

基于孪生注意力网络的建设用地遥感影像变化检测

李滔, 王海瑞

引用本文

李滔, 王海瑞. 基于孪生注意力网络的建设用地遥感影像变化检测[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220500040-5.

LI Tao, WANG Hairui. Remote Sensing Image Change Detection of Construction Land Based on Siamese AttentionNetwork [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220500040-5.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

基于FlexUDA模型的SQL注入检测研究

Study on SQL Injection Detection Based on FlexUDA Model

计算机科学, 2023, 50(6A): 220600172-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600172>

注意力特征融合的孪生网络目标跟踪方法

Attentional Feature Fusion Approach for Siamese Network Based Object Tracking

计算机科学, 2023, 50(6A): 220300237-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300237>

基于因果推断的图注意力网络

Graph Attention Networks Based on Causal Inference

计算机科学, 2023, 50(6A): 220600230-9. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220600230>

基于MLUM-Net的高分遥感影像土地利用多分类方法

Land Use Multi-classification Method of High Resolution Remote Sensing Images Based on MLUM-Net

计算机科学, 2023, 50(5): 161-169. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300110>

融合IRT的图注意力深度知识追踪模型

Graph Attention Deep Knowledge Tracing Model Integrated with IRT

计算机科学, 2023, 50(3): 173-180. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200134>

基于孪生注意力网络的建设用地遥感影像变化检测

李滔 王海瑞

昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500

(3233530796@qq.com)

摘要 针对利用传统语义分割网络进行城市建设用地变化检测过程中出现的欠分割或者过分割、边缘分割粗糙等问题,文中提出了一种基于孪生注意力网络的高分辨率遥感影像变化检测方法。该方法在编码部分使用孪生神经网络进行特征采集,以保留更多的不同时相影像特征;深层编码阶段引入空洞卷积特征金字塔实现多尺度特征的提取与融合,增大网络感受野;解码部分使用注意力机制 CBAM 突出有用特征以增强有用信息,提高边缘分割精度;最后在娄底市土地利用变化数据集上进行实验。实验结果表明,该方法在娄底市土地利用变化检测数据集上的准确率达到 92.56%,精确率达到 89.15%,召回率达到 85.61%,IoU 达到 77.53%,MIoU 达到 83.76%,F1 分数达到 87.34%,Kappa 系数达到 31.42%,性能指标优于 FCN 网络、U-Net 网络、CBAM U-Net 网络。实验结果表明,该方法可以有效解决变化检测结果欠分割或者过分割、边缘分割粗糙的问题。

关键词: 遥感影像;变化检测;注意力网络;空洞卷积特征金字塔;孪生网络

中图分类号 P237

Remote Sensing Image Change Detection of Construction Land Based on Siamese Attention Network

LI Tao and WANG Hairui

Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

Abstract Aiming at the problems of under segmentation or over segmentation and rough edge segmentation in the process of urban construction land change detection using traditional semantic segmentation network, this paper proposes a high-resolution remote sensing image change detection method based on twin attention network. In the coding part, twin neural network is used for feature acquisition to retain more image features of different phases. In the deep coding stage, the hole convolution feature pyramid is introduced to realize the extraction and fusion of multi-scale features and increase the receptive field of the network. In the decoding part, the attention mechanism CBAM is used to highlight the useful features and enhance the useful information to improve the accuracy of edge segmentation. Finally, experiment is carried out on the data set of land use change in Loudi City. Experiment shows that the accuracy rate of this method is 92.56%, the accuracy rate is 89.15%, the recall rate is 85.61%, the IOU is 77.53%, the MIoU is 83.76%, the F1 score is 87.34%, and the kappa coefficient is 31.42% on the land use change detection data set of Loudi city. The performance index is better than FCN network, u-net network and CBAM u-net network. Experimental results show that this method can effectively solve the problems of under segmentation or over segmentation of change detection results and rough edge segmentation.

Keywords Remote sensing image, Change detection, Attention network, Hole convolution feature pyramid, Twin network

1 引言

遥感变化检测是利用同一地区的多时相遥感影像进行数据处理和影像对比分析,获取地物类型变化信息的过程。随着卫星遥感技术的不断进步以及遥感影像分辨率的不断提高,基于高分辨率光学遥感影像的变化检测在土地利用/覆盖变化^[1]、城市规划^[2]、灾害监测^[3]和生态环境监测^[4]等领域得到了广泛应用,而传统的外业调查虽然检测精度高,但耗时长、效率慢、时效性差,无法满足当前的需求。因此,如何利用高分辨率光学遥感影像检测地物类型变化一直是遥感领域研究中极其热门的研究方向之一。

传统的变化检测方法有代数运算法^[5]、支持向量机^[6]、随机森林^[7]等方法,上述方法都是通过代数运算获取双时相差分变化图像;然后,根据该图像的某些变化特征,如形态学

特征、纹理特征、局部特征,分析得到变化检测结果。但当应用场景为小面积区域时,如常见的建筑物新建与拆除,上述方法由于图像配准的误差、噪声干扰、光谱的可变性等原因,会产生许多虚假的变化区域,导致变化检测精度不够高、边缘检测分割粗糙。随着遥感影像分辨率越来越高和影像数量增加,传统方法的检测速度与检测精度不满足实际应用需求,因此在高分辨率遥感影像的变化检测中上述方法变得不太适合。

近年来,随着大量学习样本的出现及新的模型不断被提出,深度学习技术迅猛发展。深度学习技术凭借自动提取特征并优化的优点,在图像分类、目标检测、图像分割等领域得到广泛应用。由于深度学习网络能够直接从双时相遥感影像中学习变化特征,并且检测速度快、检测精度高,因此深度学习也越来越多地被应用于高分辨率遥感影像变化检测。文献^[8]使用了一种全卷积神经网络(Fully Convolutional Net-

works, FCN), FCN 使用反卷积层代替卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的全连接层,实现了端到端、逐个像素的分类与预测。FCN 开启了卷积神经网络应用在语义分割的先河,在此基础上国内外学者提出了 U-Net^[9], SegNet^[10], DeepLabv1^[11], Mask-RCNN^[12] 等一系列具有代表性的网络结构。文献[13]提出了一种基于全卷积网络的建筑物语义分割方法,并将目标提取的范围从像素级的语义分割推广至目标级的实例分割,实现了以目标为对象的识别和提取;文献[14]提出了一种基于深度学习的建筑物变化检测方法,加入了金字塔池化和注意力机制,使得边缘提取效果得到提升;文献[15]基于 U-Net 模型,提出了特征金字塔的残差 UNet,得到了更高的建筑物变化检测精度;文献[16]以 U-Net 网络为基础,将编码部分单通道的输入使用双通道的孪生结构代替,突出了前后两时期图像的差异信息,提高了总体精度和 Kappa 系数;文献[17]采用了一种用于分类的全空洞卷积神经网络,在分类的基础上进行像素级和对象级的变化检测并得到变化图,与 FCN, U-Net 等网络相比,所提网络的精度和召回率得到提升。

针对城市管理部门在城市新增建设用地监管过程中无法清楚了解实地现状的问题,本文提出了一种基于孪生网络和注意力机制的高分辨率遥感影像新增建设用地使用情况监测方法。该方法在编码阶段使用双通道的孪生神经网络分别提取不同时相图像的特征,以保留不同时相影像的高维特征;在编码器的最后一层特征层引入空洞卷积特征金字塔模块提取多尺度特征,以达到增大网络感受野,获取更多全局信息的目的;解码阶段逐级引入注意力模块关注有用特征,以达到提高检测精度和分割效果的目的;最后聚合每一层的特征,获得变化结果。本文模型在娄底市土地利用数据集上测试了网络性能,并与其他常用的变化检测模型做了对比实验。

2 变化检测方法

2.1 孪生神经网络

在高分辨率遥感影像变化检测中按照分类方法的不同,可以将分类方法分为将参与变化检测的图像先进行分类,获取各自的分类图像,然后使用分类图像进行比较获取变化检测结果的分类后变化法,以及将双个时相遥感影像进行叠加,然后根据地物变化类型直接获取变化检测结果的直接分类法。其中分类后的变化法最为常用,孪生神经网络就是应用之一。孪生神经网络是一种将输入的两张图片利于同一神经网络进行特征提取,然后利用比较网络对两张图片的特征进行比较,最后获取两张图片相似度的一种网络。本文在 U-Net 网络的编码阶段使用孪生网络结构代替单通道结构,分别获取不同时相遥感影像的特征,然后求其差值作为特征,经过注意力网络后通过跳跃连接输入到对应解码部分,实现端到端的预测,最终得到变化检测。其网络结构如图 1 所示。

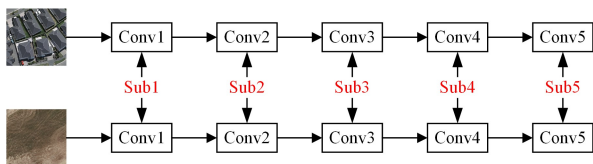


图 1 孪生神经网络
Fig. 1 Siamese neural network

2.2 注意力机制

为了更好地从诸多信息中获取感兴趣的信息,人们提出

了注意力机制这一构思。文献[18]提出了一种结合通道与空间维度的轻量级注意力机制模块 CBAM(Convolutional Block Attention Module)。CBAM 网络结构如图 2 所示,由两个独立的注意力机制子模块组成,分别是负责通道上注意力计算的通道注意力模块(Channel Attention Module)和负责空间维度上注意力计算的空间注意力模块(Spatial Attention Module)。CBAM 通过两个子模块对输入特征分别在通道和空间维度上进行压缩生成新的权重,然后使用新权重对输入特征重新加权,来达到关注重要特征,抑制不必要特征的目的。本文通过引入 CBAM 模块,在只增加少量参数的基础上,使网络能够更好地区分重要特征与不必要特征,以获取更好的分类效果。CBAM 模块生成注意力的过程可以描述为:

$$F_o = M_c(M_c(F_i) \otimes F_i) \otimes (M_s(F_i) \otimes F_i) \quad (1)$$

式(1)为 CBAM 注意力机制的计算式, F_o 表示输出的特征, $M_c(M_c(F_i) \otimes F_i)$ 表示计算空间注意力机制的权重, $M_s(F_i)$ 表示计算空间注意力机制权重, F_i 表示输入特征。

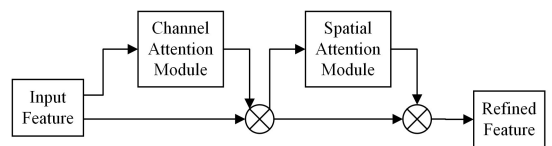


图 2 CBAM 模块的结构
Fig. 2 CBAM module structure

2.3 特征金字塔

在建筑物变化区域分割时,传统方法由于下采样是在某个固定尺寸下进行,其感受野固定,使得图像没有充分利用全局信息及上下文信息,导致不同面积的建筑物变化区域的分割效果差。特征金字塔网络(Feature Pyramid Network, FPN)可以很好地解决这一问题。FPN 是一种多个尺寸的卷积层组成的梯形结构,每一层都有一个预测输出,通过对每层进行加权叠加来获取最终的预测结果。因此,FPN 可以充分利于上下文信息,识别不同面积的建筑物。空洞卷积是一种能够增大卷积层的感受野,更好地利用上下文信息的卷积核。空洞卷积可以在高层特征上下文信息与底层空间信息之间找到一个平衡点。因此,本文使用不同膨胀系数的空洞卷积层代替特征金字塔的普通卷积层,构成空洞卷积特征金字塔(Atrous Feature Pyramid Network, AFPN),网络结构如图 3 所示。本文通过在编码阶段的最底层添加空洞卷积特征金字塔,增大了卷积层的感受野,以更好地获取到图像的上下文信息和全局信息,使得变化区域的分割精度得到提高。

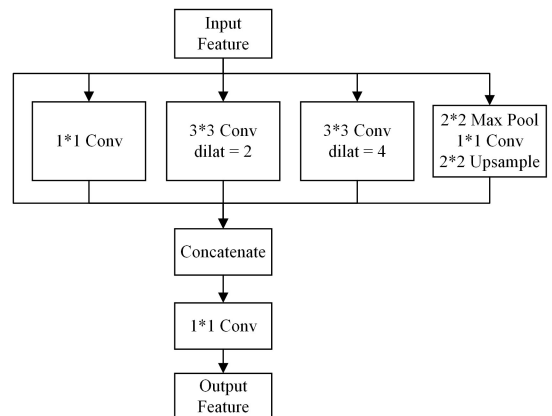


图 3 空洞卷积特征金字塔
Fig. 3 Atrous feature pyramid network(AFPN)

2.4 本文方法

本文方法在编码阶段使用权值共享的双通道孪生神经网络进行特征提取。为了获取更多上下文信息,弥补视野缺失,增大感受野,在编码部分最低层,将特征层 F_5 输入到空洞卷积特征金字塔(Atrous Feature Pyramid Network, AFPN)中得到特征图 C_5 。由于编码部分的高层特征具有丰富的上下文

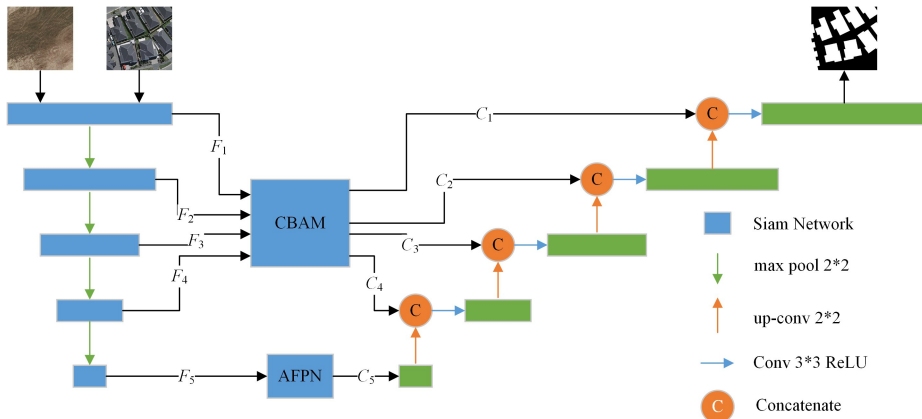


图4 孪生注意力网络结构

Fig. 4 Twin attention network structure

3 实验与分析

3.1 实验数据

本文使用的数据集为自制的遥感影像数据集。该数据集包含使用 ArcGis 地图下载的娄底市娄星区万宝新区 2015 年 10 月 28 日和 2016 年 12 月 20 日的 50 对遥感影像及使用 ENVI 制作的变化的标签图像,标签图像中包含的变化有新增裸地、新增建筑物、道路修建、新增绿地,遥感影像层级为 17 级,分辨率为 1m,尺寸为 3026×1756 。由于深度学习需要大量样本及过大的样本在模型中不好训练,本文将 50 对影像使用随机裁剪为 256×256 像素的图像,去除未变化及变化不明显的图像,然后对变化明显的图像使用旋转、镜像、添加噪声等数据增强的方式进行扩充,共生成 9000 对双时相影像和标签影像组成的数据集,数据集中的部分遥感影像如图 5 所示,最后按照训练集 60%、验证集 20%、测试集 20% 的比例选择样本对数据集进行划分。



图5 数据集样例

Fig. 5 Sample data set

3.2 评价指标

为了准确地评价本文方法的准确性,本文使用总体准确率(Over Accuracy, OA)、精确率(Precision, Pre)、召回率(Recall, Rec)、F1 分数(F1 Score)、Kappa 系数多个指标对本文方法进行对比分析。其表达式如式(2)~式(8)所示:

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2)$$

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$Rec = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$IoU = \frac{TP}{FN + TP + FP} \quad (5)$$

$$MIoU = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^1 \frac{TP}{FN + TP + FP} \quad (6)$$

$$F1 = \frac{2 \times Prc \times Rec}{Prc + Rec} \quad (7)$$

$$Kappa = \frac{OA - Pre}{1 - Pre} \quad (8)$$

其中,OA 为正确预测样本数与总样本数之间的比值;Pre 为预测值为正并且正确的样本数与总的预测值为正的样本数之间的比值;Rec 为预测值为正并且正确的样本数与总的真实值为正的样本数之间的比值;IoU 表示交集与并集的比值;MIoU 表示所有类别交集与并集之比的平均值;F1 为精确率与召回率之间的加权调和平均;Kappa 为提取结果与真实结果的比值;TP 为真实值为正样本,预测值也为正样本;TN 为真实值为负样本,预测值也为负样本;FP 为真实值为负样本,预测值为正样本;FN 为真实值为正样本,预测值为负样本;N 为总的像素数量。

3.3 变化检测结果

为了验证使用的网络的性能,本文将孪生注意力网络获得的变化检测结果与 FCN 网络、U-Net 网络、CBAM U-Net 网络获得的结果做了对比分析,建筑物变化检测的结果如图 6 所示。从图 6 可以看出,FCN 网络对于不同尺度和变化类型的变化区域的提取效果良好,但存在对颜色变化不明显的变化区域漏检的问题;U-Net 网络对建筑物变化区域的提取效果得到改善,但对小目标的变化区域的检测出现了漏检、误检,同时还存在颜色变化不明显的变化区域及变化区域内部漏检的问题;CBAM U-Net 网络对变化区域内部漏检的情况得到改善,但还是存在对非建筑物变化及颜色变化不明显区域漏检、误检的问题。本文使用的孪生注意力网络与其他 3 种网络相比对变化区域的提取效果更加明显完整,对于

小尺度变化区域的漏检、误检情况得到改善,并且对于非建筑物变化区域及颜色变化不明显的区域检测效果得到加强。

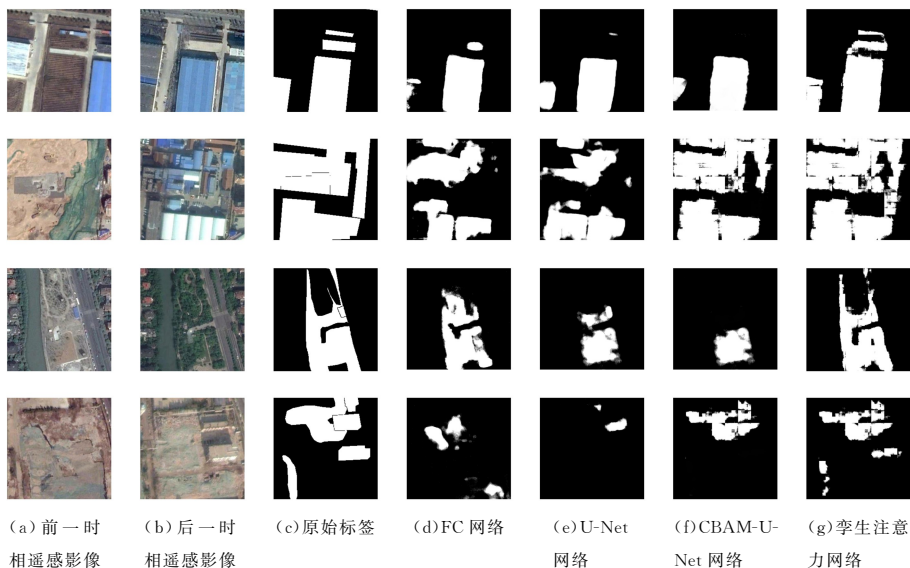


图6 建筑物变化检测结果

Fig. 6 Building change detection results

3.4 精度分析

为了验证检测模型的性能,在相同的实验环境下,选用FCN网络、U-Net网络、添加了注意力模块的CBAM U-Net与本文模型进行对比,对比结果如表1所列。从表1可以看出,孪生注意力网络的总体准确率、精确率、召回率、IoU、MIoU、F1分数、Kappa系数均优于FCN网络、U-Net网络、CBAM U-Net网络。与FCN网络相比,本文

方法的各项指标分别提高了3.19%,5.81%,4.92%,8.1%,6.05%,12.96%, -4.77%;与U-Net网络相比,本文方法的各项指标分别提高了1.81%,1.44%,4.92%,5.2%,3.7%,3.43%,6.69%;与CBAM U-Net网络相比各项指标分别提高了0.92%,1.11%,2.14%,2.58%,1.54%,6.44%,1.32%。因此,实验数据表明孪生注意力网络的变化检测效果更好。

表1 不同网络性能指标的对比

Table 1 Comparison of different network performance indicators

(单位:%)

Method	OA	Precision	Recall	IoU	MIoU	F1	Kappa
FCN	89.37	83.34	80.69	69.43	77.71	74.38	36.19
U-Net	90.75	87.71	80.43	72.33	80.06	83.91	24.73
CBAM U-Net	91.64	88.04	83.47	74.95	82.22	80.90	30.10
ours	92.56	89.15	85.61	77.53	83.76	87.34	31.42

结束语 针对城市管理部门在城市新增建设用地监管过程中无法清楚了解实地现状的问题,本文提出了一种孪生注意力网络遥感影像变化检测方法。该方法在编码部分结合孪生结构进行特征提取,深层编码阶段引入空洞卷积特征金字塔增大感受野,提取多尺度特征,解码部分使用注意力机制CBAM突出有用特征增强边缘检测效果,并在娄底市土地利用数据集上对本文网络、FCN、U-Net、CBAM U-Net网络进行性能比较。实验结果表明,改进后的网络模型对小目标变化区域及颜色变化不明显的变化区域的漏检、误检得到改善,与FCN、U-Net、CBAM U-Net网络相比,本文方法的总体准确率、精确率、召回率、F1分数都有一定提高,检测效果更好。但由于除建筑物新增变化外其他变化样本较少,导致对其他变化检出效果不理想,后续将会针对其他类型的变化区域检测进行改进。

参考文献

[1] ZHU X X, NING X G, WANG H, et al. Land use classification

for optimization segmentation based on high-precision land cover data[J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(6): 140-149.

[2] SONG K Q, JIE J. AGCDetNet: an attention-guided network for building change detection in high-resolution remote sensing images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing, 2021, 14: 4816-4831.

[3] GAO C, FENG D J, HU J L, et al. Collapse and landslide extraction from remote sensing image based on improved feature pyramid network [J]. Science of Surveying and Mapping, 2021, 46(11): 32-38, 46.

[4] HU B. Land dynamic change monitoring based on remote sensing image processing[J]. Beijing Surveying and Mapping, 2021, 35(1): 70-73.

[5] CHEN F, ZHANG J, ZENG B. Habitation change detection based on image algebra and effectiveness evaluation using ZY-3 satellite image[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(5): 38-41.

[6] ZHU E Z, SONG W D, DAI J G. Road extraction of high-resolution remote sensing image based on improved SVM[J]. Science

- of Surveying and Mapping, 2016, 41(12): 224-228.
- [7] WANG H, DAN X F, LI Z Y, et al. Extraction of winter leisure fields in Jingmen city based on random forest[J]. Science of Surveying and Mapping, 2020, 45(5): 101-105, 108.
- [8] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolution networks for semantic segmentation[C] // 2015 IEEE Conference on Computer. 2015.
- [9] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolution networks for biomedical image segmentation [M] // Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing. 2015: 234-241.
- [10] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolution networks for biomedical image segmentation [M] // Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer International Publishing. 2015: 234-241.
- [11] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[J]. Computer Science, 2014(4): 357-361.
- [12] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(2): 386-397.
- [13] JI S P, WEI S Q. Building extraction via convolutional neural networks from an open remote sensing building dataset[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2019, 48(4): 448-459.
- [14] HAN X, HAN L, LI L Z, et al. High-resolution remote sensing image building change detection based on deep learning[J/OL]. Laser and Optoelectronics Progress: 1-14. [2022-04-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20210823.1125.002.html>.
- [15] WANG M C, ZHU C Y, CHEN X Y, et al. Building change detection high resolution remote sensing images based on FPN Res-Unet[J]. Journal of Jilin University (Earth Science Edition), 2021, 51(1): 296-306.
- [16] XIANG Y, ZHAO Y D, DONG J H. Remote sensing image mining area change detection based on improved UNet siamese network[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(12): 3773-3780.
- [17] JI S P, TIAN S Q, ZHANG C. Urban land cover classification and change detection using fullyatrous convolutional neural network[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(2): 233-241.
- [18] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C] // European Conference on Computer Vision. 2018: 3-19.



LI Tao, born in 1999, postgraduate. His main research interests include remote sensing image processing and so on.



WANG Hairui, born in 1969, professor, master supervisor. His main research interests include embedded application technology and multi intelligence technology.