

一种基于 U-Net 的高分影像土地利用/覆盖变化检测方法

李聪毅^{1,2}, 孔祥兵², 杨娜¹, 王逸男², 杨刚凤^{1,2}

(1.河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003;

2.黄河水利科学研究院 水利部黄土高原水土保持重点实验室, 河南 郑州 450003)

摘要: [目的] 介绍一种基于 U-Net 的高分影像的土地利用/覆盖变化检测方法, 为该模型在遥感影像变化检测方面的应用提供理论支持。[方法] 采用 U 型神经网络对河南省禹州市两期高分一号影像和 WHU building dataset 建筑物变化检测数据集中的变化图斑进行自动检测试验, 并与 FCN 和 SegNet 两种模型进行比较。[结果] 在两个数据集的验证样本中, U 型神经网络模型的 F_1 值分别为 0.699, 0.66 和 0.673, 均优于其他两种模型, 并且漏检率较低, 更加接近变化参考图。[结论] 采用 U 型神经网络对高分辨率遥感影像进行土地利用/覆盖变化检测是可行的, 且能有较高的检测精度。

关键词: 变化检测; 高分辨率遥感; U 型神经网络; 深度学习

文献标识码: B

文章编号: 1000-288X(2021)04-0133-06

中图分类号: P237

文献参数: 李聪毅, 孔祥兵, 杨娜, 等. 一种基于 U-Net 的高分影像土地利用/覆盖变化检测方法[J]. 水土保持通报, 2021, 41(4): 133-138. DOI: 10.13961/j.cnki.stbctb.2021.04.019; Li Congyi, Kong Xiangbing, Yang Na, et al. A U-Net based land use/cover change detection method with high resolution image [J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2021, 41(4): 133-138.

A U-Net Based Land Use/Cover Change Detection Method with High Resolution Image

Li Congyi^{1,2}, Kong Xiangbing², Yang Na¹, Wang Yinan², Yang Gangfeng^{1,2}

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

He'nan 454150, China; 2. Key Laboratory of Soil and Water Conservation on the Loess Plateau of

Ministry of Water Resources, Yellow River Institute of Hydraulic Research, Zhengzhou, He'nan 450000, China)

Abstract: [Objective] The U-Net based land use/cover change detection method with high resolution image was introduced to provide theoretical support for the application of the model in remote sensing image change detection. [Methods] The U-type neural network was used to detect the change spots in Gaofen-1 image of Yuzhou City, He'nan Province and WHU building data, and compared with FCN and SegNet. [Results] The experimental results showed that the F_1 score of U-type neural network model were 0.699, 0.66 and 0.673 respectively, which were better than the other two methods, and the missing rate was lower, which was closer to the change reference diagram. [Conclusion] It is feasible to use U-type neural network for change detection in high-resolution remote sensing images, and it could have high detection accuracy.

Keywords: change detection; high resolution remote sensing; U-type neural network; deep learning

随着 QuickBird, IKONOS, 国产资源三号, 高分一号等一系列高空间分辨率遥感卫星成功发射, 使得地物之间的特征分布和空间关联清晰呈现, 通过高分

分辨率遥感影像对地表覆盖变化检测成为一种高效、准确的技术手段^[1]。遥感影像的变化检测是通过同一地理区域在不同时期内获取的两幅(或多幅)影像,

收稿日期: 2021-01-29

修回日期: 2021-04-25

资助项目: 国家自然科学基金项目“基于同质区分析的高光谱影像混合像元稀疏分解研究”(61501200); 国家重点研发计划项目(2017YFC0504501); 河南省水利科技攻关计划项目(GG201942; GG201829); 黄科院研究开发项目(HKY-YFXM-2020-02)

第一作者: 李聪毅(1994—), 男(汉族), 河南省南阳市人, 硕士研究生, 研究方向为高分影像的变化检测。Email: licongyi915@gmail.com。

通讯作者: 孔祥兵(1983—), 男(汉族), 河南省濮阳市人, 高级工程师, 主要从事生态环境遥感监测方面的工作。Email: kongxb_wuhu@foxmail.com。

结合相关地理数据和遥感成像机理,来确定该区域的地物是否发生变化^[2]。针对遥感影像变化检测技术,国内外学者提出了大量算法,如代数法^[3]、时间序列分析法^[4]、面向对象法^[5-6]等。虽然这些模型在土地覆盖/土地利用监测^[7-9]、城市扩展^[10]、生态系统监测^[11-14]、灾害监测等^[15]领域得到了广泛的应用,但是随着土地变化速度的加剧,环境复杂性的加深以及遥感数据多样性的增加,传统的模型已经不能很好适应变化检测的需求^[16]。

近年来,深度学习以强大的特征提取能力在图像分类、语义分割以及目标检测等领域中取得了巨大的进步。2015年,Long等^[17]提出了全卷积神经网络(fully convolutional networks, FCN),与传统的卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)相比,FCN在经过多层的卷积和池化操作之后,不再使用全连接层构造特征向量来对图像进行预测,而是利用反卷积操作将特征图进行上采样,使得输出的图像与输入图像具有相同的分辨率,从而对图像实现了像素级别的语义分割。虽然FCN网络中使用了短链接的多特征融合,但是在对各个像素进行预测时,没有充分考虑像素之间的空间一致性以及图像全局的上下文信息,因而导致最终得到的预测结果边缘部分模糊,分割精度不足。后续出现的U型神经网络(U-type neural network, U-Net)是在FCN的基础

上进行改良的,与FCN中使用的短连接相比,U-Net在解码端采用跳跃连接方式将低维与高维的特征进行融合,从而改善了边缘细节模糊的问题^[18],并且在医学影像分割领域取得了很好的试验效果,然而很少用于高分辨率遥感影像变化检测研究。因此,本文尝试采用U-Net模型对高分辨率遥感影像进行变化检测。

1 试验方法与数据

1.1 U型神经网络

U-Net^[18]是在2015年的ISBI Challenge竞赛中由Ronneberge等人提出的一种分割网络,是一种对称的U型结构,网络结构如图1所示。网络左侧的收缩路径是由4个卷积层组成的编码端,每个卷积层都是由2个 3×3 大小的卷积核堆叠而成,相邻卷积层每次经过大小为 2×2 的最大池化操作对特征图进行下采样。收缩路径的主要作用是将输入的影像经过多次的卷积及池化操作,提取图像的特征,最终形成高维特征图。右端的扩张路径是由4个上采样层组成的解码结构,上采样过程采用反卷积的方式进行,可以避免特征在传递过程中产生特征丢失的问题。跳跃连接将深层和浅层特征图在波段维度上进行融合,保留了更多的维度位置信息,从而改善了图像边缘细节模糊的问题。

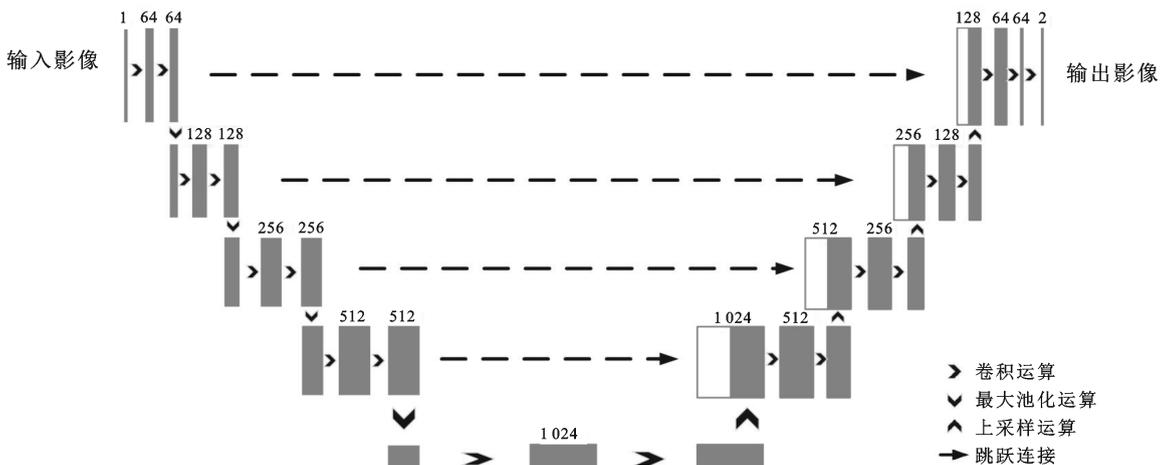


图1 U-Net网络结构示意图

1.2 试验数据

为了验证基于U-Net模型在高分遥感影像变化检测中的可行性,本研究拟采用两种数据集进行分析验证。

数据集1为2016年和2017年两期的河南省禹州市高分一号遥感影像,变化类型主要是土地利用/覆盖的变化,空间分辨率为2m(图2)。数据集2是

一包含大场景、高分辨率的遥感建筑物数据库(WHU building datasets),本文试验采用的是建筑物的变化检测数据集,数据影像为新西兰Christchurch市,地面分辨率为0.075m,是由武汉大学的季顺平教授团队^[19]在ArcGIS软件中采用全人工方式前后进行了3次的检查与修订,提供了高质量的高分遥感影像变化检测数据集(图3)。

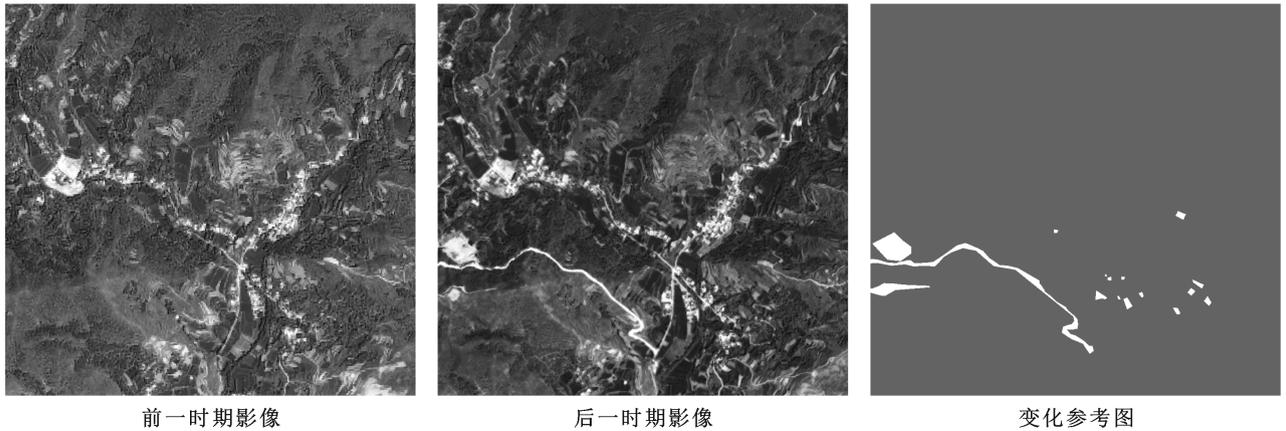


图 2 GF-1 号遥感影像



图 3 Christchurch 市航空建筑物数据遥感影像

1.3 试验环境与模型参数设置

本文的试验环境为 i7-8700 处理器, NVIDIA GeForce GTX1080 显卡, 16 G 内存, GPU 加速库采用 CUDA-9.2。深度学习框架为 PyTorch。由于计算机 GPU 硬件的限制, 并不能直接将影像输入网络中训练, 需要对预处理后的遥感影像进行分割, 将前后两期影像样本以及变化参考图采用大小为 960×960 的滑动窗口进行同步分割, 以确保影像样本和变化参考图能够一一对应。在训练 U-Net 模型前首先需要对参数进行设置, 参数优化器为 Adma 函数, 学习率 (learning rate) 用来调整模型的学习进度, 初始学习率为 1.00×10^{-4} ; 学习率变化指数 (gamma) 用来调整学习率的变化速率, 本文试验将 gamma 设置为 0.1; 当验证集的损失值不再继续降低时, 对学习率进行衰减, 衰减后的学习率等于初始学习率与学习率变化指数的乘积。模型训练的损失函数采用交叉熵损失函数 (categorical cross entropy), 由于发生变化样本数量与未变化的样本数量不平衡, Maxwell 等人^[20]研究表明, 基于深度卷积神经网络的语义分割模型对正负样本的平衡度比较敏感, 故需要对其进行加权处

理。通过对变化像元和未变化像元的个数进行统计, 将其权重设置为 1 : 9 对正负样本进行平衡。

1.4 模型训练与测试

为了增强模型的泛化能力, 采用垂直和水平翻转等数据增强的方式对训练样本进行 90° , 180° , 270° 旋转。在 U 型神经网络模型的输入端, 将两期三通道的遥感影像叠加形成一幅六通道的遥感影像进行输入, 影像在经过网络左侧的收缩路径进行多次的卷积、池化等操作对特征进行提取。为准确的预测每一像素是否发生变化, 需要将特征图恢复到输入时图像的大小, 因此, 在网络的右侧扩张路径通过反卷积操作对特征图进行上采样, 并采用 softmax 分类器对特征图进行预测, 最终得到一幅包含变化和未变化的二分类变化检测图。

2 试验结果与分析

为了分析 U-Net 模型在高分遥感影像变化检测中的有效性, 同时使用 FCN^[17] 和 SegNet^[21] 两种模型对两期影像进行变化检测试验并进行对比验证。通过与变化参考图对比统计分析, 获取 3 种变化检测

模型试验结果的准确率 (precision)、召回率 (recall)、漏检率 (omission)、 F_1 值 (F_1 -score) 等定量的评价指标^[22]。其中准确率、召回率、 F_1 值越高, 说明检测的效果越好; 漏检率越低, 则说明检测的效果越好。

定量分析 3 种模型在禹州市两个植被变化检测验证区域的试验效果。在验证区域 1 (图 4) 中, U-Net 模型与 SegNet 和 FCN 相比在准确率、召回率和 F_1 值均优于其他两种模型, 其中准确率、召回率和 F_1 值分别高出 5.4% 和 4.1%, 3.6% 和 13.4%, 4.5% 和 9%。漏检率低出分别低出 3.6% 和 13.4%。在验证区域 2 (图 5) 中, U-Net 模型与 SegNet 和 FCN 两种模型相比, 在准确率、召回率以及 F_1 值均高于其他两种模型, 其中 F_1 值分别高出 10.6% 和 4.3%, 漏检率低于其他两种模型 (表 1)。以 3 种模型所检测出来的变化图斑为例 (详见图 4 实线框范围), SegNet 模型试验结果图斑存在边缘细节模糊的问题, FCN 模型试验结果图斑具有明显的拼接痕迹, 相对来说, U-Net 模型检测出来的变化图斑与变化参考图较为接近; 然而 3 种模型都未能将道路检测出来 (见图 4 虚线框范围)。在验证区域 2 中, 3 种模型都存在错检的情况 (图 5), 相比之下, SegNet 模型与 FCN 模型

都存在较大面积的错检, U-Net 模型的错检面积较小, 得到的变化检测图也与变化参考图更加接近。

在 Christchurch 市的建筑物变化检测试验中, FCN 和 SegNet 两种模型依旧存在上述描述的缺点, U-Net 模型检测出来的建筑物的边缘轮廓较为清晰并且和变化参考图更加接近 (图 6), 并且 U-Net 模型在各项精度指标上均优于其他两种模型 (详见表 2), 这里不再做过多的赘述。

总体而言, U-Net 模型检测的变化图斑轮廓信息较为完整, 漏检图斑和错检图斑较少, 与变化参考图更加接近。U-Net 模型之所以优于其他两种模型, 主要原因有以下两点: ① FCN 模型在上采样过程中, 直接对尺寸小的特征图进行反卷积操作扩大尺寸, 而 U-Net 模型则是对特征图进行多组卷积操作, 一方面可以将不同层次的特征图进行更好地融合, 另一方面也加深了模型的深度, 使得模型可以学习到深层复杂的特征; ② U-Net 模型采用跳跃连接的方式将浅层特征和深层特征在波段维度上进行拼接, 保证最终的特征图尽可能多的包含原始输入影像各个尺度的特征。因此, U-Net 模型在变化检测试验中的检测精度优于其他两种模型。

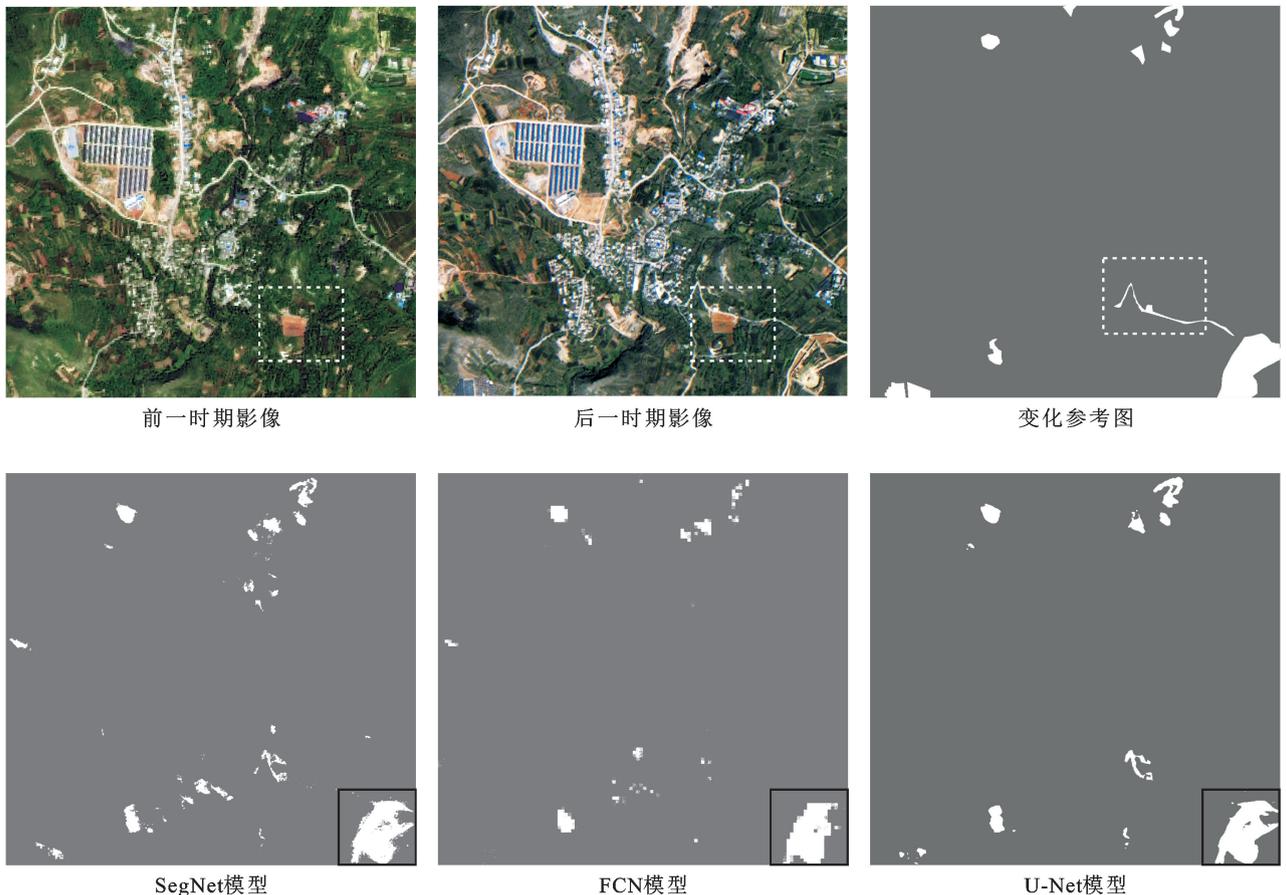


图 4 禹州市验证区域 1 的变化检测结果

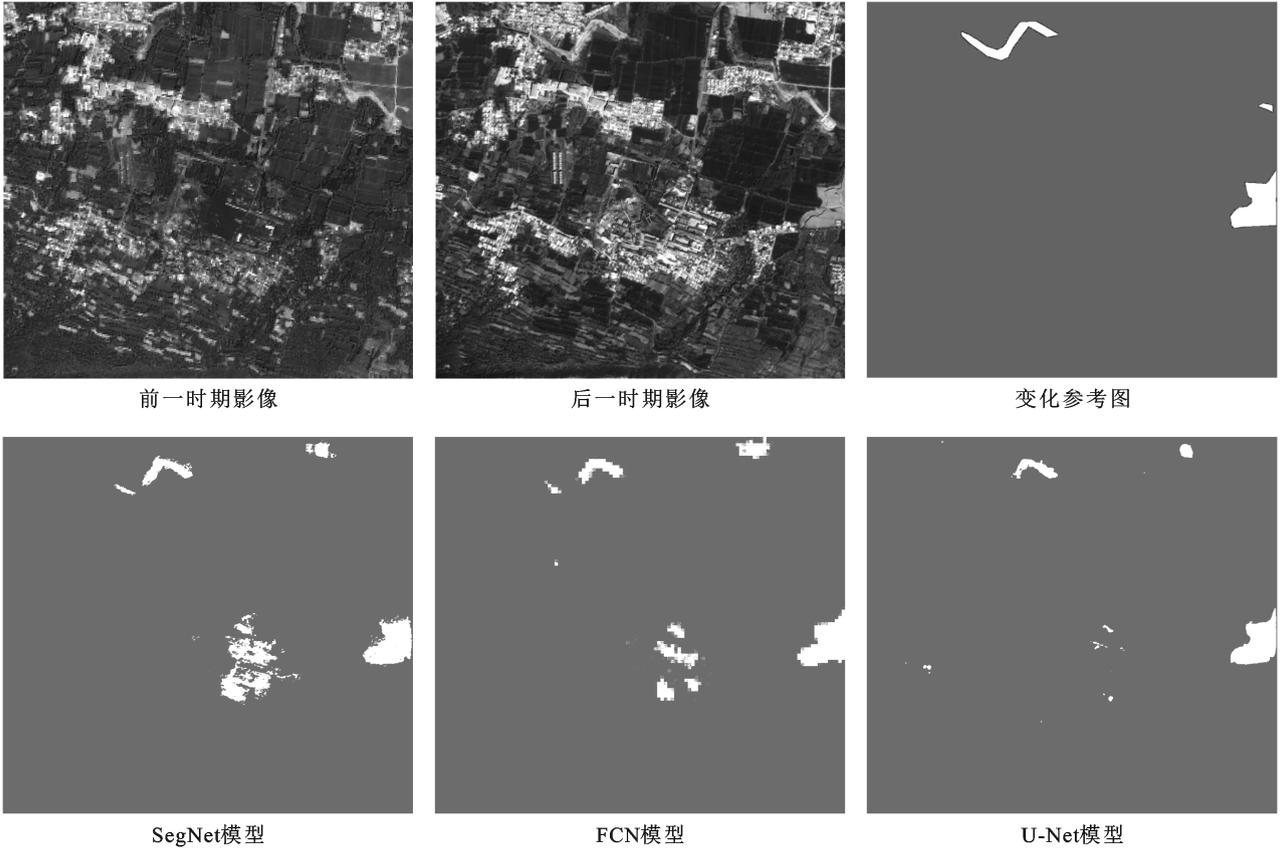


图 5 禹州市验证区域 2 的变化检测结果

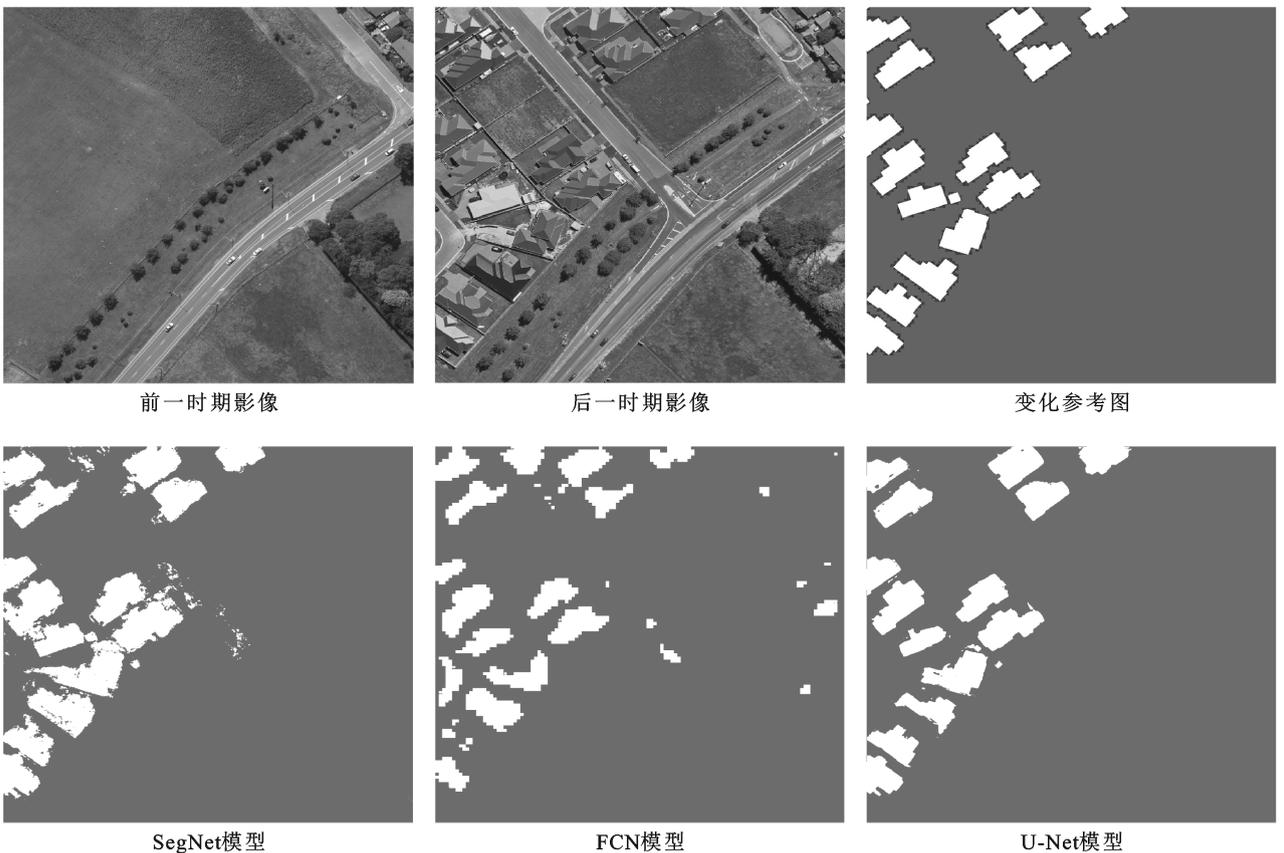


图 6 Christchurch 市验证区域 1 的变化检测结果

表 1 禹州市验证区域变化检测结果对比

| 项目 | 评价模型 | 准确率 | 召回率 | 漏检率 | F_1 值 |
|--------|--------|-------|-------|-------|---------|
| 验证区域 1 | SegNet | 0.639 | 0.670 | 0.330 | 0.654 |
| | FCN | 0.652 | 0.572 | 0.428 | 0.609 |
| | U-Net | 0.693 | 0.706 | 0.294 | 0.699 |
| 验证区域 2 | SegNet | 0.478 | 0.659 | 0.341 | 0.554 |
| | FCN | 0.572 | 0.664 | 0.336 | 0.617 |
| | U-Net | 0.610 | 0.719 | 0.281 | 0.660 |

表 2 Christchurch 市区域 1 的变化检测结果精度对比

| 评价模型 | 准确率 | 召回率 | 漏检率 | F_1 值 |
|--------|-------|-------|-------|---------|
| SegNet | 0.409 | 0.653 | 0.343 | 0.499 |
| FCN | 0.362 | 0.597 | 0.402 | 0.451 |
| U-Net | 0.603 | 0.678 | 0.321 | 0.639 |

3 结论

本文将 U-Net 模型应用到高分辨率遥感影像变化检测,实现了对两期影像变化区域的自动提取。试验结果表明,基于 U-Net 模型的高分辨率遥感影像的变化检测结果在漏检率、 F_1 值等定量评价指标上具有较好表现。但是,仅考虑像元辐射信息和相邻像元空间纹理等特征来判断是否发生变化是不全面的,变化检测结果会受到季节、光照等因素影响。因此,高分辨率遥感影像变化检测研究中,如何利用深度学习模型提取有效的地物特征、减少伪变化并提高变化检测的精度,是今后研究的主要方向。

[参 考 文 献]

- [1] 张良培,武辰.多时相遥感影像变化检测的现状与展望[J].测绘学报,2017,46(10):1447-1459.
- [2] Bruzzone L, Bovolo F. A novel framework for the design of change-detection systems for very-high-resolution remote sensing images [J]. Proceedings of the IEEE, 2013,101(3):609-630.
- [3] Sohl T L. Change analysis in the United Arab Emirates: An investigation of techniques [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1999,65(4):475-484.
- [4] 赵忠明,孟瑜,岳安志,等.遥感时间序列影像变化检测研究进展[J].遥感学报,2016,20(5):1110-1125.
- [5] 李亮,舒宁,王琰.利用归一化互信息进行基于像斑的遥感影像变化检测[J].遥感信息,2011(6):18-22.
- [6] Desclée B, Bogaert P, Defourny P. Forest change detection by statistical object-based method [J]. Remote Sensing of Environment, 2006,102(12):1-11.
- [7] Jin Suming, Yang Liming, Zhu Zhe, et al. A land cover change detection and classification protocol for updating Alaska NLCD 2001 to 2011 [J]. Remote Sensing of Environment, 2017,195:44-55.
- [8] 张兵,秦元萍,韦锐,等.基于 IRS-P6 遥感影像的高原区土地利用动态变化监测[J].水土保持通报,2017,37(1):118-122.
- [9] 任秀金,盖艾鸿,宋金蕊.1999—2009 年青海省德令哈市土地利用/覆盖变化特征[J].水土保持通报,2014,34(5):248-253.
- [10] Xian G, Homer C. Updating the 2001 National Land Cover Database impervious surface products to 2006 using Landsat imagery change detection methods [J]. Remote Sensing of Environment, 2010,114(8):1676-1686.
- [11] Sonnenschein R, Kuemmerle T, Udelhoven T, et al. Differences in Landsat-based trend analyses in drylands due to the choice of vegetation estimate [J]. Remote Sensing of Environment, 2011,115(6):1408-1420.
- [12] Elmore A J, Mustard J F, Manning S J, et al. Quantifying vegetation change in semiarid environments: Precision and accuracy of spectral mixture analysis and the normalized difference vegetation index [J]. Remote Sensing of Environment, 2000,73(1):87-102.
- [13] Song Chunqiao, Huang Bo, Ke Linghong, et al. Remote sensing of alpine lake water environment changes on the Tibetan Plateau and surroundings: A review [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014,92:26-37.
- [14] 刘明霞,刘友存,陈明,等.2000—2018 年赣江上游植被覆盖度时空演化及其对气候变化的响应[J].水土保持通报,2020,40(5):284-290.
- [15] Brunner D, Lemoine G, Bruzzone L. Earthquake damage assessment of buildings using VHR optical and SAR imagery [J]. IEEE Transaction on Geoscience & Remote Sensing, 2010,48(5):2403-2420.
- [16] Daudt R C, Le Saux B, Boulch A. Fully Convolutional Siamese Networks for Change Detection [C] // 201825th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2018.
- [17] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [C] // Proceedings of the Ieee Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [18] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [C] // International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015.
- [19] 季顺平,魏世清.遥感影像建筑物提取的卷积神经网络与开源数据集模型[J].测绘学报,2019,48(4)448-459.

究中的泥面/水面到坝顶的距离是对汛前状态的衡量,为静态指标,其实质是通过滞洪库容的影响来反映当发生降雨事件时坝库的蓄水及泄洪能力。几乎在所有关于淤地坝风险评价的文献中,工程风险都是占比最高的风险类别^[4-9],也就是说使淤地坝发生溃坝的最大风险因素是坝体自身的不稳固。然而,尽管各地正常运行的淤地坝都是通过验收交付使用的质量合格的坝,但在运行过程中受水力侵蚀、鼠洞、蚁穴、不均衡碾压等多种因素的影响,难免会出现侵蚀沟、洞穴、裂缝等过水通道以及严重影响坝体安全的变形问题^[7,9],而这些问题得不到及时补救则与管理有关^[10-13],因此,加强管理意识、增加管护经费、提高坝体安全是淤地坝安全运行的重要保障。

5.2 结论

研究通过现场调研、专家打分、层次分析、专家评议等多种形式对甘肃省淤地坝工程溃坝风险指标和指标权重进行了研究,构建了甘肃省淤地坝工程溃坝风险评价模型。该模型由水文风险(B_1)、运行风险(B_2)、管理风险(B_3)、工程风险(B_4)共 4 个风险类型模块(权重分别为 0.12,0.13,0.12,0.63)组成,各模块又分别包括 2,3,3,8 共 16 个具体评价指标;水面/泥面到拦泥坝高的距离(D_1)、剩余淤积库容(D_4)、有无 3 个管理负责人(D_7)、坝体变形(D_{12})分别是 4 个风险类型模块的最大权重评价指标,分别占各自模块权重的 69.23%,61.53%,53.85%,0.22%,合计占 16 个指标总权重的 38.00%。权重在 0.09 以上的指标共计 6 个,对淤地坝工程溃坝风险起主要把控作用。本研究对各指标的评分标准作了规定,依据综合风险得分将输出的风险等级和预警等级划分为 3 级。模型

由输入、分析和输出 3 个模块组成,层次清晰,架构明确,模型的构建可为汛前淤地坝工程风险的评价提供实时预警数据,使淤地坝兴农、两不误。

[参 考 文 献]

- [1] 王志坚,李冰,王楠.坝系工程除险加固时标准和洪水组合问题探讨[J].中国水土保持,2019(11):12-16.
- [2] 黄河上中游管理局.黄土高原淤地坝安全运用管理探讨[J].中国水土保持,2020(10):27-29.
- [3] 惠波,惠露,郭玉梅.黄土高原地区淤地坝“淤满”情况及防治策略[J].人民黄河,2020,42(5):108-111,115.
- [4] 王丹,哈玉玲,李占斌,等.宁夏典型流域淤地坝系运行风险评价[J].中国水土保持科学,2017,15(3):17-25.
- [5] 杭朋磊.黄土高原淤地坝系洪灾溃决风险评价[D].陕西西安:西安理工大学,2020.
- [6] 杨瑞,李子龙,王丹,等.黄土高原小流域淤地坝系安全评价[J].延安大学学报(自然科学版),2018,37(1):41-45.
- [7] 袁水龙,张卫华,王湛.黄土丘陵区小流域淤地坝系安全评价体系研究[J].西部大开发(土地开发工程研究),2018,3(5):40-45,50.
- [8] 钟少华.王茂沟流域淤地坝风险评价与除险方法研究[D].陕西西安:西安理工大学,2020.
- [9] 段茂志.淤地坝溃坝风险评价与实时预警模型设计[D].陕西西安:西安理工大学,2019.
- [10] 马建业,张扬,袁水龙.淤地坝系安全运行保障技术探析[J].中国水土保持,2019(5):6-8,31.
- [11] 李继忠.安定区淤地坝工程安全运用管理现状与对策[J].中国水土保持,2019(8):18-20.
- [12] 惠波,王答相,张涛.关于新时期黄土高原地区淤地坝建设管理的几点思考[J].中国水土保持,2020(2):23-26.
- [13] 杨稳新.紧抓新时代发展机遇促进陕西淤地坝高质量发展[J].中国水土保持,2020(9):68-69,83.

(上接第 138 页)

- [20] Maxwell A E, Warner T A, Fang F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review [J]. International Journal of Remote Sensing, 2018,39(9):2784-2817.
- [21] Badrinarayanan V, Kendall A, Cipolla R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(12):2481-2495.
- [22] Lei Tao, Zhang Yuxiao, Lv Zhiyou, et al. Landslide inventory mapping from Bitemporal images using deep convolutional neural networks [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019,16(6):982-986.