

doi: 10. 6046/gtzyyg. 2020. 04. 13

引用格式: 徐锐,余小于,张驰,等. 融合 Unet 网络和 IR - MAD 的建筑物变化检测方法[J]. 国土资源遥感,2020,32(4):90 - 96. (Xu R, Yu X Y, Zhang C, et al. Building change detection method combining Unet and IR - MAD[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(4): 90 - 96.)

融合 Unet 网络和 IR - MAD 的建筑物变化检测方法

徐锐¹, 余小于¹, 张驰¹, 杨璠¹, 黄宇², 潘俊¹

(1. 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079;

2. 武大吉奥信息技术有限公司, 武汉 430223)

摘要: 通过遥感影像对城市建筑物进行变化检测,可以全面掌握城市建筑物的规划实施情况,辅助城市管理部门及时发现并依法查处各类违章建筑。提出了一种融合 Unet 网络和 IR - MAD 的城市建筑物变化检测方法,首先,分别使用加权小型 Unet 网络和 IR - MAD 检测遥感影像中的疑似变化像素;然后,基于投票的方式融合疑似变化像素检测结果,确定变化像素;接着通过形态学操作去除斑点噪声、填充变化区域内部空洞等来优化变化像素区域;最后,基于建筑物阴影特性去除非建筑物的变化区域,从而得到建筑物变化检测结果。实验表明,该方法比仅使用 Unet 网络或 IR - MAD 可更准确地检测出遥感影像中的建筑物变化。

关键词: 卷积神经分割网络; 迭代加权多元变化检测; 变化检测

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001 - 070X(2020)04 - 0090 - 07

0 引言

遥感影像变化检测即利用多时相的遥感数据分析并确定地表覆盖变化的特征与过程,将多时相图像中随时间变化的像素赋予变化语义类别标签。变化检测在农业、国土资源监测和灾情评估等众多领域具有重要的应用需求,对遥感影像变化检测方法进行研究具有重要的意义。遥感影像的变化检测一直是学术界的研究热点,许多学者对其进行了研究。目前变化检测方法可分为 2 类:非深度学习变化检测方法和深度学习变化检测方法。

非深度学习变化检测方法主要包含影像代数法、影像变换法和分类检测法 3 类。影像代数法是对 2 幅校正好的影像通过计算对应像素点灰度值的差异,然后通过阈值分割来确定变化情况的方法,包括影像灰度差值法^[1-2]、影像灰度比值法^[3]、影像回归法^[4]、植被指数差分法^[5-6]和变化向量分析法^[7-9]等。影像变换法将多波段遥感影像看作多维数据集,通过对多维数据进行投影的方法,将原始遥感影像投影到特征空间中,在特征空间中进行变化检测,实际应用中常用的影像变

换法有主成分分析法(principal component analysis, PCA)^[10-11]、独立成分分析法(independent component analysis, ICA)^[12-13]、多元变化检测(multivariate alteration detection, MAD)^[14]、慢特征分析法^[15-16]和迭代加权多元变化检测(IR - MAD)^[17-18]等。分类检测法^[19-21]包括一个分类步骤和一个比较步骤,首先对影像进行分类,然后对分类结果进行比较,如果对应类别的标签相同,则认为该像素没有发生变化,否则认为该像素发生了变化。分类检测法除了检测地物发生变化的区域,还可以获取具体的地物变化类型,即获取“from - to”变化信息。

作为一种遥感数据特征挖掘的有效手段,深度学习为遥感影像的变化检测提供了新的途径^[22]。由于遥感影像变化检测问题属于图像像素级别的二分类问题,即语义分割问题,因此可以对已有的深度学习分割网络(如 Unet^[23]、DeepLab^[24]和 FastFCN^[25]等)进行改进直接用于变化检测,即基于深度学习的遥感影像变化检测方法。基于深度学习的遥感影像变化检测可以直接、快速地从多时相遥感影像中得到变化检测结果,对噪声等干扰具有较强的鲁棒性,但目前此方向的研究较少^[26]。Chu

收稿日期: 2020 - 01 - 15; 修订日期: 2020 - 03 - 04

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于临近空间平台的天地一体化信息网络关键技术集成与综合验证”(编号: 91738301)资助。

第一作者: 徐锐(1996 -),女,硕士研究生,主要研究方向为遥感影像变化检测、质量改善。Email: sheryxu@whu.edu.cn。

通信作者: 潘俊(1979 -),男,博士,研究员,主要研究方向为遥感影像处理。Email: panjun1215@whu.edu.cn。

等^[27]应用改进的深度信念网络(deep belief network, DBN)进行变化检测; Lebedev 等^[28]提出了一种使用条件对抗网络(conditional adversarial network, CAN)的遥感影像变化检测方法; 张鑫龙等^[29]提出了一种基于深度学习的变化检测新方法; Vignesh 等^[30]对深度学习和机器学习在遥感影像变化检测上的性能进行了评估。

但变化检测是一个复杂的综合处理过程, 仍然面临诸多挑战。非深度学习变化检测方法的检测结果与阈值密切相关, 对于实际问题很难找到合适的阈值使结果同时满足高准确率、低误检率和低漏检率的要求; 深度学习变化检测方法需要大量的训练数据, 模型的效果与数据量相关, 数据量较小会限制模型的效果。因此, 本文提出了一种融合 Unet 网络和 IR-MAD 的建筑物变化检测方法, 将深度学习和非深度学习方法相结合, 以进一步提升检测的精度。

1 融合 Unet 网络和 IR-MAD 的建筑物变化检测方法

对于遥感影像变化检测, 完全人工解释费时费力, 非深度学习方法难以实现高精度自动化的变化检测, 深度学习需要大量训练数据才能获得高精度的检测结果, 并且如果新的数据与训练数据特征分布不同, 则训练的深度学习模型就无法取得好的效果。针对上述问题, 考虑到通常情况下用于遥感影像变化检测训练的标注样本数据有限, 本文提出了一种融合深度学习加权小型 Unet 网络和非深度学习 IR-MAD 的建筑物变化检测方法。

首先, 对已配准的 2 个时相遥感影像, 分别利用加权小型 Unet 网络和 IR-MAD 进行疑似变化像素的检测, 2 种检测方法相互独立, 通过投票的方式融合疑似变化像素检测结果, 确定变化像素; 然后, 在融合后的结果上进行后处理操作, 包括使用形态学操作去除斑点噪声、填充变化像素区域内部孔洞等, 以及利用建筑物阴影特性去除检测结果中非建筑物的变化区域; 最终得到建筑物变化检测结果。本文

$$l(x, y) = \sum_{i=0}^{w-1} \sum_{j=0}^{h-1} \mathbf{W}[y_{(i,j)}] * \{ -x_{(i,j)} [y_{(i,j)}] + \ln \left[\sum_{k=0}^{n-1} \exp(x_{(i,j)} [k]) \right] \}, \quad (1)$$

式中: n 为训练数据所包含的类别数量, 遥感影像变化检测问题中 $n = 2$, 包含变化和非变化 2 个类别; (i, j) 为像素在影像上的位置, i 和 j 分别为范围在 $0 \sim w - 1$ 和 $0 \sim h - 1$ 的整数; y 为输入影像对应的真实地表变化结果; $y_{(i,j)}$ 为 (i, j) 位置像素的真实

方法流程如图 1 所示。

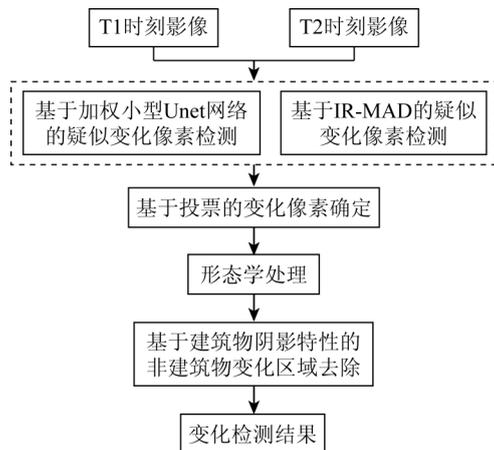


图 1 融合 Unet 网络和 IR-MAD 的建筑物变化检测方法流程

Fig. 1 Flow chart of building change detection method combining Unet and IR-MAD

1.1 基于加权小型 Unet 网络的疑似变化像素检测

针对用于遥感影像变化检测训练的标注样本数据有限, 真实地表变化中变化区域与非变化区域占比不均等问题, 本文对 Ronneberger 等^[23]提出的 Unet 网络进行了改进, 得到一个加权小型 Unet 网络用于检测影像中的疑似变化像素。

首先对网络的输入输出进行调整, 遥感影像变化检测是以 2 幅影像作为输入, 将 2 幅不同时相的遥感影像在通道方向上进行连接, 即将 2 幅尺寸为 $w \times h \times c$ (长 w 像素、宽 h 像素、通道数为 c) 的遥感影像合并为一幅尺寸为 $w \times h \times 2c$ 的多通道数据, 并将该数据作为网络的输入, 输出为与输入同尺寸的一维二值化分割图像。数据量小而模型较大会导致过拟合, 在无法增加真实训练数据的情况下, dropout^[31]和数据增广等方法改善过拟合的能力有限, 因此本文通过减少模型的通道数从而减少模型参数的方式来改善过拟合问题。由于真实地表变化中非变化区域远远多于变化区域, 训练过程中模型更容易将像素预测为非变化类别以获得更小的损失函数值, 本文通过增强模型对变化像素的敏感程度使其能够更有效地检测出疑似变化像素, 具体实现方法为使用加权的交叉熵作为损失函数 l , 即

类别, 取值范围 $0 \sim n - 1$; x 为加权小型 Unet 网络对输入影像的预测分数; $x_{(i,j)} [k]$ 为加权小型 Unet 网络预测 (i, j) 位置像素类别为 k 的分数, k 的取值范围 $0 \sim n - 1$; \mathbf{W} 为权重矩阵, $\mathbf{W}[k]$ 为类别 k 的权重。 \mathbf{W} 满足以下约束:

$$\begin{cases} \sum_{k=0}^{n-1} W[k] = 1 \\ W[1] > W[0] \end{cases}, \quad (2)$$

式中： $W[1]$ 代表变化类别的权重值； $W[0]$ 代表非变化类别的权重值。

1.2 基于 IR - MAD 的疑似变化像素检测

IR - MAD 是在 MAD 的基础上改进而来, 是一种像素级的变化检测方法。基本原理是引入与 MAD 分量相关的随机变量 T 并通过卡方分布概率函数对像素进行迭代加权, 使得在迭代过程中未变化的像素可以得到较大权重, 再利用新的权重进行下一次迭代直至收敛, 最后根据所得的像素权重来判断每个像素是否发生变化。

本文使用 IR - MAD 算法得到 2 个时相遥感影像的权重影像, 然后选取合适的阈值, 将权重影像上的像素划分为疑似变化像素或非变化像素。

1.3 基于投票的变化像素确定

通过加权小型 Unet 网络和 IR - MAD 算法分别检测出影像上的疑似变化像素, 然后将检测结果进行基于投票方式的融合, 保留变化可能性大的像素作为变化像素, 得到变化检测结果。设基于加权小型 Unet 网络和基于 IR - MAD 的疑似变化像素检测结果分别为 f_1 和 f_2 , f_1 与 f_2 在图像上具体某一像素的取值为 1 或 0, 值为 1 代表该像素为疑似变化像素, 值为 0 代表该像素为非变化像素。对于图像上某一像素 (i, j) , 若 $f_1(i, j)$ 和 $f_2(i, j)$ 的值均为 1, 即该像素在 2 种方法的检测结果中均为疑似变化像素, 则投票后该像素为变化像素, 其他情况该像素为非变化像素, 即

$$f(i, j) = \begin{cases} 1 & f_1(i, j) = 1 \cap f_2(i, j) = 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}, \quad (3)$$

式中 $f(i, j)$ 为基于投票方式融合的结果, 当 $f(i, j) = 1$ 时代表像素 (i, j) 为变化像素, 当 $f(i, j) = 0$ 时代表像素 (i, j) 为非变化像素。

为了解决投票后的变化检测结果存在斑点噪声、变化区域破碎等问题, 本文在融合处理之后还进行了基于形态学操作的结果优化。在形态学中, 膨胀是求局部最大值的操作, 腐蚀是求局部最小值的操作。形态学闭运算是先对图像先进行膨胀后进行腐蚀, 可以有效填充二值影像区域内部的孔洞、连接相近的 2 个区域; 形态学开运算是先对图像先进行腐蚀后进行膨胀, 可以去除二值影像中的小斑点。对于基于投票方式融合后的变化检测结果, 先进行形态学闭运算, 填充变化像素区域之间的间隙以及区域

内部的孔洞; 后进行形态学开运算, 去除结果中的斑点噪声。

1.4 基于建筑物阴影特性的非建筑物变化区域去除

对于建筑物的变化(包括新建、拆除、原地重建等), 真实地表中建筑物发生变化的区域在 2 个时相遥感影像中至少有一幅影像上该区域存在建筑物, 而建筑物通常会在遥感影像上产生阴影, 因此本文从建筑物的阴影特性出发, 将检测结果中非建筑物的变化区域去除。

本文采用基于 PCA 和 HIS 模型的阴影检测算法^[32] 分别对 2 幅不同时相获取的遥感影像进行阴影检测, 得到阴影区域, 若变化检测结果中的变化区域在 2 幅影像中对应位置都不包含阴影区域, 则认为该变化区域为非建筑物的变化, 并将其从变化检测结果中去除, 保留包含阴影区域的变化部分。

图 2 为基于建筑物阴影特性的非建筑变化区域去除的实例。图 2(a) 和图 2(b) 分别为 2017 年和 2018 年的遥感影像; 图 2(c) 为变化检测结果, 其中白色部分为变化区域, 黑色部分为非变化区域, 检测结果中包含 2 块变化区域, 分别编号为 1 和 2; 图 2(d) 和图 2(e) 分别为 2017 年和 2018 年遥感影像的阴影区域, 其中灰色部分为阴影。变化检测结果中变化区域 1 包含阴影, 保留该区域; 变化区域 2 不包含阴影, 为非建筑物的变化, 去除该区域。因此基于建筑物阴影特性去除非建筑物变化区域后的结果如图 2(f) 所示。从图像可以看出, 基于建筑物阴影特性的非建筑物变化区域去除方法可以去除非建筑物的变化区域, 保留建筑物可能性大的变化区域, 提高建筑物变化检测的精度。



图 2 非建筑物变化区域去除实例

Fig. 2 Example of non - building change area removal

2 实验及分析

2.1 实验数据

实验所用的数据集共包含 107 组数据,分为训练集、验证集以及测试集 3 类,其中训练集包含 18 组数据,验证集包含 3 组数据,测试集包含 86 组数据。每组数据均包含 2 张不同时相的全色与多光谱融合后空间分辨率为 2 m 的 GF - 1 遥感影像以及 1 张二值化的地表真实变化结果。遥感影像的大小为 960 像素 × 960 像素,包含近红外、红光、绿光、蓝光 4 个波段,灰度值的范围为 0 ~ 1 024; 地表真实变化结果为与影像相同大小的二值化图像,其中变化区域像素灰度值为 255,非变化区域像素灰度值为 0。数据的真彩色样本示例如图 3 所示。

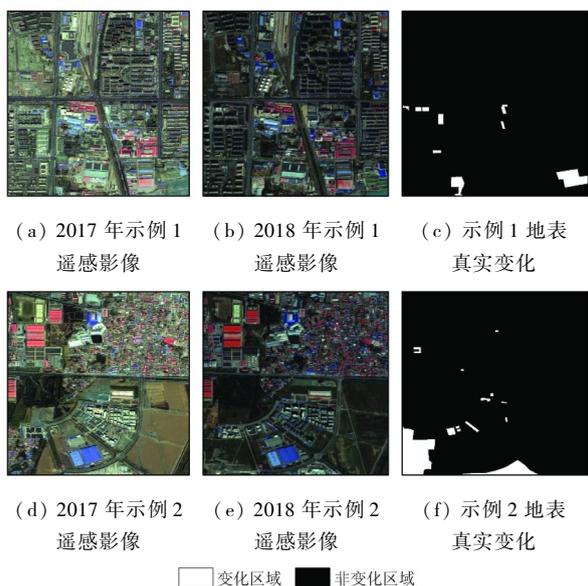


图 3 变化检测样本示例

Fig. 3 Samples of change detection dataset

2.2 实验结果与分析

使用训练集对加权小型 Unet 疑似变化像素检测模型进行训练,使用验证集来控制模型的超参数并对模型结果进行初步评估。经过多次训练与测试,将模型中每一个卷积核的通道数变为 Ronneberger 等提出的 Unet 网络的一半,即卷积输出结果的通道数由原来的 $inputC \rightarrow 64 \rightarrow 128 \rightarrow 256 \rightarrow 512 \rightarrow 1\ 024$ 变为 $inputC \rightarrow 32 \rightarrow 64 \rightarrow 256 \rightarrow 512$,其中 $inputC$ 为训练数据的通道数量,本实验中 $inputC = 2c$, c 为单张遥感影像的通道数量,扩张路径与压缩路径同步进行改变,此时由数据量过少导致的过拟合问题得到改善;设置交叉熵损失函数中变化类别权重为 0.8,非变化类别的权重为 0.2,训练出来的模型能够较为准确地检测出影像中的疑似变化像素。使用训练好的模型对测试集的数据进行检测,部分检测结果如图 4 所示。使用 IR - MAD 方法计算得到 2 个时相影像的权重影像,阈值取 0.02,权重小于等于阈值的像素为疑似变化像素,权重大于阈值的像素为未变化像素。图 4(d) 为 IR - MAD 方法在测试集上的部分检测结果。将以上 2 种方法得到的疑似变化像素检测结果通过基于投票的方式融合,确定变化像素,在测试集上的部分结果如图 4(e) 所示;基于形态学操作的优化可以填充变化像素区域之间的间隙以及区域内部的孔洞、去除斑点噪声,在测试集上的部分结果如图 4(f) 所示。基于建筑物阴影特性的非建筑物变化区域去除能够有效去除检测结果中非建筑物的变化区域,得到更准确的建筑物变化检测结果,在测试集上的部分结果如图 4(g) 所示。

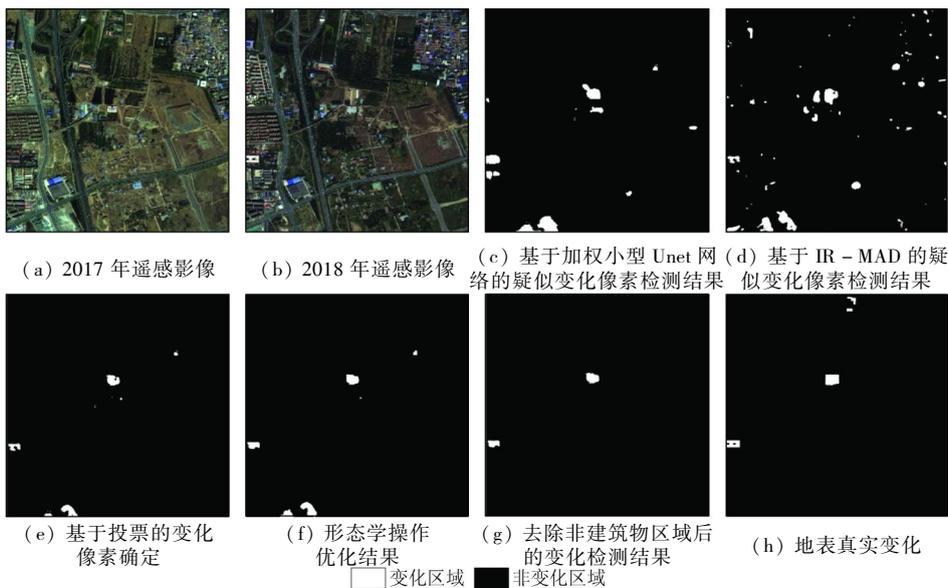


图 4 实验结果

Fig. 4 Change detection results

为了定量地分析变化检测算法的效果,使用 $F1$ 得分来对结果进行评价,即

$$F1 = 2(pr)/(p + r) , \quad (4)$$

式中: p 为检测率,表示检出的正确变化地物面积占检出的变化地物面积的比例; r 为召回率,表示检出的正确变化地物面积占影像中实际变化地物面积的比例。 $F1$ 得分是综合考虑检测率和召回率的一项评价指标, $F1$ 得分越高代表变化检测结果越准确。

在 86 组测试数据上进行实验,实验结果得分如表 1 所示。

表 1 实验结果

Tab. 1 Experimental results

处理步骤	p	r	$F1$ 得分
基于加权小型 Unet 网络的变化检测结果	0.208	0.620	0.312
基于 IR - MAD 的变化检测结果	0.246	0.418	0.310
投票融合后的变化检测结果	0.485	0.308	0.376
经过形态学操作优化后的变化检测结果	0.345	0.510	0.412
基于建筑物阴影特性去除非建筑变化区域后的变化检测结果	0.390	0.510	0.442

实验结果表明,使用加权小型 Unet 网络或者 IR - MAD 进行遥感影像建筑物变化检测,均能够检测出影像中的变化区域,但 2 种方法的结果均存在误检像素较多的问题,导致整体精度不高。本文在 Unet 网络和 IR - MAD 的检测结果之上基于投票的方式保留变化可能性大的像素从而得到新的变化检测结果,对比 Unet 网络或 IR - MAD 的检测结果,误检减少,精度有了明显提升。同时,本文通过形态学操作和基于建筑物阴影特性的非建筑物去除操作对变化检测结果进行优化,检测精度得到进一步的提升。

需要注意的是,本文基于建筑物阴影特性进行非建筑物变化区域去除时,认为检测结果中变化区域包含阴影则为建筑物的变化,不包含阴影则为误检,但实际上一方面阴影检测算法检测出的阴影不一定是建筑物阴影,其中也包含一些非建筑物的阴影,当误检区域对应的 2 个时相遥感影像上的区域均不包含建筑物但却包含非建筑物引起的阴影时,该误检区域无法被去除。另一方面少数情况下可能存在因建筑物的阴影区较小不能被检测出,进而导致正确的建筑物变化检测结果被去除。

3 结论

1) 针对建筑物的变化检测问题,本文提出的融合 Unet 网络和 IR - MAD 的建筑物变化检测方法在

少量标注样本的条件下,通过 Unet 网络和 IR - MAD 这 2 种独立的方法检测出影像上疑似变化的像素,然后基于投票的方式保留变化可能性大的像素作为变化检测结果,同时通过形态学操作和基于建筑物阴影特性的非建筑物去除操作优化检测结果。

2) 本文提出的方法通过融合 2 种模型减小预测结果出错的概率,可比仅使用 Unet 网络或 IR - MAD 更准确地检测出遥感影像中建筑物的变化。本文提出的“基于建筑物阴影特性的非建筑物去除”能够在一定程度上去除误检,提高检测精度。

3) 本文方法仍存在一些不足,主要表现为存在因非建筑物阴影导致部分误检区域不能被去除的情况,也有可能存在建筑物阴影未被检测到造成部分正确检测出的变化区域被去除等情况,后续研究中将对处理步骤进行进一步的研究和优化。

志谢: 感谢北京航天宏图信息技术股份有限公司提供的实验数据。

参考文献 (References):

- [1] Singh A. Digital change detection techniques using remotely sensed data [J]. International Journal of Remote Sensing, 1988, 10 (6): 989 - 1003.
- [2] Bruzzone L P. Automatic analysis of the difference image for unsupervised change detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38: 1171 - 1182.
- [3] Gupta A P R P. Land - use mapping and change detection in a coal mining area; A case study in the Jharia coalfield, India [J]. International Journal of Remote Sensing, 1998, 19 (3): 391 - 410.
- [4] Jha C S, Unni N V M. Digital change detection of forest conversion of a dry tropical Indian forest region [J]. International Journal of Remote Sensing, 1994, 15 (13): 2543 - 2552.
- [5] Moran M S. A window - based technique for combining Landsat Thematic Mapper thermal data with higher - resolution multispectral data over agricultural lands [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56 (3): 337 - 342.
- [6] 杨存建, 欧晓昆, 党承林, 等. 森林植被动态变化信息的遥感检测 [J]. 地球信息科学, 2000, 2 (4): 71 - 74.
Yang C J, Ou X K, Dang C L, et al. Detecting the change information of forest vegetation in Lushui County of Yunnan Province [J]. Journal of Geo - Information Science, 2000, 2 (4): 71 - 74.
- [7] Malila W A. Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with Landsat [C] // Burroff P G. Machine processing of remotely sensed data, and soil information systems, and remote sensing and soil survey: Sixth annual symposium. Indiana: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 1980: 385.
- [8] Xian G, Homer C, Fry J. Updating the 2001 National Land Cover Database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods [J]. Remote Sensing of Environment,

- 2009,113(6):1133-1147.
- [9] 申祎,王超,胡佳乐.一种结合空间与光谱信息的改进CVA变化检测方法[J].遥感技术与应用,2019,34(4):799-806.
Shen Y, Wang C, Hu J L. An improved CVA change detection method combining spatial and spectral information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4):799-806.
- [10] Celik T. Unsupervised change detection in satellite images using principal component analysis and K-means clustering[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(4):772-776.
- [11] 赵秋菊.改进主成分分析的遥感影像变化检测算法[J].测绘与空间地理信息,2019,42(6):111-113.
Zhao Q J. Remote sensing image change detection algorithm based on improved principal component analysis[J]. Geomatics and Spatial Information Technology, 2019, 42(6):111-113.
- [12] Zhong J, Wang R. Multi-temporal remote sensing change detection based on independent component analysis[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(10):2055-2061.
- [13] 钟家强,王润生.基于独立成分分析的多时相遥感图像变化检测[J].电子与信息学报,2006,28(6):994-998.
Zhong J Q, Wang R S. Multitemporal remote sensing images change detection based on ICA[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2006, 28(6):994-998.
- [14] Nielsen A A, Conradsen K, Simpson J J. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF postprocessing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 64(1):1-19.
- [15] Wu C, Du B, Zhang L. Slow feature analysis for change detection in multispectral imagery[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(5):2858-2874.
- [16] Wu C, Zhang L, Du B. Kernel slow feature analysis for scene change detection[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(4):2367-2384.
- [17] Nielsen A A. The regularized iteratively reweighted MAD method for change detection in multi- and hyperspectral data[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(2):463-478.
- [18] 张续,江涛,胡世明,等.迭代加权多元变化检测算法在高分辨率遥感影像变化检测中应用[J].计算机应用,2019,39(s1):177-181.
Zhang X, Jiang T, Hu S M, et al. Application of iteratively reweighted multivariate alteration detection in high-resolution remote sensing images change detection[J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(s1):177-181.
- [19] Xian G, Homer C, Fry J. Updating the 2001 national land cover database land cover classification to 2006 by using Landsat imagery change detection methods[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(6):1133-1147.
- [20] 季顺平,田思琦,张驰.利用全空洞卷积神经网络进行城市土地覆盖分类与变化检测[J].武汉大学学报(信息科学版),2020,45(2):233-241.
Ji S P, Tian S Q, Zhang C. Urban land cover classification and change detection using fully atrous convolutional neural network [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(2):233-241.
- [21] Gil-Yepes J L, Ruiz L A, Recio J A, et al. Description and validation of a new set of object-based temporal geostatistical features for land-use/land-cover change detection[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 121:77-91.
- [22] 眭海刚,冯文卿,李文卓,等.多时相遥感影像变化检测方法综述[J].武汉大学学报(信息科学版),2018,43(12):132-145.
Sui H G, Feng W Q, Li W Z, et al. Review of change detection methods for multi-temporal remote sensing imagery[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2018, 43(12):132-145.
- [23] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//Navab N, Hornegger J, Wells W, et al. Medical image computing and computer-assisted intervention - MICCAI 2015. Munich: Springer Cham, 2015:234-241.
- [24] Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 40(4):834-848.
- [25] Wu H, Zhang J, Huang K, et al. FastFCN: Rethinking dilated convolution in the backbone for semantic segmentation[EB/OL]. (2019-03-28)[2020-01-15]. <http://arxiv.org/abs/1903.11816>.
- [26] Ma L, Liu Y, Zhang X, et al. Deep learning in remote sensing applications: A meta-analysis and review[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2019, 152:166-177.
- [27] Chu Y, Cao G, Hayat H. Change detection of remote sensing image based on deep neural networks[C]//Sehiemy R E, Reaz M B I, Lee C J. 2016 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Industrial Engineering (AIIE 2016). Paris: Atlantis Press, 2016:262-267.
- [28] Lebedev M A, Vizilter Y V, Vygolov O V, et al. Change detection in remote sensing images using conditional adversarial networks[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2018, 42(2):565-571.
- [29] 张鑫龙,陈秀芳,李飞,等.高分辨率遥感影像的深度学习变化检测方法[J].测绘学报,2017,46(8):999-1008.
Zhang X L, Chen X W, Li F, et al. Change detection method for high resolution remote sensing images using deep learning[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(8):999-1008.
- [30] Vignesh T, Thyagarajan K K, Ramya K. Change detection using deep learning and machine learning techniques for multispectral satellite images[J]. International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering, 2019(9):90-93.
- [31] Srivastava N, Hinton G, Krizhevsky A, et al. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting[J]. The Journal of Machine Learning Research, 2014, 15(1):1929-1958.
- [32] 刘辉,谢天文.基于PCA与HIS模型的高分辨率遥感影像阴影检测研究[J].遥感技术与应用,2013,28(1):81-87.

Liu H, Xie T W. Study on shadow detection in high resolution remote sensing image of PCA and HIS model[J]. Remote Sensing of

Technology and Application, 2013, 28(1): 81-87.

Building change detection method combining Unet and IR – MAD

XU Rui¹, YU Xiaoyu¹, ZHANG Chi¹, YANG Jin¹, HUANG Yu², PAN Jun¹

(1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Wuda Geoinformatics Company Limited, Wuhan 430223, China)

Abstract: The change detection of urban buildings through remote sensing images can help researchers grasp the planning and implementation of urban buildings comprehensively, and assist urban managers to find and investigate illegal buildings. This paper proposes a method for urban building change detection that combines Unet with IR – MAD. This method first uses weighted small Unet and IR – MAD to detect suspected change pixels in remote sensing images, and then fuses the suspected change pixels detection results based on voting to find out change pixels. For optimizing the change pixel areas, morphological operations are performed to remove speckle noise and fill holes in the changed pixel area. Finally, non – building change areas are removed based on the shadow characteristics of the building to obtain building change detection results. Experiments show that this method can detect building changes in remote sensing images more accurately than using only Unet or IR – MAD.

Keywords: convolutional neural segmentation network; iteratively weighted multivariate change detection; change detection

(责任编辑: 李 瑜)