

doi: 10.6046/zrzyyg.2023001

引用格式: 柴佳兴, 张云生, 杨振, 等. 联合无人机影像生成 DSM 和 DOM 的多层次建筑物变化检测[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(2): 80-88. (Chai J X, Zhang Y S, Yang Z, et al. Multi-level building change detection based on the DSM and DOM generated from UAV images[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(2): 80-88.)

联合无人机影像生成 DSM 和 DOM 的多层次建筑物变化检测

柴佳兴¹, 张云生^{1,2,3}, 杨振¹, 陈斯颀¹, 李海峰¹

(1. 中南大学地球科学与信息物理学院, 长沙 410012; 2. 水能资源利用关键技术湖南省重点实验室, 长沙 410021; 3. 河南省空间信息生态环境保护应用重点实验室, 郑州 450046)

摘要: 随着我国城镇化水平的不断提高, 城镇建筑物日新月异, 及时、准确地掌握城镇建筑物的变化信息对城镇管理、违章建筑查处及灾害评估有着重要意义。该文提出了一种联合无人机影像生成数字表面模型(digital surface model, DSM)和正射影像(digital orthophoto map, DOM)的多层次建筑物变化检测方法, 主要包括 4 个步骤: ①对无人机影像生成的密集点云和 DOM 进行预处理, 生成差分归一化 DSM(differential normalized DSM, dnDSM)并提取植被区域; ②利用多层高差阈值提取候选变化区域, 并在此过程中剔除植被及面积较小区域; ③对低层候选变化区域进行连通域分析, 对于每个连通对象, 利用其较高层的变化检测结果剔除低层中的误检测; ④统计每个变化对象的正、负高差值数量关系, 确定变化类型。实验结果表明, 该文方法不但能够保留较低高差阈值检测到的低矮变化建筑物, 而且能够保证高大变化建筑物的正确性、完整性。

关键词: 建筑变化监测; 无人机影像; 数字表面模型; 正射影像

中图法分类号: TP 79; P 315 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)02-0080-09

0 引言

改革开放以来, 我国城镇化水平不断提高, 截至 2020 年, 全国城镇化率达 63.89%, 城镇常住人口达 9.02 亿^[1-2]。在高速城镇化的同时, 《2022 年新型城镇化和城乡融合发展重点任务》中指出要“深入推进以人为本的新型城镇化策略, 提高新型城镇化质量”。《自然资源部信息化建设总体方案》提出要“全面增强自然资源三维动态监测与态势感知能力”, 这对城镇化的科学性、规范性以及城镇的自然资源监测能力提出了更高的要求^[3-4]。建筑物作为城镇主要的组成部分, 对其进行高时效、高精度的变化检测, 不仅有利于辅助城镇规划管理, 而且在违章建筑查处、灾害评估方面有重要意义^[5]。

根据变化检测所用数据的不同, 建筑物的变化检测方法主要可以分为二维变化检测和三维变化检

测 2 大类^[6]。二维变化检测方法通常以航天、航空影像为数据源, 虽然经过了多年的发展, 但受制于影像的透视变换、混合像元、植被季节性变化及阴影等多方面数据源的问题, 二维变化检测方法存在一定的局限性^[7-9]。随着近年来传感器技术和密集匹配技术的快速发展, 激光点云、影像密集匹配点云的几何精度有了显著的提高。与二维影像数据相比, 三维点云及其衍生数据产品包含高程数据, 具有良好的几何性质。同时, 建筑物的变化往往伴随着高程变化, 使得三维数据能够较好地反映建筑物的变化情况, 基于三维数据的建筑物变化检测方法也因此引起了广泛关注。

建筑物的三维变化检测方法可分为基于单一几何信息的建筑三维变化检测和结合几何与光谱信息的建筑物三维变化检测 2 大类^[10]。基于单一几何信息的建筑物三维变化检测方法通常以 2 个时相数据的高程差或欧式距离作为变化测度, 然后使用阈

收稿日期: 2023-01-03; 修订日期: 2023-06-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“摄影测量点云自监督学习语义分类方法”(编号: 42171440)、水能资源利用关键技术湖南省重点实验室开放研究基金项目“联合地面激光扫描与无人机倾斜摄影测量的库岸滑坡监测”(编号: PKLHD201805)、长沙科技计划项目重大科技专项“空天地一体化智能感知平台研究及农业应用示范”(编号: kh2205030)和河南省空间信息生态环境保护应用重点实验室开放课题“基于注意力机制的高分遥感影像语义分割”(编号: 22-FW-07-0106)共同资助。

第一作者: 柴佳兴(1996-), 男, 硕士, 主要从事三维重建、变化检测等相关研究。Email: m15274822942@163.com。

通信作者: 张云生(1984-), 男, 博士, 副教授, 主要从事数字摄影测量研究。Email: zhangys@csu.edu.cn。

值分割提取变化区域,在此基础上使用形态学处理和聚类对变化区域进行精细化处理。Murakami 等^[11]利用不同时相的激光点云生成数字表面模型(digital surface model, DSM),然后通过对 DSM 的简单几何比较初步提取变化区域,最后通过形态学处理滤除伪变化区域。Tian 等^[12]利用提出的鲁棒方法计算高差,并利用阈值初步提取变化建筑物,最后利用矩形剔除误检测。Chaabouni-chouayakh 等^[13]通过 2 个时相的数字高程模型(digital elevation model, DEM)做差提取变化区域,然后利用形态学开闭处理优化检测区域。Sasagawa 等^[14]首先利用 DSM 差分提取变化区域,然后生成变化区域的多边形。虽然基于单一几何信息的变化检测方法实现起来较简单,但这类方法易受三维数据的质量、配准精度的影响。

几何信息和光谱信息结合使用的方法主要有后精化、直接特征融合及分类后处理 3 种^[10]。后精化方法通常利用几何信息比较初步提取候选变化区域,然后利用光谱信息对候选变化区域进行精化;直接特征融合方法通常将 2 个时相三维数据的高差或欧氏距离作为一种特征,然后融合几何、光谱 2 类差分特征进行变化区域提取;分类后处理方法将 DSM 作为光谱数据的补充波段以提高分类精度,然后对分类结果标签进行对比从而提取变化区域。Pang 等^[15]利用 2 个时相的 DSM 做差提取候选变化区域,然后通过候选变化对象的平整度和高度提取变化建筑物。彭代锋等^[16]对激光点云进行内插进而生成 DSM,然后对 DSM 做差并使用固定阈值提取变化区域,在此基础上将变化区域投影到影像从而

剔除伪变化区域。杨钰琪等^[17]基于区域生长对点云进行分割,并结合差分 DSM (differential DSM, dDSM)判断分割对象是否发生变化。Tian 等^[18]利用 Dempster-Shafer 融合理论将全色影像的 KL (kullback-leiber) 散度特征和 DSM 的高差特征结合提取候选变化区域,并利用多光谱影像剔除候选变化区域中的植被和阴影。Pang 等^[19]将归一化 DSM (normalized DSM, nDSM)和 dDSM 作为特征,利用图割算法提取候选变化区域,然后使用航空影像提取变化的建筑物。Wang 等^[20]将差分 nDSM (differential nDSM, dnDSM)和形态学建筑物指数作为特征,利用图割算法提取变化建筑物。结合几何与光谱信息的建筑物三维变化检测方法在大多数情况下能够取得不错的变化检测效果,但容易受几何对比结果、融合参数和分类结果等多种因素的影响。

针对以上问题,本文提出一种联合无人机影像生成 DSM 和正射影像(digital orthophoto map, DOM)的多层次建筑物变化检测方法。利用多层高差阈值提取候选变化区域,并基于可见光植被指数剔除植被及面积较小区域;对最低层变化检测结果进行连通域分析,对每个连通对象使用较高层的变化检测结果剔除最低层中的误检测;统计每个变化对象的正、负高差值数量关系,确定变化类型。

1 研究方法

本文的方法流程如图 1 所示。

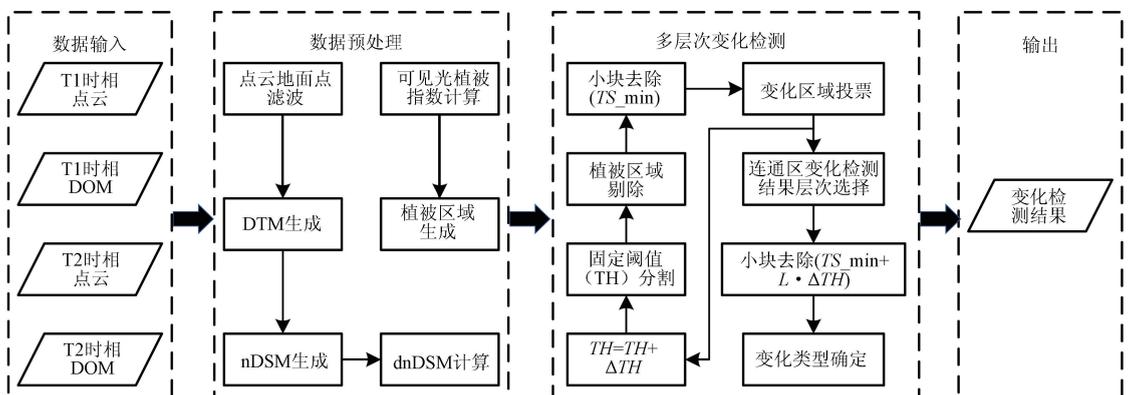


图 1 本文方法流程

Fig. 1 Workflow of the proposed method

1.1 数据预处理

1.1.1 高差特征计算

在城镇场景的三维重建中,无人机通常搭载多个高分辨率倾斜相机在近似的航高上,按照设定的航线从不同角度获取地物影像,从而生成高分辨率

DOM 和精细的三维数据^[21]。虽然基于无人机影像生成的三维数据非常精细,但这也使得地面的细节被凸显出来,变化区域中的建筑物提取变得困难,因而在多数情况下需要剔除地面区域。本文使用布料模拟滤波算法对影像密集点云进行地面点和非地面

点分割^[22]。在得到地面点之后,利用反距离加权插值法对地面点云和原始点云分别进行内插,得到数字地面模型(digital terrain model, DTM)和 DSM,在此基础上利用 DSM 与 DTM 做差得到 nDSM,公式为:

$$nDSM = DSM - DTM \quad (1)$$

在 2 个时相的 nDSM 几何精度和配准精度较高时,直接对 nDSM 差分得到 dnDSM 并不会引起明显

$$\begin{cases} \Delta H_{(i,j)}^P = \min(H_{(i,j)}^2 - H_{(p,q)}^1) & H_{(i,j)}^2 - H_{(p,q)}^1 > 0 \\ \Delta H_{(i,j)}^N = \max(H_{(i,j)}^2 - H_{(p,q)}^1) & H_{(i,j)}^2 - H_{(p,q)}^1 \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: i, j 为点的横、纵坐标; $\Delta H_{(i,j)}^P$ 为点 (i, j) 正高差值; $\Delta H_{(i,j)}^N$ 为点 (i, j) 负高差值; $H_{(i,j)}^2$ 为点 (i, j) 在第二时相 nDSM 上的值; $H_{(p,q)}^1$ 为点 (i, j) 的邻近点 (p, q) 在第一时相 nDSM 上的值; $p \in \{i - w, i + w\}$, $q \in \{j - w, j + w\}$, w 为窗口大小(本文取 11)。

1.1.2 植被区域提取

城镇区域中的非地面区域中除建筑物之外,还包括植被、车辆、路灯等其他干扰因素。相较于建筑物,车辆、路灯等其他地物通常高度较低、面积较小,因此通过高差阈值或面积阈值可以将其较好的去除。植被区域具有一定的高度,而且在公园、花圃等特定的区域,植被的占地面积也大,容易干扰建筑物的变化检测,因此需要在非地面区域中剔除植被区域。

本文采用可见光植被指数 f 提取植被^[23],其计算公式为:

$$EXG = 2G - R - B \quad (3)$$

$$EXR = 1.4R - G \quad (4)$$

$$f = EXG - EXR \quad (5)$$

式中: EXG 为过绿指数; EXR 为过红指数; R 为影像的红波段; G 为影像的绿波段; B 为影像的蓝波段。

若 f 大于植被分割阈值 T_f , 认为该区域是植被区域,反之认为是非植被区域。

1.2 多层次变化检测

1.2.1 多层次变化区域提取

利用较低的高差阈值提取 dnDSM 中的变化区域时(图 2 中 T_H^{\min} 对应的红色虚线),能够较为完整地检测出变化建筑物,但存在 2 种主要的误检测: ①由于建筑物存在被植被遮挡的情况,或建筑物之间存在遮挡,使得部分建筑物底部重建变形而引起误检测(如图 2 蓝色建筑物底部所示); ②部分建筑物与具有一定高度的植被粘连,而这部分植被处于阴影之中,通过可见光植被指数难以剔除这部分区域而引起误检测(如图 2 左侧绿色植被所示)。在高差阈值较大的时候(图 2 中 T_H^{\max} 对应的红色虚

线),低矮的变化建筑物会被漏检,而高大的变化建筑物排除了建筑物低处建模较差、建筑物边缘与植被粘连的影响,从而能取得更高的检测精度。

此外,通过单一面积阈值进行小块目标剔除时,面积阈值过小易导致部分具有一定高度的植被难以被剔除,而面积阈值过大易导致低矮变化建筑物被误剔除。

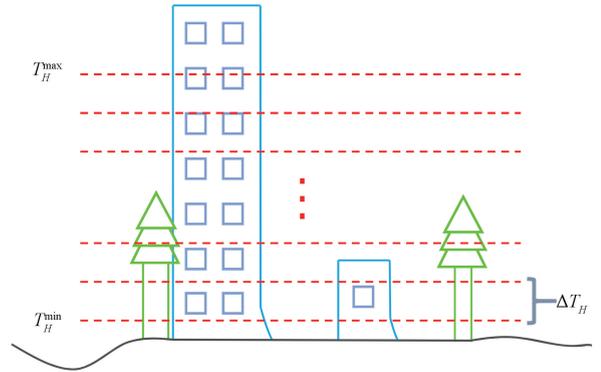


图 2 多层次变化区域提取

Fig. 2 Multi-level changed area extraction

综上,使用单一固定阈值进行变化检测时会引起误检或漏检,而采用多层次阈值能够有效解决此问题。本文通过较低的高差阈值保留低矮变化建筑物,利用较大的高差阈值优化高大建筑物的变化检测精度,并通过递增的面积阈值剔除具有一定高度的植被,保留低矮建筑物。具体步骤如下:

1) 设定高差阈值下限 T_H^{\min} 、高差阈值增量 ΔT_H 、高差阈值上限 T_H^{\max} ,以及面积阈值下限 T_S^{\min} 、面积阈值增量 ΔT_S ,并将高差阈值 T_H 赋值为 T_H^{\min} 。

2) 提取高差阈值为 T_H 时的候选变化区域,公式为:

$$C_p = \begin{cases} 1 & |dnDSM_p| > T_H \\ 0 & |dnDSM_p| \leq T_H \end{cases} \quad (6)$$

式中: C_p 为区域内任意点 p 在高差阈值为 T_H 时的变化检测结果; $dnDSM_p$ 为点 p 的高差特征值; 0 和 1 分别表示变化和非变化状态。

3) 对于 dnDSM 中大于 0 的点,选择第二时相植

被掩码剔除变化检测结果中的植被区域;对于 $dnDSM$ 中小于 0 的点,选择第一时相植被掩码剔除变化检测结果中的植被区域。

4) 对变化检测结果进行连通域分析,剔除面积较小的区域。

5) 保存处理后的变化检测结果 C^i (i 为变化检测结果的索引,初值为 0,每次循环增加 1),并使用设定高差阈值增量 ΔT_H 增加当前高差阈值 T_H ,计算公式为:

$$T_H = T_H + \Delta T_H \quad (7)$$

6) 重复步骤 2)–5),直至高差阈值 T_H 大于高差阈值上限 T_H^{\max} 。

7) 对于任一点 p ,查找其在每一层高差阈值的变化检测结果,若判断为变化则将其变化次数增加 1,计算公式为:

$$V_p = \sum_{i=0}^l C_p^i, i < l \quad (8)$$

$$l = (T_H^{\max} - T_H^{\min}) / \Delta T_H \quad (9)$$

式中: V_p 为点 p 判定为变化的次数; l 为变化检测结果的总层数。

8) 对最低层的变化检测结果 C^0 进行连通域分析,并将联通区域记为对象 obj 。

9) 根据 V_p 选择对象的变化检测结果层,计算公式为:

$$L_{obj} = \frac{r}{N_{obj}} \sum_{p=1}^{N_{obj}} V_p \quad (10)$$

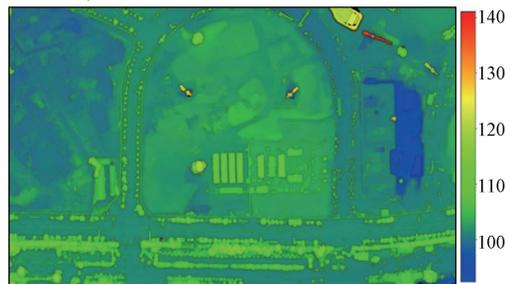
式中: L_{obj} 为对象选择的变化检测结果层; N_{obj} 为该对象包含点的数量; r 为层数选择参数, r 越接近 1,所选择的层数越高,反之越低。

10) 计算 L_{obj} 层变化检测结果的面积,如果面积大于对应的面积阈值 $T_S^{\min} + L_{obj} \Delta T_S$,则将 L_{obj} 层变化检测结果赋值给该对象,否则认为是误检测,将其赋值为 0,计算公式为:

$$C_{obj}^0 = \begin{cases} C_{obj}^{L_{obj}} & S_{obj}^{L_{obj}} > T_S^{\min} + L_{obj} \Delta T_S \\ 0 & S_{obj}^{L_{obj}} \leq T_S^{\min} + L_{obj} \Delta T_S \end{cases} \quad (11)$$



(a) T1 时相 DOM



(b) T1 时相无人机影像密集点云

图 3-1 实验数据

Fig. 3-1 Experimental data

式中: C_{obj}^0 为最低层连通对象的变化状态; $C_{obj}^{L_{obj}}$ 为对象在 L_{obj} 层的变化检测结果; $S_{obj}^{L_{obj}}$ 为对象在 L_{obj} 层变化区域的面积。

11) 重复步骤 9) 和 10),直至所有对象完成处理。

1.2.2 变化类型确定

通过 1.2.1 的多层次变化区域提取,可以确定哪些建筑物发生了变化,但无法明确变化类型。本文的高差特征是利用新时相的 $nDSM$ 减去旧时相的 $nDSM$ 计算得到,在理想情况下,如果连通对象的高差特征值都是正值,则认为是发生了增高(新建)变化,反之则认为是发生了降低(拆除)变化,但由于存在噪声点干扰,同一个连通对象可能同时存在增高、降低 2 种变化。为此,针对每一个变化对象,本文通过比较对象内所有点的 2 种变化占比,选择占比较大者为其变化状态。

2 实验与分析

2.1 实验数据

为验证本文提出方法的有效性,使用某地 2019 年 4 月和 2022 年 9 月 2 个时相的无人机影像数据进行实验。影像具体信息如表 1 所示。

表 1 实验数据采集信息

Tab. 1 Collection information of experimental data

时相	分辨率	航高/m	焦距/mm	数量
T1	4 000×6 000	约 200	53.27	1 596
T2	7 952×5 304	约 180	56	2 650

实验区内地势较为平坦,主要包含植被、建筑物、裸地、道路等类型地物,同类型地物在高度、体积上都有着较大的差异。此外,因植被的季节性变化、建筑物外墙褪色,同一地物的颜色也有着较为显著的差异。实验数据如图 3 所示,覆盖范围为 589.8 m×349.9 m。其中,T1 时相的密集点云的密度约为 25 pts/m²,T2 时相的密集点云的密度约为 25 pts/m²; T1 和 T2 时相 DOM 的分辨率均为 0.05 m。

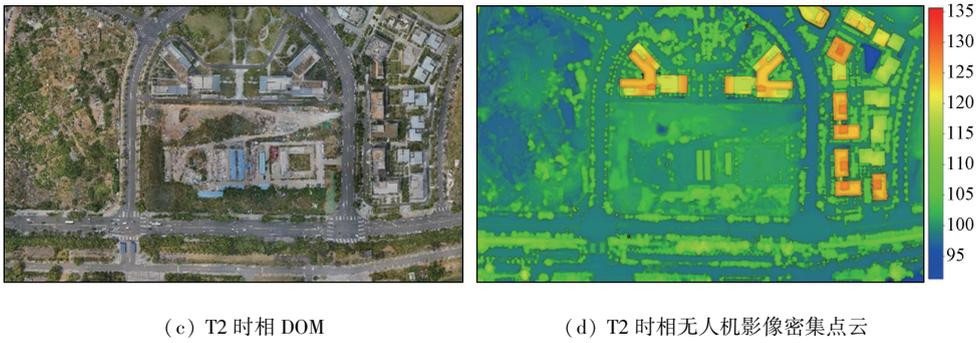


图 3-2 实验数据

Fig. 3-2 Experimental data

2.2 参数设置

可见光植被指数的分割阈值 T_f 根据推荐^[23] 设置为 0；高差阈值下限 T_H^{\min} 需要将低矮建筑物与灌木、草丛进行区分, 本文设置为 1 m；较小的高差阈值增量 ΔT_H 可以细化层次, 但会增加计算量, 本文设置为 0.5 m；高差阈值上限 T_H^{\max} 需要将高大建筑物和植被分离开来, 要尽可能地大于实验区域内植被高度, 但较大的 T_H^{\max} 会增加计算量, 本文设置为 12 m；在建筑物顶部是非平整的时候, 在对应高度的变化检测结果层建筑物的面积不能合适的表达该建筑物的截面积, 因此需要通过层数选择参数 r 来进行调整, 本文设置为 0.5；考虑到建筑物的面积通常大于 10 m^2 , 因而面积阈值下限 T_S^{\min} 设置为 10 m^2 ；面积阈值增量 ΔT_S 也是服务于高大植被剔除, 因此与单个高大植被截面面积大小相似即可, 本文设置为 4 m^2 。参数设置如表 2 所示。

表 2 参数设置

Tab. 2 Parameters setting

参数	本文取值
植被分割阈值 T_f	0
高差阈值下限 T_H^{\min}	1 m
高差阈值增量 ΔT_H	0.5 m
高差阈值上限 T_H^{\max}	12 m
层数选择参数 r	0.5
面积阈值下限 T_S^{\min}	10 m^2
面积阈值增量 ΔT_S	4 m^2

2.3 实验结果与分析

为分析本文方法过程, 选择了一些典型且存在显著差异的中间结果进行展示。

图 4(a) 是第 1 层的初始变化检测结果, 可以看到其中有很多植被区域, 这些植被区域有的相对孤立, 也有一些与建筑物粘连; 图 4(b) 是第 1 层去除植被后的变化检测结果, 无论是孤立的植被, 还是与建筑物粘连的植被, 大部分都已被剔除, 但仍然存在

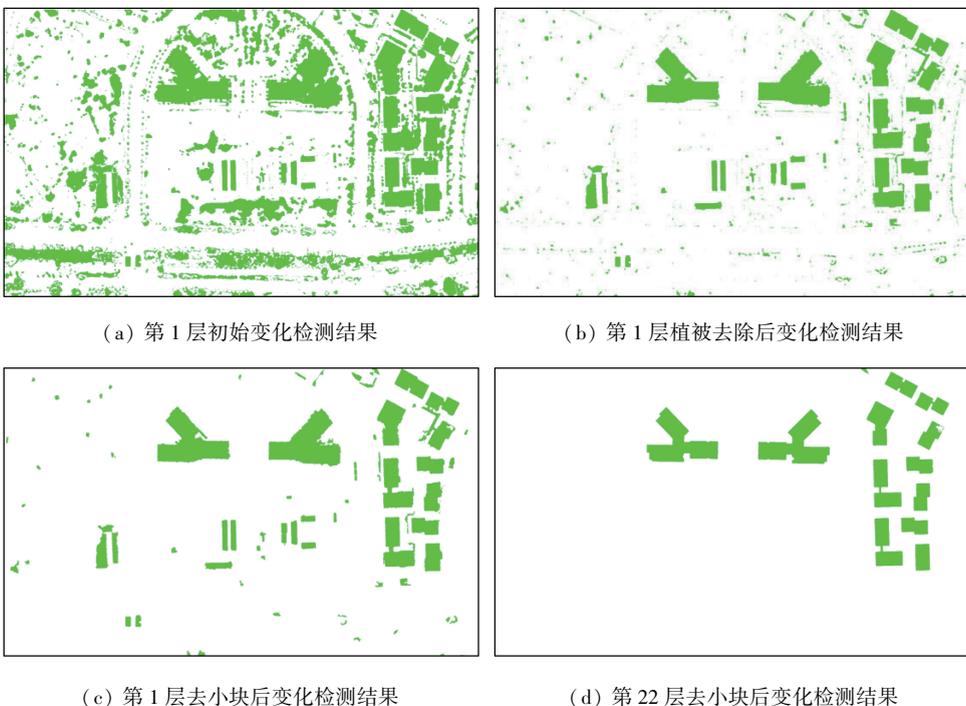


图 4 中间结果样例

Fig. 4 Example of intermediate result

很多椒盐噪声、破碎的小区域;图 4(c)是第 1 层去除小块的变化检测结果,大量的椒盐噪声、破碎区域都被剔除。从图 4(c)中可以看到,经过植被剔除、去小块后的第 1 层变化检测结果中,低矮变化建筑物大部分被保留了下来,但一些植被引起的误检测也依旧存在。图 4(d)是第 22 层经过植被剔除、去小块后的变化检测结果,与第 1 层最终结果相比,孤立植被、与建筑物粘连植被引起的误检测都被完整地剔除,但小型建筑物也随之被剔除。因此融合多层次的变化结果可以较好地平衡精度和准确率。

为了进行实验对比,本文还实现了 2 种基线方法:基于直接阈值分割的三维变化检测方法(direct threshold segmentation of dnDSM, T-dnDSM)和基于图割的三维变化检测方法(graph-cut based DSM segmentation, DSM-GC)^[20]。

为了定量地评价本文方法及对比方法的变化检测精度,将实验结果与人工标注数据进行了比较。定量评价指标包括精确率(Precision)、召回率(Recall)及 F1 得分。计算公式为:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (12)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (13)$$

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FN + FP}, \quad (14)$$

式中: TP 为正确检测到的变化区域的点的数量; FP 为伪变化区域的点的数量; FN 为将变化区域检测为未变化区域的点的数量。

图 5(a)是人工标记的变化建筑物,图 5(b)是

本文方法的建筑物变化检测结果,图 5(c)是 T-dnDSM 方法的建筑物变化检测结果(在高差阈值为 12 m 时精度最高,本文取 12 m 作为分割阈值),图 5(d)是 DSM-GC 方法的建筑物变化检测结果。其中,灰色虚线框内主要是高大的变化建筑物,而粉色虚线框内主要是低矮的变化建筑物。对于高大的变化建筑物,本文方法和 T-dnDSM 方法相类似,均检测到了所有的高大变化建筑物;DSM-GC 方法则漏检了 1 个高大建筑物。对于低矮的变化建筑物,本文方法存在 8 个误检测区域,但仅漏检了 1 个低矮变化建筑物,而 T-dnDSM 方法误检测区域虽然只有 4 个,但存在大量的低矮变化建筑物漏检;DSM-GC 方法漏检了 3 个低矮变化建筑物,且存在 12 个误检测区域。综合考虑误检、漏检区域的数量,本文方法取得了最佳的变化检测结果。

3 种方法的精度如表 3 所示。T-dnDSM 方法精确度最高,达到了 95.37%,而 DSM-GC 方法精确度最低,仅为 90.41%;本文方法召回率最高,为 93.57%,精确度较高的 T-dnDSM 召回率却最低,仅为 78.35%;本文方法的综合精度最高,为 94.40%,而 T-dnDSM 最低,仅为 86.03%。

表 3 建筑物变化检测精度

Tab. 3 Building change detection accuracy

方法	Precision / %	Recall / %	F1 / %
本文方法	95.23	93.57	94.40
T-dnDSM	95.37	78.35	86.03
DSM-GC	90.41	89.20	89.81

与基线方法相比,本文方法在保证提取低矮变化建筑物的同时,能够优化提取到的高大变化建筑物,达到较高的变化检测精度。

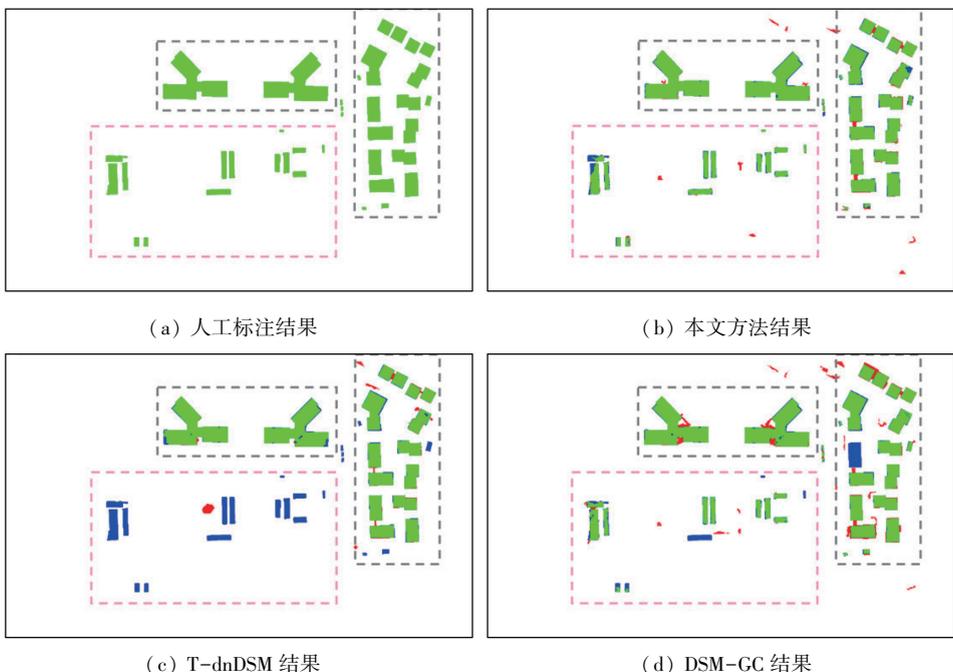
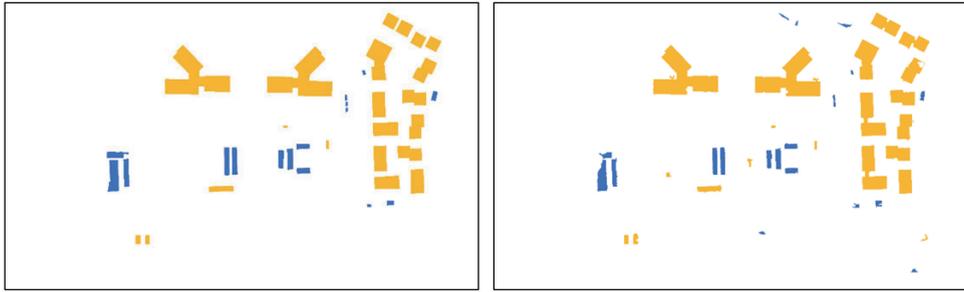


图 5 建筑物变化检测结果

Fig. 5 Building change detection result

图 6 (a) 是人工标注的建筑物变化类型,图 6 (b) 是利用本文方法计算得到的建筑物变化类型。可以看到,除开漏检、误检的建筑物之外,其他的建

筑物变化类型都与人工标注数据一致,也反映了本文所述建筑物变化类型确定方法的有效性。



(a) 人工标注建筑物变化类型

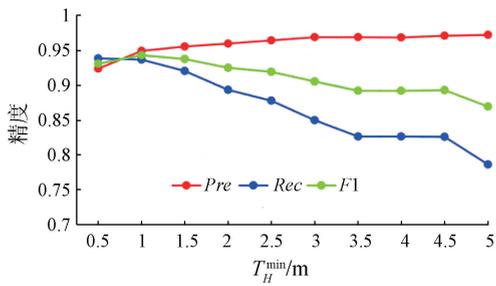
(b) 本文方法建筑物变化类型

图 6 建筑物变化类型确定

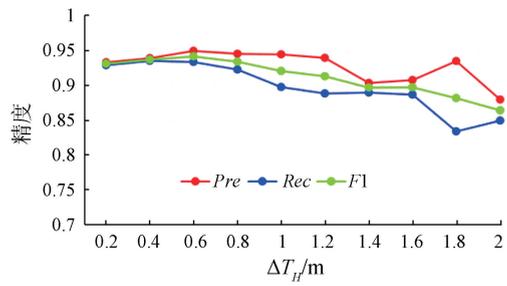
Fig. 6 Building change type determination

本文方法设置了一些参数,对建筑物变化检测精度有一定影响,因此对关键的参数进行了敏感性分析。图 7 是 *Precession*, *Recall* 和 *F1* 随相关参数

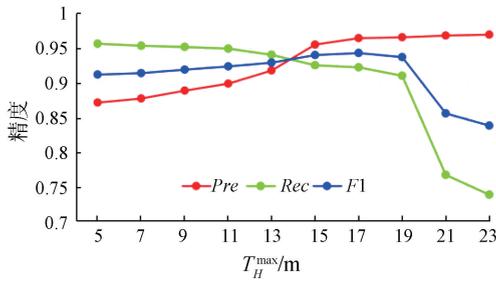
设置的变化情况。图 7 (a) 是精度随高差阈值下限 T_H^{\min} 的变化情况,其中 *Recall* 和 *F1* 都是随着 T_H^{\min} 的增大而先增大后减小,而 *Precession* 一直增大。图 7



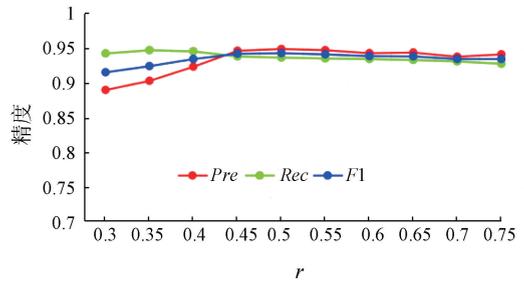
(a) 精度随 T_H^{\min} 的变化情况



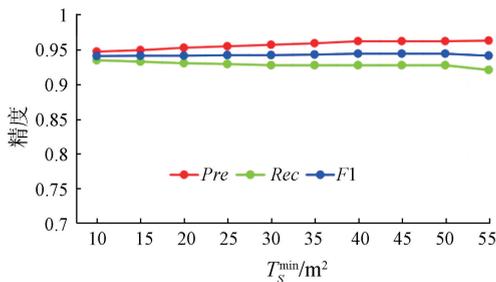
(b) 精度随 ΔT_H 的变化情况



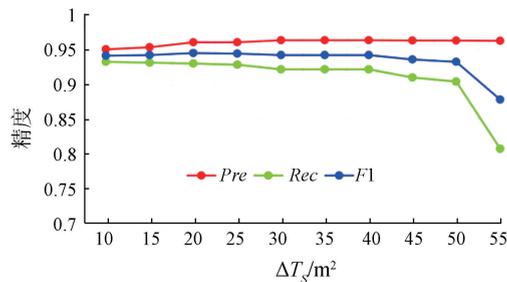
(c) 精度随 T_H^{\max} 的变化情况



(d) 精度随 r 的变化情况



(e) 精度随 T_S^{\min} 的变化情况



(f) 精度随 ΔT_S 的变化情况

图 7 精度随参数变化分析

Fig. 7 Analysis of the variation of precision with parameters

(b)是精度随高差阈值增量 ΔT_H 的变化情况,其中 *Precision*, *Recall* 和 *F1* 整体上都随着 ΔT_H 的增大而先增大后减小。图 7(c)、图 7(d) 分别是精度随着高差阈值上限 T_H^{\max} 和层数选择参数 r 的变化情况,两者的变化规律类似, *Precision* 和 *F1* 都随着参数值的增大而先增大后减小,而 *Recall* 会随着参数值的增加而减小。图 7(e)、图 7(f) 分别是精度随着面积阈值下限 T_S^{\min} 和面积阈值增量 ΔT_S 的变化情况,两者的变化规律也类似, *Precision* 和 *F1* 都随着参数值增大先增大后减小,而 *Recall* 会随着参数值的增大而减小。

在变化检测场景发生变化时,植被分割阈值 T_f 、高差阈值下限 T_H^{\min} 、面积阈值下限 T_S^{\min} 、层数选择参数 r 具有一定的普适性,不需要进行较大调整。除此之外的参数则需要进行相应调整: ①高差阈值增量 ΔT_H 需要综合考虑层次细化和效率,当高差阈值上、下限相差较大时需要增大,反之则需要减小; ②高差阈值上限 T_H^{\max} 与场景内植被高度有关,当场景内植被高大时,需要适当地增大,反之需要减小; ③面积阈值增量 ΔT_S 也与场景内植被高度、面积有关,当场景内植被均比较高大时,需要适当地增大,反之需要减小。

3 结论

本文提出了一种联合无人机影像生成 DSM 和 DOM 的多层次建筑物变化检测方法,该方法充分利用了多层高差阈值提取到的变化检测结果,在保留低矮变化建筑物的同时,能够提高高大建筑物的检测精度,克服了单一高差阈值提取变化建筑物时的不足。实验结果表明本文方法 *Precision*, *Recall* 和 *F1* 均达到 90% 以上,验证了本文方法的有效性。但本文方法也存在一些不足,例如植被提取方法比较简单。后续将探索基于深度学习的建筑物提取、对象分割方法,从而进一步提高建筑物变化检测方法的精度和鲁棒性。

参考文献 (References):

[1] 宁启蒙,胡广云,汤放华,等. 科技创新与新型城镇化相关性的实证分析——以长株潭城市群为例[J]. 经济地理, 2022, 42(8): 81-86.
Ning Q M, Hu G Y, Tang F H, et al. Correlation between technology innovation and new-type urbanization: A case study of the Changsha-Zhuzhou-Xiangtan urban agglomeration[J]. Economic Geography, 2022, 42(8): 81-86.

[2] 刘雪华,孙大鹏. 政策工具视角下我国城镇化政策文本量化研究——基于 2014—2020 年的国家政策文本[J]. 吉林大学社

会科学学报, 2022, 62(2): 211-222, 240.
Liu X H, Sun D P. Quantitative research on urbanization policy documents in China from the perspective of policy tools: Base on national policy documents from 2014 to 2020[J]. Jilin University Journal Social Sciences Edition, 2022, 62(2): 211-222, 240.

[3] 国家发展改革委印发《2022 年新型城镇化和城乡融合发展重点任务》[J]. 小城镇建设, 2022, 40(4): 117-119.
National development and reform commission issues "Key tasks of new urbanization and urban-rural integration development in 2022"[J]. Development of Small Cities and Towns, 2022, 40(4): 117-119.

[4] 朱庆,张利国,丁雨淋,等. 从实景三维建模到数字孪生建模[J]. 测绘学报, 2022, 51(6): 1040-1049.
Zhu Q, Zhang L G, Ding Y L, et al. From real 3D modeling to digital twin modeling[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(6): 1040-1049.

[5] 冯文卿,睦海刚,涂继辉,等. 高分辨率遥感影像的随机森林变化检测方法[J]. 测绘学报, 2017, 46(11): 1880-1890.
Feng W Q, Sui H G, Tu J H, et al. Change detection method for high resolution remote sensing images using random forest[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017, 46(11): 1880-1890.

[6] Qin R J, Tian J J, Reinartz P. 3D change detection - approaches and applications[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 122: 41-56.

[7] Qin R J, Huang X, Gruen A, et al. Object-based 3D building change detection on multi-temporal stereo images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8(5): 2125-2137.

[8] 叶沅鑫,孙苗苗,王蒙蒙,等. 结合邻域信息和结构特征的遥感影像变化检测[J]. 测绘学报, 2021, 50(10): 1349-1357.
Ye Y X, Sun M M, Wang M M, et al. Change detection of remote sensing images by combining neighborhood information and structural features[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 50(10): 1349-1357.

[9] Du S J, Zhang Y S, Qin R J, et al. Building change detection using old aerial images and new LiDAR data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(12): 1030.

[10] 张祖勋,姜慧伟,庞世燕,等. 多时相遥感影像的变化检测研究现状与展望[J]. 测绘学报, 2022, 51(7): 1091-1107.
Zhang Z X, Jiang H W, Pang S Y, et al. Review and prospect in change detection of multi-temporal remote sensing images[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022, 51(7): 1091-1107.

[11] Murakami H, Nakagawa K, Hasegawa H, et al. Change detection of buildings using an airborne laser scanner[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 1999, 54(2/3): 148-152.

[12] Tian J J, Chaabouni-Chouayakh H, Reinartz P, et al. Automatic 3D change detection based on optical satellite stereo imagery[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2010, 38(7B): 586-591.

[13] Chaabouni-Chouayakh H, Krauss T, d'Angelo P, et al. 3D change detection inside urban areas using different digital surface models[J]. International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2010, 38(3B): 86-91.

[14] Sasagawa A, Baltsavias E, Kocaman-Aksakal S, et al. Investigation on automatic change detection using pixel-changes and DSM-

- changes with ALOS-PRISM triplet images[J]. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2013, 40(7/W2): 213-217.
- [15] Pang S Y, Hu X Y, Wang Z Z, et al. Object-based analysis of airborne LiDAR data for building change detection[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(11): 10733-10749.
- [16] 彭代锋, 张永军, 熊小东. 结合 LiDAR 点云和航空影像的建筑物三维变化检测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2015, 40(4): 462-468.
Peng D F, Zhang Y J, Xiong X D. 3D building change detection by combining LiDAR point clouds and aerial imagery[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2015, 40(4): 462-468.
- [17] 杨钰琪, 陈驰, 杨必胜, 等. 基于 UAV 影像密集匹配点云多层次分割的建筑物层高变化检测[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2021, 46(4): 489-496.
Yang Y Q, Chen C, Yang B S, et al. 3D change detection of buildings based on multi-level segmentation of dense matching point clouds from UAV images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(4): 489-496.
- [18] Tian J J, Cui S Y, Reinartz P. Building change detection based on satellite stereo imagery and digital surface models[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 52(1): 406-417.
- [19] Pang S Y, Hu X Y, Cai Z L, et al. Building change detection from bi-temporal dense-matching point clouds and aerial images[J]. *Sensors*, 2018, 18(4): 966.
- [20] Wang H, Lv X L, Zhang K Y, et al. Building change detection based on 3D co-segmentation using satellite stereo imagery[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(3): 628.
- [21] 任超锋, 蒲禹池, 张福强. 顾及地理空间信息的无人机影像匹配像对提取方法[J]. *自然资源遥感*, 2022, 34(1): 85-92. doi: 10.6046/zrzyyg.2021035.
Ren C F, Pu Y C, Zhang F Q. A method for extracting match pairs of UAV images considering geospatial information[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2022, 34(1): 85-92. doi: 10.6046/zrzyyg.2021035.
- [22] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501.
- [23] Meyer G E, Neto J C. Verification of color vegetation indices for automated crop imaging applications[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2008, 63(2): 282-293.

Multi-level building change detection based on the DSM and DOM generated from UAV images

CHAI Jiaying¹, ZHANG Yunsheng^{1,2,3}, YANG Zhen¹, CHEN Siyang¹, LI Haifeng¹

(1. School of Geosciences and Info-physics, Central South University, Changsha 410012, China; 2. Hunan Provincial Key Laboratory of Key Technology on Hydropower Development, Power China Zhongnan Engineering Co., Ltd., Changsha 410021, China; 3. Key Laboratory of Ecological Environment Protection of Space Information Application of Henan, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: The continuous advancement of urbanization in China leads to frequently changing urban buildings. Hence, grasping the change information of urban buildings duly and accurately holds critical significance for urban management, investigation of unauthorized construction, and disaster assessment. This study proposed a multi-level building change detection method combined with the digital surface model (DSM) and digital orthophoto map (DOM) generated from unmanned aerial vehicle (UAV) images. The proposed method consists of four steps: ① The dense point cloud and DOM generated from UAV images were pre-processed to generate differential normalized DSM (dnDSM) and extract vegetation zones; ② Candidate change zones were extracted using multi-level height difference thresholds, with vegetation and smaller zones eliminated; ③ The connected component analysis was conducted for lower-level candidate change zones. For connected objects, their higher-level change detection results were used to eliminate false detection results in the lower level; ④ The quantitative relationship between positive and negative height difference values of change objects was statistically analyzed to determine the change types. As demonstrated by experimental results, the proposed method can retain the change information of low-rise buildings detected through the lower height difference thresholds while ensuring correct and complete change information of high-rise buildings.

Keywords: building change detection; unmanned aerial vehicle image; digital surface model; digital orthophoto map