

DOI:10.13203/j.whugis20190030



文章编号:1671-8860(2021)04-0489-08

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

杨钰琪^{1,2} 陈 驰^{1,2} 杨必胜^{1,2} 胡平波^{1,2} 崔 扬^{3,4}

1 武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室,湖北 武汉,430079

2 武汉大学时空数据智能获取技术与应用教育部工程研究中心,湖北 武汉,430079

3 深圳大学海岸带地理环境检测国家测绘地理信息局重点实验室,广东 深圳,518060

4 深圳大学空间信息智能感知与服务深圳市重点实验室,广东 深圳,518060

摘要:针对城市建筑物层高变化检测难题,提出一种基于无人机(unmanned aerial vehicle,UAV)影像密集匹配点云多层次分割的变化检测方法。首先,对多时相UAV影像匹配密集点云进行网格划分,并计算网格内部的归一化数字表面模型和差分数字表面模型两种几何形状特征以及归一化过绿指数和亮度两种光谱特征;然后,基于区域生长规则进行点云分割,并判断分割对象的变化/未变化/不确定状态,对不确定状态的分割对象,逐步严格生长准则实现多层次迭代分割,直至判断出所有点的变化状态(增高/降低/未变化);最后,综合几何形状特征及光谱特征,识别变化对象中的三维建筑物目标以明确层高变化。采用两期武汉大学UAV影像密集点云进行实验验证,结果表明,所提检测方法的检测完整率、正确率及检测质量均达到90%以上。

关键词:无人机;密集匹配;点云;变化检测;多层次分割

中图分类号:P237

文献标志码:A

建筑物是城市的主体之一,建筑物的变化信息可以有效帮助判断地区城镇化水平,辅助城市规划管理,及时查处违规建筑^[1]。随着数字城市、智慧城市的兴起,地理数据库的准实时、增量更新逐渐成为当前研究的热点^[2],快速、精确的建筑物三维变化检测已经引起广泛的关注。

建筑物变化检测主要分为二维变化检测和三维变化检测^[3]。二维变化检测主要以高分辨率图像作为数据来源,通常分为像素级和对象级两类^[4]。像素级变化检测首先逐像素计算光谱、纹理及其他转换特征并判断变化状态,然后基于变化像素进行面向对象的分类,从而得到建筑物变化目标^[5-7];对象级变化检测多基于现有矢量数据及先验知识或通过多尺度分割获取建筑物目标,然后进行面向建筑物对象的变化检测^[8-11]。现有二维变化检测方法多应用于卫星影像,但由于低空无人机影像存在视点变化及建筑物变形等现象,现有方法难以适用^[12]。

三维变化检测主要以激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)点云和影像密集匹配点云作为数据来源,针对建筑物层高变化进行检测。按照变化检测单元区分,三维变化检测可以分为逐点与基于对象变化检测两类^[3]。逐点变化检测方法多采用多时相LiDAR点云数据逐点计算高差或使用图割等方法逐点获取变化区域,通过结构特征识别确定建筑物目标变化状态^[13-16]。该类方法对点云质量敏感,易受树木季节性变化等因素的影响,且变化检测能量函数构造及阈值选取困难,难以应用于噪声大、密度不均的影像密集匹配点云。

基于对象变化检测方法通常先对点云进行分割或分类,继而分析各分割分类对象块内变化。文献[17]按照影像点云中纹理及几何特征的不同组合方式,生成具有互补性的多基元分割面片,基于分割面片实现变化建筑物的提取。文献[18-19]先对地物进行分类,再基于分类结果进

收稿日期:2020-01-20

项目资助:国家自然科学基金(41725005,41701530,41531177);国家重点研发计划(2016YFF0103501);中国博士后科学基金特别资助(2018T110802);超大型电网三维可视化管理与时空分析技术研究资助项目(ZBKJXM20170229)。

第一作者:杨钰琪,硕士,主要从事三维点云建筑物变化检测相关研究。yangyuqi@whu.edu.cn

通讯作者:陈驰,博士,副研究员。chichen@whu.edu.cn

行变化建筑物目标的检测。此类方法将分割分类与变化检测过程割裂,使得最终变化检测结果受到前序分割分类误差的影响,形成误差累计,检测精度依赖于分割分类质量。无人机影像密集匹配点云受其质量制约,难以得到较高的分类/分割精度。因此,先分割/分类、后变化检测的思路不适用于无人机密集匹配点云数据。目前,基于无人机影像密集匹配点云进行建筑物变化检测的研究较少。文献[12]基于无人机影像密集匹配获取点云,先通过逐点比较生成深度及灰度差值图,并融合二者获取变化区域,然后通过随机森林识别变化建筑物目标。该方法难以确定融合权重,且具有样本依赖性。总体而言,受点云质量、数据遮挡及缺乏变化样本库等限制,现有变化检测算法难以直接推广到无人机密集点云变化检测中。

针对以上问题,本文提出一种基于多层次分割的建筑物层高变化检测方法,通过色度异质性阈值按层级递减,实现由粗到细的多尺度区域生长,在分割块内采用投票的统计学方法,确定分割块变化状态,从而将分割与变化检测过程相融合,实现高效、高精度的建筑物层高变化检测。

1 建筑物变化检测方法

本文融合多尺度区域生长及投票策略的多层次分割建筑物层高变化检测流程如图1所示。

1.1 预处理

基于改进迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法实现不同时相影像点云的高精度配准^[20],并采用布料模拟滤波(cloth simulation filtering, CSF)算法^[21]分别拟合数字地面模型(digital terrain model, DTM)。对于影像点云及其拟合DTM分别进行网格划分,利用中值滤波进行高程和红、绿、蓝(RGB)波段插值采样,同时获取网格化数字表面模型(digital surface model, DSM)和DTM,并基于此分析网格内部点云的几何形状特征和光谱特征。

本文方法中所用模型及参数获取步骤如下:

1) 归一化数字表面模型(normalized DSM, nDSM):用于区分地面点和非地面点。通过网格化DSM与对应DTM差值获得,即 $nDSM = DSM - DTM$ 。

2) 差分数字表面模型(differential DSM, dDSM):用于判断变化。通过不同时相网格化DSM差值获得,即 $dDSM = DSM_{t_2} - DSM_{t_1}$ 。其

中, DSM_{t_1} 和 DSM_{t_2} 分别为 t_1 和 t_2 时相的 DSM。

3) 归一化过绿指数(normalized excessive green index, nEGI):用于区分绿色树冠与其他地物。利用RGB波段实现与归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)类似的效果^[22],即 $nEGI = (2G - R - B) / (2G + R + B)$ 。其中, R 、 G 、 B 分别为影像的红、绿、蓝波段值。

4) 亮度(Y):用于区分植被与建筑物。利用RGB波段均值作为亮度,认为建筑物相对于植被具有较大亮度^[6],得 $Y = (R + G + B) / 3$ 。

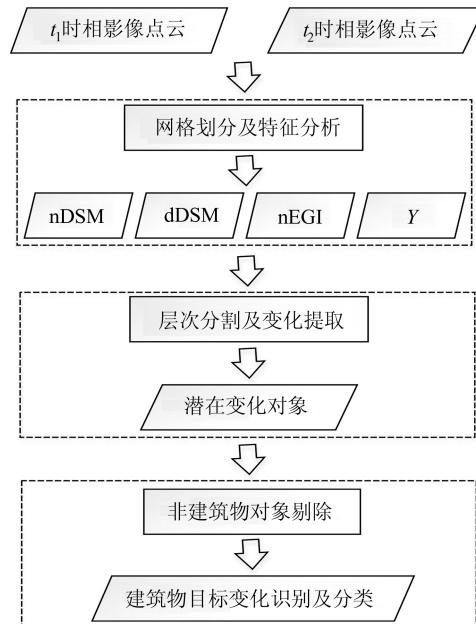


图1 本文方法流程图

Fig.1 Flowchart of the Proposed Method

1.2 潜在变化对象获取

1.2.1 基于颜色的点云分割

基于点的变化检测易产生椒盐效应,在配准误差影响下易出现狭长形建筑物边界伪变化,造成大量虚检,面向对象的方法是解决该问题的有效途径^[23],而面向对象的关键则在于点云分割。由于建筑物结构的复杂性,基于曲率和法线等几何特征的分割方法往往会导致分割过度甚至失效,而不同的人工地物通常具有不同的颜色分布模式。因此,本文充分考虑地物目标色度相似性和空间邻近性,实现密集匹配点云中建筑物的分割。

点云分割包括区域生长、区域合并和精化处理3个部分。本文对点云分割步骤如下:

1) 种子点选取:将所有点按曲率升序排列,把曲率最小点作为初始种子点;在区域生长过程中,

把满足生长准则的点作为下次生长的种子点。

2) 生长准则: 将 RGB 波段之间的欧氏距离作为颜色异质性度量 D_c , 生长准则为 D_c 小于色度异质性阈值 T_D 。 D_c 的计算式为:

$$\begin{cases} D_c(C_1, C_2) = \sqrt{\Delta R^2 + \Delta G^2 + \Delta B^2} \\ \Delta R = R_1 - R_2 \\ \Delta G = G_1 - G_2 \\ \Delta B = B_1 - B_2 \end{cases} \quad (1)$$

式中, C_1 和 C_2 表示点或区域, 当表示点时, R 、 G 、 B 分别为点的红、绿、蓝波段值; 当表示区域时, R 、 G 、 B 分别为区域的红、绿、蓝波段平均值; ΔR 、 ΔG 、 ΔB 分别为 C_1 和 C_2 的红、绿、蓝波段差值。

3) 区域合并: 以区域生长获得的同质区域作为基本单元, 采用区域生长类似方法, 合并颜色异质度小于阈值 T_D 的相邻区域, 从而减少过度分割现象。

4) 精化分割: 对于包含点数小于阈值 T_N 的区域 R_0 , 使用 KD 树搜索其邻近区域, 对于每个近邻区域, 计算其合并 R_0 前后的颜色一致性, 选取异质性最小的近邻区域进行合并, 从而避免琐碎区域对后续变化检测的影响。

1.2.2 多层次分割与变化提取

由于现实世界的复杂性, 同一栋建筑物的影像点云可能有多种颜色, 建筑物与不同相邻地物之间的色度异质性也各不相同, 因此, 基于单一色度异质性阈值的点云分割难以获得较好的分割结果。针对这个问题, 本文通过多层次分割及变化提取的方法, 基于逐级递减的色度异质性阈值进行点云分割, 获得由粗到细的多层次分割结果。结合统计学原理剔除未变化分割区域, 并将分割与变化检测过程相融合, 有效提高变化检测精度。其主要步骤如下:

1) 基于网格化 dDSM, 利用阈值法判定每个网格的变化/非变化状态。判定公式为:

$$R_p = \begin{cases} 1, & \text{dDSM}_p \geq T_{\text{dDSM}} \\ 0, & \text{dDSM}_p < T_{\text{dDSM}} \end{cases} \quad (2)$$

式中, R_p 表示点 P 的变化检测结果; 1 和 0 分别代表变化和未变化; dDSM_p 为点 P 的 dDSM 值; T_{dDSM} 为变化阈值, dDSM_p 超过此阈值则判断为变化。

2) 设定初始色度异质性阈值 T_D 、色度异质性阈值逐层变化量 l (即步长)、变化比例阈值 T_Q 和变化数量阈值 T_N 。

3) 对 DSM 进行区域生长, 并计算每个分割对象中所包含变化网格的数量 N 和比例 Q 。

4) 对于 $Q > T_Q$ 的分割对象, 判断为变化; 对于 $N < T_N$ 的分割对象, 判断为未变化; 对于其他, 将色度异质性阈值 T_D 调整为 $T_D - \Delta T_D$ 后调用步骤 3)。判断公式为:

$$P_R = \begin{cases} 1, & Q_R > T_Q \\ 0, & N_R < T_N \\ -1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$Q_R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_{p_i}, \quad p_i \in R \quad (4)$$

式中, P_R 表示区域 R 的变化检测结果; 1、0 和 -1 分别代表变化、未变化和不确定状态; Q_R 为区域包含的变化点比例; T_Q 为变化点比例阈值, 超过此阈值则判断为变化; N_R 为区域包含的变化点个数; T_N 为变化点个数阈值, 小于此阈值则判断为未变化; n 为区域中包含的点个数; p_i 为区域中包含的第 i 个点; T_Q 和 T_N 在不同尺度下取值相同。

5) 重复步骤 4), 直至判断出所有点的变化/非变化状态。

本文方法使用比例阈值判断变化, 使用数量阈值判断未变化。其原因在于:(1)各分割块包含点数不同, 无法判定大于固定数量阈值即变化;(2)建筑物被树木紧密围绕且颜色相近时, 粗尺度下的区域生长易将二者生长为同一区域, 当未变化的树木点数远大于变化建筑物时, 使用比例阈值会造成变化建筑物漏检。

1.3 建筑物层高变化提取及分类

1.3.1 建筑物目标变化识别

初始变化对象中同时包含建筑物、植被及地面等。为获得变化建筑物目标, 需要对非建筑物对象进行剔除, 流程如图 2 所示。对初始变化对象中的每个点 P , 依据 nDSM、nEGI 及 Y 逐点判断其所属类别。其中, T_{nDSM} 、 T_{nEGI} 、 T_Y 分别是 nDSM、nEGI 和亮度阈值。

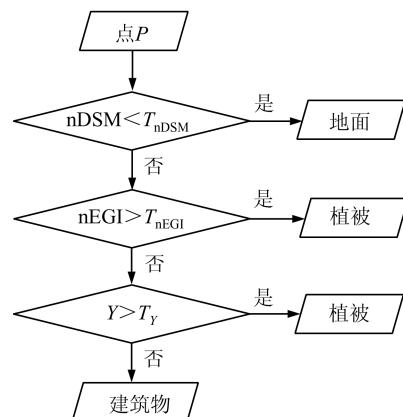


图 2 基于点的分类流程图

Fig.2 Flowchart of Point-based Classification

获取每个点 P 的建筑物和非建筑物类别信息后,按照§1.2.2所述多层次分割方法进行由粗到细的多层次分割及建筑物对象提取,然后根据面积阈值剔除噪声及碎斑,最终获取变化的建筑物目标。

1.3.2 建筑物变化类型确定

为判断不同时相中位置、形状、大小相近的建筑物是否为对应建筑物,本文对不同时相建筑物区域设置缓冲区,若缓冲区重叠面积大于阈值,则判定为对应建筑物;否则,判定为不对应建筑物。

根据先验知识,对于同一建筑物,将其层高变化类型分为增高、降低和未变化3种类型,其他则分为新建和拆除两种情况。其分类标准见表1。

表1 变化类型判定标准

Tab.1 Criteria for Determination of Change Types

t_1 时相地物类别	t_2 时相地物类别	
	地面/植被	建筑物
地面/植被	—	新建
		增高($DSM_{new} > DSM_{old}$)
建筑物	拆除	降低($DSM_{new} < DSM_{old}$)
		未变化($DSM_{new} = DSM_{old}$)

2 实验与分析

2.1 实验数据

为验证本文方法的有效性,实验选取不同时期武汉大学信息学部无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)影像密集匹配点云数据进行验证。该区域地势较为平坦,植被茂盛,且部分树木冠层紧密围绕在建筑物周围,以至对建筑物屋顶有大面积遮挡。建筑物密集且造型、颜色各异,占地面积及楼高差异明显,建筑物具有一定的结构复杂性和尺度差异性。图3为该实验区域具有代表性的6种典型建筑物。

实验数据包括两个不同时相采集的UAV影像集,采集信息见表2。数据集有效重叠面积约 $0.9\text{ km} \times 0.9\text{ km}$,因采集季节不同,数据集植被部分颜色差异明显。首先通过Pix4D生成密集匹配点云,图4(a)和图4(b)分别为 t_1 和 t_2 时相点云数据;然后基于改进的ICP算法,分两步对点云进行配准,图4(c)为配准后局部点云剖面叠加显示;之后,基于CSF算法进行DTM拟合,并进行网格划分。按照高程赋色,前、后时相数据的栅格采样结果如图4(d)和图4(e)所示。



图3 6种典型建筑物

Fig.3 Six Typical Buildings

表2 实验数据采集信息对比

Tab.2 Comparison of Experimental Data Acquisition Information

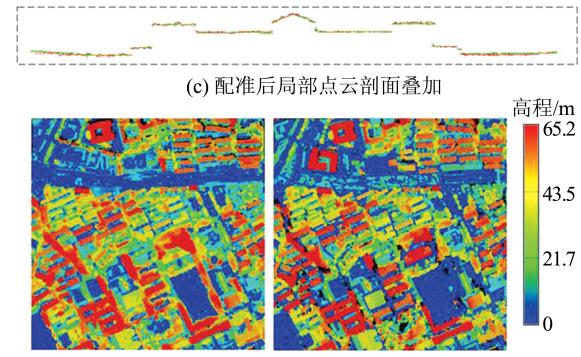
数据集	采集时相	航高/时间	航向重叠/%	旁向重叠/%	分辨率/m
	t_1	2014-07 800	24	70	50
	t_2	2017-10 400	35	70	0.50



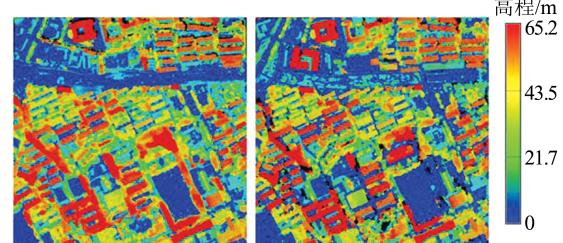
(a) t_1 点云数据



(b) t_2 点云数据



(c) 配准后局部点云剖面叠加



(d) t_1 高程赋色

(e) t_2 高程赋色

图4 研究区域及数据预处理

Fig.4 Study Area and Data Preprocessing

因 t_2 时相数据采集时光照强且航高低,影像中建筑物立面、树荫处及部分地面存在较多阴影,导致密集匹配点云数据空洞。本文通过网格采样,剔除建筑物立面点,仅保留建筑物顶面点,从而避免建筑物立面空洞对检测结果的影响;由于变化检测目标为建筑物,树荫处及地面空洞不

对检测结果造成影响,故不予处理。

2.2 参数设置

考虑到建筑物整体高度及层高一般均大于 2.0 m,故将 2.0 m 设置为 dDSM 和 nDSM 阈值。通常情况下,建筑物占地面积大于 25 m²,对于本实验中网格划分的分辨率(1 m)为 25 个点,故将 25 设置为变化点数量阈值,小于该阈值则判断为未变化。其他参数均通过重复实验获取经验值。本实验中采用的参数设置如表 3 所示。

表 3 实验中所采用的参数设置

Tab.3 Parameters Used in the Experiment

参数	本文取值
初始色度异质性阈值 T_D	10.00
步长 l	0.50
dDSM 阈值 T_{dDSM}/m	2.00
变化点比例阈值 T_Q	0.75
变化点数量阈值 T_N	25.00
nDSM 阈值 T_{nDSM}/m	2.00
nEGI 阈值 T_{nEGI}	0.01
亮度阈值 T_Y	130.00

2.3 实验结果与分析

2.3.1 多层次分割变化提取

图 5 为多层次分割变化提取方法,图 5(a)是对 DSM 点云进行初始分割,图 5(b)和图 5(c)是对上一尺度的细化分割,图 5(d)是分割提取出的建筑物对象,图 5(e)是提取结果与原始数据的叠加显示。可以看出,多层次分割提取方法可以避免过分割或分割不足造成的变化状态误判,尺度由粗到细的变化状态判断可以有效减少计算量,最终提取结果能够很好地反映不同尺寸大小的建筑物目标,有效提高其完整性和可靠性。

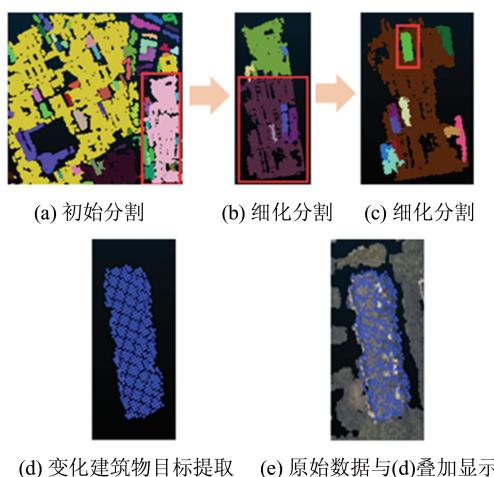


图 5 多层次分割变化提取

Fig.5 Hierarchical Segmentation Change Extraction

为了证明多层次分割提取算法的有效性,本文使用基于 dDSM 硬阈值二分提取的方法^[17]进行比较(图 6)。图 6(a)和图 6(b)分别为硬阈值二分及多层次分割提取的实验结果,其中,A1 和 A2 对应区域分别表示前一时相植被冠层与后一时相建筑物同高的情况,图 6(c)为其放大展示,图 6(d)和图 6(e)分别为两种方法的变化提取结果,可以看出,硬阈值二分法对变化建筑物的提取较为破碎,而多层次分割提取算法则可以保证建筑物的完整性。B1 和 B2 区域表示的是前后时相点云配准在 Xoy 平面存在偏移的情况,图 6(f)为其放大展示,图 6(g)和图 6(h)分别为两种方法的变化提取结果,可以看出,硬阈值二分法提取结果中出现狭长形建筑物边界伪变化,而多层次分割提取算法因面向对象的特性,将建筑物作为一个整体检测变化状态,从而可以很好地避免这种情况。

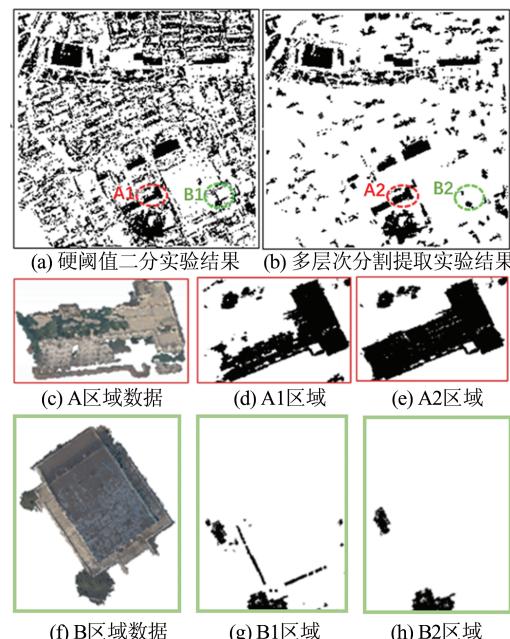


图 6 硬阈值二分与多层次分割提取比较

Fig.6 Comparison Between Hard Threshold Dichotomy and Hierarchical Segmentation Extraction

2.3.2 建筑物层高变化检测

为了定量评价本文所提方法的有效性,将实验结果与参考数据进行了比对分析。参考数据来源于手工标定。在建筑物变化检测过程中,考虑到绝大部分建筑物目标占地面积均大于 25 m²,本文仅对 25 m² 以上的建筑物进行统计评价。对实验结果的评价分为以下 3 种类型:

1) 正检。若检测结果中某点的变化类型与参考数据一致,则该点为正检;若某变化目标中

80%以上的点为正检，则该变化目标为正检。

2)虚检。若检测结果中某点被判断为变化，而参考数据中为未变化，则该点为虚检点；若某变化目标中20%以上的点为虚检点，则该变化目标为虚检。

3)漏检。若检测结果中某点被判断为未变化，而参考数据中为变化，该点则为漏检点；若某变化目标中20%以上的点为漏检点，则该变化目标为漏检。

按照以上评价标准，图7进行了 t_1 和 t_2 时相的实验结果展示。图7(a)和图7(b)为变化检测的实验结果(包括建筑物和非建筑物)，图7(c)和图7(d)为变化建筑物真值，图7(e)和图7(f)为对建筑物目标变化检测结果的定性评价。

本文使用完整率 C_{m50} 、正确率 C_{r50} 及检测质量 F 进行精度评定，计算公式如下：

$$C_{m50} = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (5)$$

$$C_{r50} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (6)$$

$$F = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times \frac{F_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (7)$$

式中， T_p 、 F_p 、 F_N 分别为正检、虚检和漏检点数量。精度评定结果如表4所示。

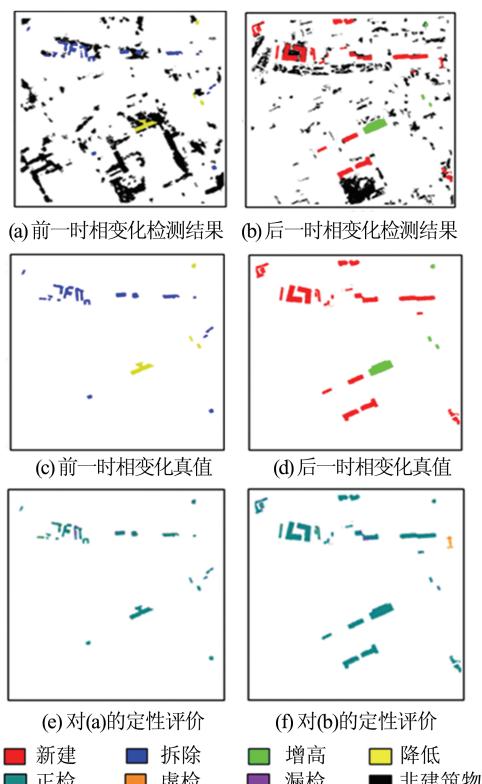


图7 实验结果与人工提取结果对比

Fig.7 Comparison Between Experimental Results and Manual Extraction Results

表4 建筑物目标变化检测精度/%

Tab.4 Accuracy of Building Change Detection/%

时相	完整率	正确率	检测质量
t_1	93.17	90.44	91.78
t_2	96.74	95.35	96.04

表4结果表明本文方法是有效的。变化检测结果中的虚检和漏检大部分由建筑物边界难以界定造成，此外，在几何形状与光谱特征方面，由于天桥与建筑物极为相似，因此也造成一处虚检。

3 结语

针对城市建筑物变化，基于无人机影像密集匹配点云，本文提出一种多层次分割建筑物层高变化检测方法。该方法将点云分割与建筑物变化检测过程进行多层次融合，避免了由影像点云数据质量较差导致的分割错误对变化检测结果产生的负面影响，从而准确、鲁棒地实现建筑物变化区域的提取。以两期武汉大学信息学部校园无人机影像密集匹配点云为实验数据开展了实验验证。结果表明，本文方法对建筑物变化检测的完整率、正确率和检测质量均达到90%以上，验证了方法的有效性。后续研究将探索基于多光谱无人机影像数据的建筑物特征构建与识别方法，进一步优化变化建筑物边界检测的准确度，减少虚检和漏检。

参 考 文 献

- [1] Zheng Zhihong, Yang Wenjing. Analysis of Illegally Built Buildings Monitoring Based on UAV Remote Sensing Image [J]. *Urban Geotechnical Investigation & Surveying*, 2016(6): 84-87(郑志宏, 杨文竞. 基于无人机影像的违章建筑监测分析 [J]. 城市勘测, 2016(6):84-87)
- [2] Sui Haigang, Feng Wenqing, Li Wenzhuo, et al. Review of Change Detection Methods for Multi-temporal Remote Sensing Imagery [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2018, 43(12): 1 885-1 898(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): 1 885-1 898)
- [3] Qin R, Tian J, Reinartz P. 3D Change Detection Approaches and Applications [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 122: 41-56
- [4] Hussain M, Chen D, Cheng A, et al. Change De-

- tection from Remotely Sensed Images: From Pixel-based to Object-based Approaches [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2013, 80: 91-106
- [5] Chen J, Liu H, Hou J, et al. Improving Building Change Detection in VHR Remote Sensing Imagery by Combining Coarse Location and Co-Segmentation [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(6): 213
- [6] Huang X, Zhang L, Zhu T. Building Change Detection from Multitemporal High-Resolution Remotely Sensed Images Based on a Morphological Building Index [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2014, 7(1): 105-115
- [7] Zhang Yongmei, Ji Yan, Ma Li, et al. A Recognition and Change Detection Method for Buildings in Remote Sensing Images [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(4): 653-657 (张永梅, 季艳, 马礼, 等. 遥感图像建筑物识别及变化检测方法[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 653-657)
- [8] Argialas D P, Michailidou S, Tzotsos A. Change Detection of Buildings in Suburban Areas from High Resolution Satellite Data Developed Through Object Based Image Analysis [J]. *Survey Review*, 2013, 45(333): 441-450
- [9] Moe K C, Sein M M. An Unsupervised Technique for Building Change Detection in Urban Area [J]. *International Journal of Computer Applications*, 2014, 106(18): 31-35
- [10] Sofina N, Ehlers M. Building Change Detection Using High Resolution Remotely Sensed Data and GIS [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2016, 9(8): 3430-3438
- [11] Chen B, Chen Z, Deng L, et al. Building Change Detection with RGB-D Map Generated from UAV Images [J]. *Neurocomputing*, 2016, 208: 350-364
- [12] Xu Yaming, Shi Juan, An Dongdong, et al. Change Detection Based on Segmentation and Matched Features Points for UAV Images [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(10): 1286-1291 (徐亚明, 石娟, 安劲东, 等. 利用影像分割和匹配特征进行无人机影像变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2016, 41(10): 1286-1291)
- [13] Li Chang, Wang Huan, Li Qi, et al. Multi-view Plane Sweep Dense Image Matching and 3D Change Detection of Geological Disasters from Remotely Sensed Stereo Pairs with GIS-aided Data [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2014, 39(3): 295-299 (李畅, 王欢, 李奇, 等. GIS 数据辅助灾区影像平面扫描密集匹配及其三维变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2014, 39(3): 295-299)
- [14] Teo T A, Shih T Y. LiDAR-based Change Detection and Change-Type Determination in Urban Areas [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(3): 968-981
- [15] Pang S, Hu X, Cai Z, et al. Building Change Detection from Bi-Temporal Dense-Matching Point Clouds and Aerial Images [J]. *Sensors*, 2018, DOI: 10.3390/s18040966
- [16] Peng Daifeng, Zhang Yongjun, Xiong Xiaodong. 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 (彭代峰, 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)
- [17] Khoshelham K, Elberink S O, Xu S. Segment-based Classification of Damaged Building Roofs in Aerial Laser Scanning Data [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1258-1262
- [18] Malpica J A, Alonso M C, Papí F, et al. Change Detection of Buildings from Satellite Imagery and LiDAR Data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(5): 1652-1675
- [19] Gevaert C M, Persello C, Sliuzas R, et al. Informal Settlement Classification Using Point-cloud and Image-based Features from UAV Data [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, 125: 225-236
- [20] Pang Shiyan. Research on Some Key Technologies of Automatic Building Change Detection Aided by Three-dimensional Information [D]. Wuhan: Wuhan University, 2015 (庞世燕. 三维信息辅助的建筑物自动变化检测若干关键技术研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2015)
- [21] Zhang W, Qi J, Wan P, et al. An Easy-to-Use Airborne LiDAR Data Filtering Method Based on Cloth Simulation [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(6): 501
- [22] Du S, Zhang Y, Qin R, et al. Building Change Detection Using Old Aerial Images and New LiDAR Data [J]. *Remote Sensing*, 2016, DOI: 10.3390/rs8121030
- [23] Xu Honggen, Song Yan. Change Detection Method Taking into Account Shadow Information for High

Resolution Remote Sensing Image[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2013, 25(4): 16-21(徐宏根,

宋妍. 顾及阴影信息的高分辨率遥感图像变化检测方法[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 16-21)

3D Change Detection of Buildings Based on Multi-level Segmentation of Dense Matching Point Clouds from UAV Images

YANG Yuqi^{1,2} CHEN Chi^{1,2} YANG Bisheng^{1,2} HU Pingbo^{1,2} CUI Yang^{3,4}

1 State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

2 Engineering Research Center for Spatiotemporal Data Smart Acquisition and Application, Ministry of Education, Wuhan University, Wuhan 430079, China

3 Key Laboratory for Geo-Environment Monitoring of Coastal Zone of the National Administration of Surveying, Mapping and GeoInformation, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

4 Shenzhen Key Laboratory of Spatial Smart Sensing and Service, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China

Abstract: **Objectives:** Buildings are one of the main bodies of the city. Change information of buildings is of great significance to the investigation and treatment of illegal buildings, urban planning management and the real-time incremental updating of geographic databases. Rapid, accurate and low-cost methods of 3D change detection have received more and more attention. **Methods:** This paper proposes a method of building change detection base on dense matching point clouds from unmanned aerial vehicle (UAV) images. First, we meshed point clouds, and analyzed the space features including normalized digital surface model (nDSM) and differential digital surface model (dDSM) and the spectral features including normalized excessive green index (nEGI) and brightness in grids. Then point clouds are segmented based on region growth, and the state of the segmentation object (changing/unchanged/uncertain) is judged. The segmentation criterion will become more and more strict for the segmented object with uncertain state until the changing state of all points is judged(taller/lower/uncertain). Finally, spatial and spectral features are integrated to identify building targets from changed objects. **Results:** The dense matching point clouds from UAV images in two phases of Wuhan University are used to verify the experimental results of this method. The experimental results show that the integrity, accuracy and detection quality of the proposed change detection method can all reach more than 90%. **Conclusions:** The proposed method can achieve object-level, high-precision 3D change detection of buildings based on multi-level segmentation and voting strategy.

Key words: unmanned aerial vehicle (UAV); dense matching; point cloud; change detection; multi-level segmentation

First author: YANG Yuqi, master, specializes in change detection of buildings based on 3D point clouds. E-mail: yangyuqi@whu.edu.cn

Corresponding author: CHEN Chi, PhD, associate professor. E-mail: chichen@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China(41725005, 41701530, 41531177); the National Key Research and Development Program of China(2016YFF0103501); Special Support from the China Postdoctoral Science Foundation(2018T110802); Research on Three-Dimensional Visualization Management and Spatiotemporal Analysis Technology of Ultra-Large Power Grid (ZB-KJXM20170229).

引文格式: YANG Yuqi, CHEN Chi, YANG Bisheng, 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.DOI:10.13203/j.whugis20190030(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.DOI:10.13203/j.whugis20190030)