

结合 LiDAR 点云和航空影像的 建筑物三维变化检测

彭代锋¹ 张永军¹ 熊小东¹

1 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘要:针对传统建筑物变化检测方法没有考虑高程信息的缺点,提出了一种结合 LiDAR 点云数据和航空影像的建筑物三维变化检测方法,可同时提取建筑物高程变化信息和面积变化信息。首先将不同时期的 LiDAR 点云分别生成数字表面模型(DSM);然后对不同时期的 DSM 进行差值、滤波和形态学操作,得到 DSM 变化区,并根据共线方程将其反投影到航空影像中,再使用航空影像的光谱、纹理等信息排除树木等伪变化区的干扰;最后计算高程变化值和面积变化值。试验结果表明,该方法能定量地提取高程和面积变化信息,提供更加全面准确的建筑物变化信息。

关键词:LiDAR 点云; DSM; 航空影像; 建筑物三维变化检测; 高程变化; 面积变化

中图法分类号:P231.5

文献标志码:A

多时相遥感影像变化检测作为遥感影像的重要应用,已广泛应用于土地覆盖变化、城市动态监测、灾害监测等领域。传统的变化检测方法一般只使用遥感影像信息进行宏观、大范围的变化检测^[1,2]。然而,现阶段的变化检测越来越关注不同时期特定人工地物的分析,特别是建筑物。利用遥感技术及时、准确地掌握建筑物特别是居民地的变化信息,在灾害评估、城镇扩展、环境变化研究中具有重要意义。对大城市和中小城镇同时进行动态检测,可以检验生产力以及城镇人口的布局是否合理,进而为相关部门提供重要的决策支持,指导宏观调控^[3]。高程信息在变化检测中具有重要意义,在进行大比例尺空间数据的变化检测时,往往需要考虑高程变化^[4]。人工建筑物一个十分重要的变化就表现在高度的变化上,且高程信息在区分灰度相近的建筑物和道路,剔除高程差异大的树木、草地等非建筑物变化信息等方面也有重要意义^[5,6]。LiDAR 点云可以提供高精度的建筑物高程信息,但不能提供建筑物的轮廓、纹理等信息,而航空影像分辨率高,可以提供丰富的建筑物轮廓、纹理信息。因此,将两种数据来源结合起来,可以实现高精度的建筑物变化检测。

目前,结合 LiDAR 点云和影像的变化检测

已有了一定的发展。Matikainen 等使用 LiDAR 数据、航空影像和已有的建筑物数据库,首先进行数字表面模型(Digital Surface Model, DSM)分割,然后联合高程信息、航空影像信息等对分割区域分类得到建筑物区域,再将其与已有的建筑物数据库进行比较,确定建筑物的变化信息^[7]。Chen 等使用双阈值策略对 LiDAR 点云和建筑物模型进行比较,得到建筑物变化信息,并结合航空影像的光谱特征等信息进一步提高了变化检测的精度^[8]。Trinder 等基于 LiDAR 点云生成的 DEM 和航空影像,采用配准等预处理,联合使用影像差值,主成分分析(Principal Components Analysis, PCA),最小噪音变换(minimum noise transformation, MNF),主成份支持向量机(PC-SVM)等方法进行变化检测,并通过简单的加权投票策略对 4 种方法的结果进行了综合^[9]。Rotensteiner 基于 LiDAR 数据和高分辨率卫星数据,通过生成的 DSM 进行 D-S 融合、拓扑澄清和变化区域分类等处理,以提取建筑物,然后与已有的建筑物数据库比较,达到确定建筑物变化信息的目的^[10]。

上述方法大都需要已有的建筑物数据库或建筑物模型支持,本文提出了一种结合 LiDAR 点

收稿日期:2013-07-14

项目来源:国家自然科学基金资助项目(41171292)。

第一作者:彭代锋,博士生,主要研究方向为卫星影像变化监测应用。E-mail:daifeng@whu.edu.cn

通讯作者:张永军,博士,教授。E-mail:zhangyj@whu.edu.cn

云数据和航空影像的建筑物三维变化检测方法。该方法仅使用了两期 LiDAR 点云和航空影像,很好地结合了两种数据源的优势,实现了建筑物三维变化检测的定量分析。

1 建筑物三维变化检测算法

DSM 能很好地反映建筑物高度的变化。通过两期 DSM 差值获取建筑物高度变化,就能检测出由于新建或拆迁引起的建筑物变化^[11]。LiDAR 点云可以生成高精度的 DSM,但是缺乏纹理信息,且数据密度分布不均匀,在三维空间中呈不规则、不连续分布。直接利用 LiDAR 点云数据进行人工建筑物三维变化检测很难消除树木、地形等因素引起的伪变化。而航空影像数据空间分辨率高,数据分布连续,具有十分丰富的纹理信息,很好地弥补了 LiDAR 点云数据缺乏纹理信息的劣势。

鉴于 LiDAR 点云数据和航空影像数据的各自优势,本文提出了一种结合 LiDAR 点云和航空影像的建筑物三维变化检测处理方法,其流程如图 1 所示。首先,对获取的两期 DSM 进行差值,获取差值 DSM;然后,设置高程阈值对差值 DSM 进行滤波,排除地面低矮的非建筑物变化区,再进行形态学滤波等操作,以进一步剔除噪声,得到 DSM 变化区;然后,结合航空影像精确的内外方位元素,根据共线方程将 DSM 变化区域反投影到航空影像上,再根据影像的光谱和纹理信息进一步剔除非建筑物变化区;最后,根据 DSM 变化区和航空影像变化区提取建筑物三维变化信息。

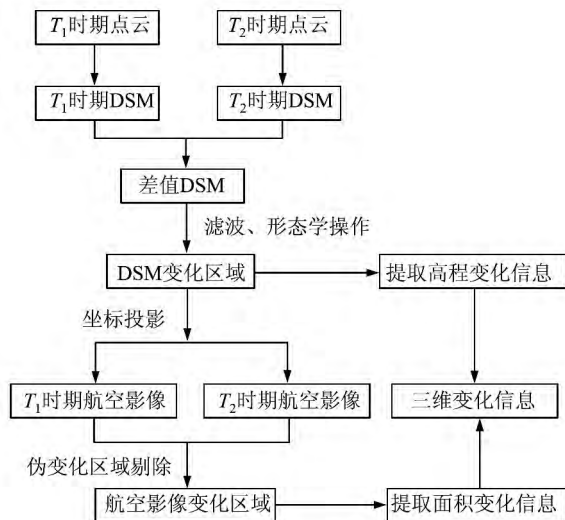


图 1 建筑物三维变化检测流程图

Fig. 1 Flow Chart of 3D Building Change Detection

1.1 DSM 变化区域获取

实验中使用的 LiDAR 数据点云间距约为 0.5 m。首先采用文献^[12]的方法提取建筑物角特征,然后根据不同时期的 LiDAR 点云间同名角特征,采用三维相似变换实现不同时期点云数据的配准^[2],最后通过插值生成对应的 DSM,其中 DSM 的采样间隔为 0.7 m。对于两期 DSM 影像的差值,使用传统的逐像素的差值方法会受到 DSM 质量、配准误差、传感器噪声等因素影响,导致差值 DSM 误差较大。为减少上述干扰,本文采用基于邻域窗口的稳健影像差值法(robust image differencing)^[13]。

对于 T_2 时期的 DSM 像素 $X_2(i, j)$, 对应 T_1 时期 DSM 邻域窗口像素 $X_1(p, q)$, 定义的正变化 $X_{Pdif}(i, j)$ 和负变化 $X_{Ndif}(i, j)$ 如下:

$$X_{Pdif}(i, j) = \min\{X_2(i, j) - X_1(p, q), X_2(i, j) - X_1(p, q) > 0\} \quad (1)$$

$$X_{Ndif}(i, j) = \max\{X_2(i, j) - X_1(p, q), X_2(i, j) - X_1(p, q) < 0\} \quad (2)$$

式中, $p \in \{i - \omega, i + \omega\}$; $q \in \{j - \omega, j + \omega\}$; ω 为窗口大小。

实验中选用 3 像素 \times 3 像素大小的窗口,经过 DSM 差值后,设置高程阈值将一些高程变化小的背景噪声滤除,最后得到的差值 DSM 如图 2 所示。其中,白色区域为正变化部分,对应新建建筑物区域,灰色区域为负变化部分,对应拆迁或损毁建筑物区域。由于建筑物边缘随机反射和两期 LiDAR 点云获取时飞行参数不一致,导致差值 DSM 中有很多杂乱变化,可以通过形态学滤波进一步处理。使用灰度形态学开运算对差值 DSM 进行处理,得到如图 3 所示的 DSM 变化区。此时差值 DSM 中还存在很多低矮建筑物及附属结构等小面积变化区,可以通过面积阈值去除小面积变化区,再进行边缘跟踪,最终得到如图 4 所示的 DSM 变化区。从图 2~图 4 中可以看出,经过形态学滤波、面积阈值化处理后,绝大多数非建筑物变化区得到滤除。

1.2 航空影像变化区域获取

DSM 变化区的获取主要使用高程信息,不能去除树木和道路等非建筑物变化区。本文将 DSM 变化区投影到航空影像上,进而利用航空影像的光谱和纹理信息剔除非建筑物变化区。首先,对航空影像进行空三处理,获取其精确的内外方位元素;然后,使用共线方程求取 DSM 变化区与航空影像上对应区域的像方坐标,即可得到航空影像上的变化区;最后,使用不同颜色的矩形框

和四边形框标记航空影像中对应的变化区域。其中矩形框和四边形框是变化区域轮廓的外接矩形或四边形区域,如图5所示,红色框选区为损毁建筑物变化区,绿色框选区为新建建筑物变化区。为了方便描述,对得到的变化区进行数字编号。图5中编号为17、18等区域为非建筑物变化区,仅通过DSM高程的变化无法对其进行正确识别,需要利用航空影像的光谱、纹理等信息剔除这些伪变化区。使用LiDAR点云自带的分类信息,可以将点云分为地面点和非地面点,进而将

DSM变化区分为地面变化区和非地面变化区。由于实验区中的非地面变化区主要是树木,为方便分类,将其他非建筑物变化区也视为树木,把非地面变化区分为建筑物和树木两类。首先提取非地面变化区和一定数量训练样本的特征,包括绿度指数(ratio of green, RG)和纹理一致度(GL-CM Homogeneity, GH)等;然后根据特征对非地面变化区分类,文中使用了决策树和支持向量机(supporting vector machine, SVM)两种适合小样本学习的分类方法,并对分类结果进行了比较。

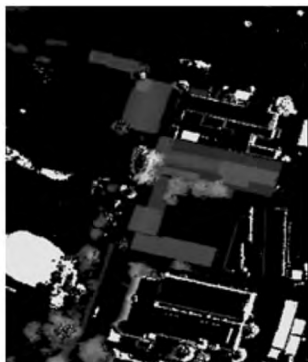


图2 差值DSM
Fig. 2 Differencing DSM

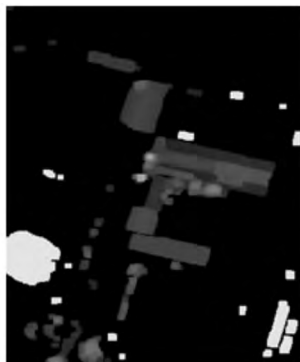


图3 形态学处理结果图
Fig. 3 Image of Morphology Operation



图4 边缘跟踪结果图
Fig. 4 Image of Edge Tracking



(a) T_1 时期航空影像变化区域



(b) T_2 时期航空影像变化区域

图5 实验区两期航空影像变化区域

Fig. 5 Changed Area of Aerial Images of Study Area

1.2.1 决策树分类

决策树是遥感图像分类中的一种分层处理结构,其基本思想是通过一些判断条件对原始数据集逐步二分和细化。决策树中的每一个分叉点代表一个决策判断条件,每个分叉点下的两个叶结点分别代表满足和不满足条件的类别^[14]。决策树分类法是一种非参数化的分类方法,不需要依赖任何先验的统计假设条件,对新数据有很好的适用性,具有直观简单、精度高、速度快等优点,在遥感影像分类中有着广泛的应用。根据训练样本和分类准则,决策树分类法会自动选择最重要的

特征进行分类。

本文使用分类回归决策树(classification and Regression Tree, CART)分类法:首先根据训练样本特征训练得到决策树;其次对决策树剪树枝得到简化后的决策树,以降低由于训练集存在噪声而产生的起伏和决策树过于复杂而产生的过度拟合;最后,利用生成的决策树对非地面变化区进行分类。

1.2.2 SVM分类

SVM是在统计学习理论上发展起来的新一代学习算法,是近年来模式识别与机器学习

领域中的研究热点。应用表明,SVM 方法具有比传统的最大似然分类器、人工神经网络分类器更高的精度。

SVM 采用结构风险最小化准则,在最小化样本误差的同时缩小模型泛化误差的上界,进而提高模型的泛化能力。相比传统的分类方法,SVM 具有小样本学习、抗噪声性能强等优点^[15]。SVM 从线性可分情况下的最优分类面发展而来,其基

本思想是寻找分开两类样本且具有最大分类间隔的最优分类超平面。引入核函数的 SVM 分类器可以通过非线性变换将非线性问题转化为高维空间的线性问题,在变换空间中求解最佳分割超平面。实验中,首先对训练样本特征进行训练,构建 SVM 分类器,其中核函数采用径向基(rbf)核函数;然后根据 SVM 分类器对非地面变化区进行分类,得到分类结果,如表 1 所示。

表 1 两种方法分类结果

Tab. 1 Classification Result of Two Methods

变化区编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
决策树分类	B	B	B	B	B	B	B	B	T	B	T	B	B	G	T	G	T	T
SVM 分类	B	B	B	B	B	B	B	B	B	B	T	B	B	G	T	G	T	T

注:B表示建筑物;T表示树木;G表示地面。

1.3 三维变化信息提取

1.3.1 高程变化信息提取

高程变化信息的获取主要依据 DSM 变化区域中灰度值和高程值的线性对应关系。首先,根据 DSM 中若干明显特征的像素灰度值(G)及其高程值(H)确定灰度值和高程值的线性表达式:

$$H = K \cdot G + b \quad (3)$$

然后,对于每一个建筑物的 DSM 变化区域,认为灰度为 0 的像素不是建筑物区域,灰度过大或过小的区域不能准确反映建筑物的高程变化^[16]。为此,实验中剔除灰度为 0 的区域以及灰度最大和最小的 10% 的区域,然后对剩余区域灰度值取均值,再根据式(3)得到该区域的高程变化值。

为了评估高程信息的提取精度,实验从 DSM 变化区域对应的两期原始 LiDAR 点云数据中提取均匀分布的点,然后计算这些点所对应高程差值的均值,作为该变化区域的高程变化值。即对于 T_1 时期点云提取均匀分布点,其高程值为 $P_1(Z_1), P_1(Z_2), \dots, P_1(Z_k)$;对 T_2 时期点云提取均匀分布点,其高程值为 $P_2(Z_1), P_2(Z_2), \dots, P_2(Z_k)$;求得该区域高程变化值为:

$$\Delta H = \left(\sum_{i=1}^k |P_2(z_i) - P_1(z_i)| \right) / k \quad (4)$$

DSM 提取的高程变化值与点云提取的高程变化值是同一高程基准下的,可以直接通过差值比较高程差异,进而确定本文算法提取的高程变化值的准确性。

1.3.2 面积变化信息提取

建筑物面积变化信息通过统计框选标记区的像素数目实现。设框选标记区域的像素数目为 N ,又已知航空影像地面分辨率为 d ,则该变化区域面积 S 可表示为:

$$S = N \times d^2 \quad (5)$$

此时计算的 S 是图像上统计的面积,然后根据影像的投影比例尺换算成地面面积,其中投影比例尺 k 为:

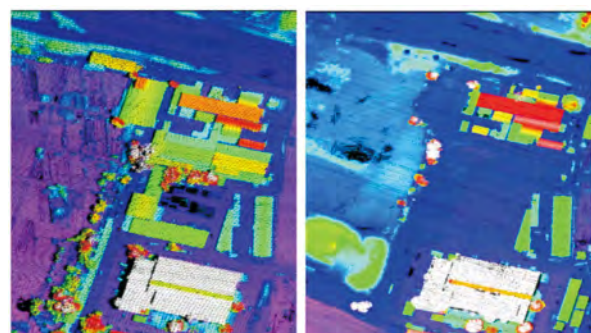
$$k = \text{pixelsize} \cdot H / f \quad (6)$$

式中,pixelsize 为每个像元物理大小; f 为焦距; H 为航高。则最终统计得到的地面面积为:

$$S_d = S \times k \quad (7)$$

2 试验结果与分析

试验数据选用有明显建筑物变化的某两期机载 LiDAR 点云数据及其对应的航空影像。其中,LiDAR 点云数据由 Trimble H68 系统获取,点云间距约为 0.5 m,点云密度约为 4 点/m²;航空影像的像幅大小为 8 984 像素×6 732 像素,CCD 像元大小为 0.006 mm,航高约为 750 m,影像地面分辨率为 0.09 m。图 6 显示了试验所用的两期 LiDAR 点云数据。



(a) T_1 时期点云 (b) T_2 时期点云

图 6 试验区的两期 LiDAR 点云图像

Fig. 6 LiDAR Point Cloud Images

2.1 两种分类方法结果分析

对两种分类方法获取的建筑物变化区的正确个数进行统计,结果如表2所示。

表2 决策树/SVM分类结果统计

Tab. 2 Statistics of Decision Tree/SVM Classification

	建筑物变化区	非建筑物变化区
判断正确(C)	9/10	5/6
判断错误(E)	1/0	3/2
合计	10	8

从表2可以看出,对于建筑物变化区,SVM分类法没有错分,而决策树分类法有一个错分;对于非建筑物变化区,SVM分类法的分类结果也比决策树分类法要好。为了定量评价两种方法区分变化区的可靠性,定义如下可靠性公式:

$$R = C / (C + E) \times 100\% \quad (8)$$

式中,C表示正确区分的变化区数目,包括建筑物变化区和非建筑物变化区。E表示错误区分的变化区数目,包括建筑物变化区和非建筑物变化区。

使用式(8)进行可靠性计算,决策树分类法的可靠性 $R = 77.8\%$,SVM分类法的可靠性 $R =$

88.9%。由此可见,SVM分类法对于变化区的分类更为可靠。原因是决策树在生成过程中会自动选择最重要的特征,导致实际生成的决策树只利用了光谱特征;而SVM分类器的生成过程中会联合使用光谱特征和纹理特征,对变化区的分类能力更强。特别地,对于12、13号非建筑物变化区,两种方法都错分为建筑物变化区,从航空影像上可以看出,这两个变化区为堆叠很高的建材,其光谱和纹理特征与建筑物相似,也不能通过高程信息区分,导致两种分类方法都出现错分。

2.2 建筑物三维变化检测结果分析

根据上述建筑物三维变化检测方案,剔除非建筑物变化区后,提取框选标记的建筑物变化区的三维变化信息。同时,为了比较本文算法与人工提取方法的差异情况,分别计算了两种方法提取的高程变化信息和面积变化信息的绝对差值。为了排除建筑物大小对面积变化差值的影响,本文又分别计算了两种方法面积变化值差值与人工方法提取面积变化值的比值,即面积比值,如表3所示。

表3 建筑物三维变化检测结果比较

Tab. 3 Comparison of 3D Building Change Detection Results

建筑编号	变化类型	本文方法		人工提取方法		两种方法差异统计		
		高程/m	面积/m ²	高程/m	面积/m ²	高程差值/m	面积差值/m ²	面积比值/%
1	NC	5.71	92.22	5.89	86.42	-0.18	5.80	6.71
2	NC	6.05	74.94	6.14	72.76	-0.09	2.18	3.00
3	NC	6.19	33.61	6.49	33.04	-0.30	0.57	1.72
4	NC	5.05	26.01	4.69	26.53	0.36	-0.52	1.96
5	NC	5.43	186.62	5.74	179.91	-0.31	6.71	3.73
6	NC	6.83	26.01	5.86	23.44	0.97	2.57	10.95
7	PC	6.35	7.09	6.06	7.21	0.29	-0.12	1.63
8	NC	3.56	11.46	3.95	12.37	-0.39	-0.91	7.34
9	NC	5.21	29.57	6.00	27.51	-0.79	2.06	7.51
10	PC	6.48	6.04	6.05	6.59	0.43	-0.55	8.32

注:NC表示 Negative Change,即拆迁或损毁建筑物区域;PC表示 Positive Change,即新建建筑物区域。

从两种方法差异统计栏可以看出,本文方法和人工提取方法所提取的高程变化信息差别不大,都在1m之内。这说明通过LiDAR点云数据生成的DSM质量好、精度较高,也证明了通过DSM差值获取建筑物高程变化信息的正确性及可行性。同时可以看出,由于建筑物大小差异较大,两种方法所提取的面积变化绝对差值变化较大,其差值最大接近7m²,但除去编号6的建筑物区域外,面积比值变化都在8.3%以内,证明了本文所用的面积提取方法的可行性。对于编号为6的建筑物变化区域,两种方法计算的高程变化绝对差值为0.97,面积变化比值为10.95%,差异大小都大于其他建筑物。从LiDAR点云和航空

影像上可以看出,该建筑物被树木遮挡严重,在提取高程变化信息时受到灰度值过高的树木干扰,平均灰度值偏高;而在提取面积变化信息时,树木的影响也会导致统计的建筑物像素数目不准确。总体来看,本文方法可以以较高精度提取出建筑物三维变化信息,对建筑物变化检测分析与应用具有重要参考意义。

3 结 语

LiDAR点云与航空影像的结合发挥了不同数据源的优势,克服了单一数据源的缺陷,实现高程和面积变化信息的同时获取。相比于传统的建

筑物变化检测方法,本文提出的三维变化检测方法流程简单,实现方便,可同时提取高程变化信息和面积变化信息,对于客观、全面地定量分析建筑物三维变化具有重要参考价值。如何充分利用建筑物的形状、阴影、空间关系等获取更加精确的建筑物三维变化信息,值得在未来的工作中进一步研究。

参 考 文 献

- [1] Singh A. Digital Change Detection Techniques Using Remotely Sensed Data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10(6): 989-1 003
- [2] Li Deren. Change Detection from Remote Sensing Images [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2003, 28(5): 7-11 (李德仁. 利用遥感影像进行变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2003, 28(5): 7-11)
- [3] Zhang Jianqing, She Qiong, Pan Li. Change Detection of Residential Area by Remote Sensing Image Based on LBP /C Texture [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2008, 33(1): 7-11 (张剑清, 余琼, 潘励. 基于 LBP/C 纹理的遥感影像居民地变化检测[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2008, 33(1): 7-11)
- [4] Li Deren, Xia Song, Jiang Wanshou, et al. Approach for Terrain Change Detection and DEM Updating [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2006, 31(7): 565-568 (李德仁, 夏松, 江万寿, 等. 一种地形变化检测与 DEM 更新的方法研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(7): 565-568)
- [5] Murakami H. Change Detection of Buildings Using an Airborne Laser Scanner [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 1999, 54(2): 148-152
- [6] Gamba P, Houshmand B. Joint Analysis of SAR, LiDAR and Aerial Imagery for Simultaneous Extraction of Land Cover, DTM and 3D Shape of Buildings [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2002, 23(20): 4 439-4 450
- [7] Matikainen L, Hyyppä J, Kaartinen H. Automatic Detection of Changes from Laser Scanner and Aerial Image Data for Updating Building Maps [J]. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2004, 35(B2): 434-439
- [8] Chen L C, Lin L J. Detection of Building Changes from Aerial Images and Light Detection and Ranging (LIDAR) Data [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2010, 4(1): 041870
- [9] Trinder J C, Salah M. Aerial Images and LiDAR Data Fusion for Disaster Change Detection [J]. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2012, 1(4): 227-232
- [10] Rottensteiner F. Automated Updating of Building Data Bases from Digital Surface Models and Multi-spectral Images; Potential and Limitations [C]. ISPRS Congress, Beijing, China, 2008
- [11] Alobeid A, Jocaben K, Heipke C, et al. Building Monitoring with Differential DSMS [C]. ISPRS Hannover Workshop, Hannover, Germany, 2011
- [12] Zhang Yongjun, Xiong Xiaodong, Shen Xiang. Automatic Registration of Urban Aerial Imagery with Airborne LiDAR Data [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2012, 16(3): 587-595 (张永军, 熊小东, 沈翔. 城区机载 LiDAR 数据与航空影像的自动配准 [J]. 遥感学报, 2012, 16(3): 587-595)
- [13] Tian Jiaojiao, Cui Shiyong, Reinartz P. Building Change Detection Based on Satellite Stereo Imagery and Digital Surface Models [J]. *IEEE Transactions on Geosciences and Remote Sensing*, 2013, 99: 1-12
- [14] Mu Chao, Yu Jie, Xu Lei, et al. Research on Extracting Building Points from the DSM Data Combining the High-resolution Remote Sensing Image [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(4): 414-417 (穆超, 余洁, 许磊, 等. 基于高分辨率遥感影像的 DSM 建筑物点的提取研究 [J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2009, 34(4): 414-417)
- [15] Tan Kun, Du Peijun. Hyperspectral Remote Sensing Image Classification Based on Support Vector Machine [J]. *Journal of Infrared and Millim Waves*, 2008, 27(2): 123-128 (谭琨, 杜培军. 基于支持向量机的高光谱遥感图像分类 [J]. 红外与毫米波学报, 2008, 27(2): 123-128)
- [16] Tian J, Chaabouni-Chouayakh H, Reinartz P, et al. Automatic 3D Change Detection Based on Optical Satellite Stereo Imagery [C]. ISPRS TC VII Symposium-100 Years ISPRS, Vienna, Austria, 2010

3D Building Change Detection by Combining LiDAR Point Clouds and Aerial Imagery

PENG Daifeng¹ ZHANG Yongjun¹ XIONG Xiaodong¹

¹ School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan, 430079, China

Abstract: As the elevation information is not considered in the traditional building change detection methods, this paper presents an algorithm of combining LiDAR data and aerial imagery for the 3D building change detection. With the proposed method, we can extract both the elevation change information and the area change information of the buildings at the same time. Firstly, two DSMs are generated using two periods of LiDAR data. Secondly, differencing, filtering and morphological operations are performed to get the changed DSM area, which is then projected onto the aerial images according to the collinearity equations. After that, the interference of the pseudo-changing areas such as trees is removed using spectrum and texture information of aerial image. Finally, the value of elevation changes and area changes are calculated. Experimental results show that the proposed algorithm can extract the change information of the elevation and area quantitatively, which can provide more comprehensive and accurate information for the building change detection.

Key words: LiDAR point clouds; DSM; aerial imagery; 3D building change detection; elevation change; area change

First author: PENG Daifeng, PhD candidate, specializes in change monitoring applications of satellite images. E-mail: daifeng@whu.edu.cn

Corresponding author: ZHANG Yongjun, PhD, professor. E-mail: zhangyj@whu.edu.cn

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, No. 41171292.

(上接第 456 页)

A Method for Automatically Determining Parallax of Image Matching Based on Layered Fourier-Mellin Phase Correlation

WEI Chuntao^{1,2} ZHANG Zuxun³ ZHANG Jianqing³ WU Ping^{2,4}

¹ School of Civil Engineering and Architecture, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China

² College of Geomatics and Geoinformation, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China

³ School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

⁴ Fujian Provincial Geomatics Center, Fuzhou 350001, China

Abstract: Automatic determination of the initial parallax is a key technology of automatic image matching. The previous methods for determination of the initial parallax are analyzed and summarized in the paper first, and then a novel method, called layered FM phase correlation, is proposed. This method is based on Fourier-Mellin transform theory in combination with layering matching and phase correlation techniques. The method is capable of obtaining high-precision of initial parallax automatically and efficiently without human intervention and other auxiliary data. The validity of the method is conducted by experiments on the several typical image pairs.

Key words: image matching; initial parallax; phase correlation; Fourier-Mellin transform

First author: WEI Chuntao, PhD, professor, specializes on the research of processing and application of remote sensing image. E-mail: gxglwctl@163.com

Foundation support: The National Natural Science Foundation of China, Nos. 41171351, 41162011; Guangxi Natural Science Foundation, Nos. 2014GXNSFDA118038.