# 融合航空影像和 LIDAR 点云的建筑物 探测及轮廓提取

程效军<sup>1</sup> 程小d<sup>1</sup> 胡敏捷<sup>2</sup> 郭 王<sup>1</sup> 张立d<sup>1</sup>

<sup>1</sup>同济大学测绘与地理信息学院,上海 200092 <sup>2</sup>上海船舶研究设计院,上海 201203

摘要 通过分析机载雷达(LIDAR)点云数据与航空影像数据特点,提出了融合机载 LIDAR 点云和航空影像的建 筑物轮廓探测方法。分别提取机载点云和航空影像中的部分建筑轮廓线,将轮廓线拟合成直线段的建筑物轮廓 边,并以两相邻且垂直的轮廓边相交得到建筑的角点,根据建筑物的同名角点实现机载点云和航空影像的配准融 合;将航空影像的光谱信息赋予机载点云,并将光谱信息作为特征向量进行聚类,分离出植被和树木等地物,利用 高程信息从光谱信息相似的地面道路和建筑物中分离出建筑物,提取建筑物的轮廓边,完成建筑物轮廓的探测。 实验结果表明,利用该方法进行建筑物点云的分类正确率可达 97.96%,轮廓边的提取精度可达 0.21 m,能够有效 的实现建筑物轮廓的探测。

关键词 遥感;机载点云;航空影像;配准融合;点云分类;轮廓提取

**中图分类号** P237 **文献标识码** A

doi: 10.3788/CJL201643.0514002

# Buildings Detection and Contour Extraction by Fusion of Aerial Images and LIDAR Point Cloud

Cheng Xiaojun<sup>1</sup> Cheng Xiaolong<sup>1</sup> Hu Minjie<sup>2</sup> Guo Wang<sup>1</sup> Zhang Lishuo<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Surveying and Geo-Informatics, Tongji University, Shanghai 200092, China <sup>2</sup>Shanghai Merchant Ship Design and Research Institute, Shanghai 201203, China

Abstract The method of extracting building boundaries based on the fusion of airborne radar (LIDAR) point cloud and aerial images is proposed by analyzing the feature of LIDAR point cloud data and aerial images data. The contour line of buildings are extracted from both the point cloud and the aerial images. The contour line is fitted to lines of the building boundaries. The building vertexes are derived from two adjacent and vertical boundaries. The registration fusion of airborne point cloud and aerial images is achieved according to the correspondence vertexes of building. The point clouds get the spectral information of aerial images, which is used as a feature vector of clustering analysis to extract plants, trees and other objects. The height information is used to extract building from the buildings and roads which have similar spectral information, and the accurate boundaries of buildings are extracted and the detection of the boundaries of building is achieved. Experimental results indicate that the accuracy of point cloud classification can reach 97.96%, and the precision of the extraction of building boundaries can be up to 0.21 m, which ensures an effective way of detecting building boundaries.

Key words remote sensing; airborne point cloud; aerial image; registration; point cloud classification; contour extraction OCIS codes 280.3640; 280.4750; 010.0280; 100.2000; 110.5200

收稿日期: 2015-10-27; 收到修改稿日期: 2015-12-02

**作者简介**:程效军(1964-),男,教授,博士生导师,主要从事数字近景摄影测量与三维数字仿真等方面的研究。 E-mail: cxj@tongji.edu.cn

# 1 引 言

航空影像和激光雷达(LIDAR)数据在水平和垂直位置精度有着各自的优缺点。高分辨率的航空影像 为建筑物探测提供了平面空间结构、地物边界、色彩属性等重要信息。但非建筑物体也通常包含了大量的几 何以及色彩相似的线索,这使得建筑物探测有一定的难度。激光雷达数据虽然对描述地物三维空间结构有 着明显的优势,但其每平方米几个点的激光点密度和分米级的光斑直径对于精确描述地物边界还存在缺陷。 单独利用 LIDAR 数据进行地物的分类和识别等自动化、智能化的处理具有很大的难度,尤其是建筑物边缘 存在高度相似植被的情况下,容易造成错分和误判[1-2]。因此针对两种传感器数据源的优缺点,将两种数据 融合以弥补各自的局限性是建筑物探测的重要研究方向。管海燕等<sup>[3]</sup>针对机载激光雷达数据与航空彩色影 像的数据特点,提出了一种面向对象的多源数据融合分类方法。该方法能够有效地分离房屋、树木和裸露 地3种基本地物。Sohn等[4]对影像及点云分别采用数据驱动和模型驱动的方法提取建筑的直线边界,并通 过直角约束约化直线边界,分析表明建筑物的探测正确率达 90.1%。Awrangjeb 等<sup>[5]</sup>提出了一种结合多光 谱影像自动探测机载点云数据中建筑物的方法,利用机载点云的高度信息获取建筑的初始位置,然后结合影 像的颜色信息及点云的反射强度对初始位置进行精化,从而得到精确的建筑位置。实验表明该方法在探测 城市住宅及工业用房方面有很高的成功率。Zhang 等<sup>[6]</sup>提出了一种以角特征作为约束条件,利用传统的摄 影测量光束法区域网平差解求影像新的外方位元素实现机载 LIDAR 数据与航空影像配准的方法。该方法 直接从 LIDAR 点云中提取特征,避免了常规方法从距离图(或强度图)中提取线特征所产生的内插误差。 通过与现有基于点云强度图的配准方法的对比实验,在低精度初始外方位元素的辅助下,该方法能够达到较 高的配准精度。本文在机载点云数据和航空影像数据不存在外部位置参考的情况下,利用投影密度法提取 机载点云的建筑轮廓特征线段,以及改进的直线检测算法(LSD)方法提取航空影像的建筑轮廓特征线段,通 过相邻且垂直的轮廓特征线段相交得到同名的建筑角点实现点云和影像的配准,将航空影像的光谱信息赋 予机载点云,并将光谱信息作为特征向量进行聚类,分离出植被和树木等地物,利用高程信息从光谱信息相 似的地面道路和建筑物中分离出建筑物,提取建筑物的轮廓边,完成建筑物轮廓的探测。通过将机载 LIDAR 点云数据中的建筑立面利用密度投影的方法生成初始的建筑轮廓线段,大大提高了机载 LIDAR 点 云中建筑轮廓特征线段的提取精度,从而保证了机载 LIDAR 点云和航空影像的配准精度,利用融合后机载 LIDAR 点云的光谱信息作为特征向量进行 K-means 聚类,实现了建筑和树木的有效分离。

# 2 航空影像及 LIDAR 点云数据的配准

LIDAR 点云数据若要同含有丰富光谱信息的航空影像进行联合处理,配准是两种数据联合的先决条件。由于机载 LIDAR 和对应的航空影像两者没有统一的坐标系统,所以在进行数据融合之前,要对两者进行精确的配准。现有的配准方法有三类<sup>[6]</sup>:1) 对激光点云内插生成图像,基于特征或灰度区域对点云图像和航空影像进行配准;2) 将数码影像密集匹配为摄影测量点云,以两点集之间距离最近为原则计算激光点云和摄影测量点云之间的坐标变换参数,实现激光点云与影像的配准;3) 直接在激光点云和影像之间进行配准,主要是通过在激光点云和影像之间寻找同名特征实现配准,常用的特征主要有直线特征和平面特征。由于采用的点云数据和影像数据不存在外部的位置参考,所以采用相似性变换进行机载点云数据及影像数





图 1 机载 LIDAR 数据。(a) 建筑立面点云;(b) 建筑边界 Fig. 1 Airborne LIDAR data. (a) Point cloud of building facade; (b) building boundaries

据的配准<sup>[7+9]</sup>;一般来说,由于机载点云数据及影像数据的分辨率不同,任何手动选取同名点将机载点云和航 空影像匹配到统一坐标系统中的配准方法都存在较大的误差。通过分析机载点云的数据特点,发现机载点 云数据中的垂直于飞行方向的建筑物立面也存在一定数量的点,通过投影的方式可以得到准确的建筑边界 线,如图1所示。同时提取航空影像的建筑物边界线,从而对基于两种数据所提取出来的线特征进行影像与 点云数据的配准。

#### 2.1 点云密度图像的生成及建筑轮廓线提取

对于机载点云数据点集  $P = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, n$  为该点集的总个数,投影生成密度图像过程如下:遍历 点集,找到 x, y 方向的极大和极小值,用  $x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}$ 和  $y_{\max}$ 表示。

用 H 和 W 分别表示最小包围矩形的长和宽, H 通过 y<sub>max</sub>和 y<sub>min</sub>的差值确定。W 通过 x<sub>max</sub>和 x<sub>min</sub>的差 值确定。对该矩形进行再划分, 使之成为 a 行 b 列的格网阵列。对每个单元格按顺序进行标记。位于第 i 行、第 j 列的单元格, 其标记号为

$$I_{\rm d} = (i-1) \times W + j_{\circ} \tag{1}$$

形成这些格网结构后,所有的点都将落入某个单元格内。对于点 *p<sub>i</sub>*(*x<sub>i</sub>*,*y<sub>i</sub>*)通过(2)式计算其所在的单元格:

$$\begin{cases} R_{\text{row}} = \inf[(x_i - x_{\min})/G_{\text{gridsize}}] \\ C_{\text{col}} = \inf[(y_i - y_{\min})/G_{\text{gridsize}}] \\ I_{d}(p_i) = (R_{\text{row}} - 1) \times W + C_{\text{col}} \end{cases}$$
(2)

式中 int[]表示取整函数。有点落入的单元格将记录所有落入该单元格的点号。对于有多个点落入的单元格,标记为1,对于只有单点及无点落入的单元格标记为0,每个单元格如同一个像素,0和1表示该像素的 值。经过上述操作,便形成了点云密度二值图像,如图2所示。



图 2 密度点云图像生成示意图

在生成平面栅格数据时,单元格尺寸的选择非常重要。当单元格尺寸过大时,一个格中会落入更多的 点,但是该单元格只表示一个像素,在后期使用图像处理技术时,只对该像素进行处理,而不是对点进行处 理,这就类似于对单元格区域内的点进行了压缩,特征点很有可能在这个过程中损失。当单元格尺寸小时, 整个平面像素变多,会增加后期使用图像处理手段分析的时间成本。Piegl等<sup>[10]</sup>详细论证了网格尺寸大小 的选取方式,并总结出的经验公式为

$$G_{\rm gridsize} = \alpha \sqrt{W \times H/n} \,. \tag{3}$$

式中 G<sub>gridsize</sub>是每个格网的大小,α是调节因子,用于调节单元格的尺寸,其经验值为 1.0~1.5。得到像素表示的轮廓后,将其转换为点表示的轮廓,并将点拟合成直线,得到机载点云的部分建筑物轮廓特征线。

### 2.2 航空影像特征提取

使用的航空影像为经过处理后的正射影像,采用 LSD<sup>[11]</sup>法提取航空影像的直线特征,相对于利用 canny 算子提取特征线的方法,该方法提取线特征的速度快,漏检现象少。为准确地探测航空影像的建筑直 线特征,减少直线的割裂现象,对影像提取的特征线进行优化,步骤为

1)利用 LSD 算法提取影像的直线特征,并将提取的每一条直线段的起点、终点、线宽、梯度角的容许值 保存成二进制文件;

Fig. 2 Schematic of the generation processing of density point cloud image

2) 选取一条确定的建筑物轮廓线作为初始边,根据起点终点计算初始边的方向向量;

3) 计算每一条线段的方向向量,若方向向量与初始边的方向向量平行或垂直,则保留该条线段;

4) 对保留的线段进行进一步优化,计算平行线段间的垂直距离,对于两条线段垂直距离小于阈值 d<sub>i</sub>的, 以其中一条边为基准将另一条边投影至该边方向上。

### 2.3 基于线特征的影像和点云配准

所使用的高分辨率航空正射影像以及机载点云数据都没有地理参考,采用相似性变换模型进行航空影像与机载点云的配准,但机载数据的特点导致通过手动选取同名点将航空影像和机载点云配准到同一坐标系下的方法将产生一定的误差。通过从机载 LIDAR 点云及航空影像中提取建筑物轮廓线,将轮廓线规则 化得到拟合成直线段的建筑物轮廓边,以两相邻且垂直的轮廓边相交得到建筑物的角点,如图 3 所示。通过 直线相交的方法可以减小手动选取特征角点而带来的误差,大大提高影像和点云数据的配准精度,选取同名 角点时,应选取足够的同名角点控制配准区域,以减少配准的畸变差,根据建筑的同名角点实现机载点云和 航空影像的配准,如图 4 所示,(X<sup>i</sup><sub>A</sub>,Y<sup>i</sup><sub>A</sub>)为点云中通过两相邻且垂直的轮廓边相交得到建筑的角点 P<sub>A</sub>的二 维坐标,(X<sup>i</sup><sub>1</sub>,Y<sup>i</sup><sub>1</sub>)为从影像中得到的建筑同名角点 P<sub>1</sub>的二维坐标,因而利用点云和影像中提取的同名点集 配准所涉及到的水平变换参数为

$$\begin{cases} X_{\rm A}^{i} = \mu X_{\rm I}^{i} \cos \alpha + \mu Y_{\rm I}^{i} \sin \alpha + \Delta x\\ Y_{\rm A}^{i} = -\mu X_{\rm I}^{i} \sin \alpha + \mu Y_{\rm I}^{i} \cos \alpha + \Delta y \end{cases},\tag{4}$$

式中 $\mu$ 为缩放因子, $\alpha$ 为旋转参数, $\Delta x$ 、 $\Delta y$ 为平移参数。



Fig. 3 Building vertex



图 4 配准模型示意图 Fig. 4 Schematic illustration of registration model

# 3 基于融合信息的建筑物轮廓探测

## 3.1 机载点云数据和航空影像的融合

机载点云数据和航空影像可作为互补的数据源进行建筑物轮廓的探测,可弥补单一数据源的不足,提高 建筑物的探测效率和精度<sup>[12-13]</sup>。通过前面的分析,完成了激光点云与航空影像的配准,因此可以直接将航空 影像与 LIDAR 点云数据融合,根据 LIDAR 点的二维平面坐标确定其在航空影像中的位置,假设 P 为一个 LIDAR 点,其二维平面坐标为(x<sub>i</sub>,y<sub>i</sub>),则 P 点在航空影像中的位置可以计算为

$$\begin{cases} R_{\text{row}} = \inf \left[ \left( x_i - I_x \right) / G_{\text{gridx}} \right] \\ C_{\text{col}} = \inf \left[ \left( y_i - I_y \right) / G_{\text{gridy}} \right] \\ I_{\text{d}} \left( p_i \right) = \left( R_{\text{row}} - 1 \right) \times C_{\text{col}} + C_{\text{col}} \end{cases}$$
(5)

式中 $I_x$ 、 $I_y$ 表示航空影像的左下角坐标, $C_{col}$ 为影像的总列数, $I_d(p_i)$ 表示P点所在位置的像素,得到点在影像中的平面位置后,再将该位置像素 RGB 值赋予点云,表示为

$$\begin{cases} p_{r_{i}} = R [I_{d}(p_{i})] \\ p_{g_{i}} = G [I_{d}(p_{i})], \\ p_{b_{i}} = B [I_{d}(p_{i})] \end{cases}$$
(6)

式中 $(p_r, p_g, p_b)$ 为点云的光谱分量,由于点云数据的密度远小于像素密度,所以不会出现多个像素的值赋 予同一个点的现象。被赋予光谱信息的点云数据从三维 $(x_i, y_i, z_i)$ 增加到六维 $(x_i, y_i, z_i, p_{x_i}, p_{y_i}, p_{b_i})$ 。

#### 3.2 基于色彩信息及几何信息的建筑物轮廓探测

机载激光点云与航空影像的融合后,机载激光点云具有了光谱信息,通过颜色信息可以分离出树木以及 植被等地物,对于色彩属性相近的道路和建筑物利用机载点云的高程信息进行分离,从而完成建筑物的探 测。具体过程为:1)将点云的光谱信息(*R*,*G*,*B*)作为特征向量进行*K*-means聚类,将光谱信息相似的植被 及树木进行聚类。基于光谱特征空间的分类算法是在特征模型的基础上,将点云对应的光谱向量视为特征 空间中的一个点,通过分析点云对应的光谱在特征空间中的分布情况,达到分类的目的,具体流程如图 5 所 示。2)提取出植被及树木后,点云中就只剩下建筑物、道路以及其他的一些光谱信息与建筑物相似的地物 点。滤除地面点(道路属于地面点),利用点云的高程信息,根据激光点邻域内点云的高程变化情况判断出建 筑点,实现建筑物点云的探测。3)构建离散的建筑物屋顶 LIDAR 点的 Delaunay 三角网,在 Delaunay 三角 网中根据点的空间几何关系,将网中属于一个三角形边的两个端点作为边界点<sup>[14]</sup>,并将相邻两边相互垂直 作为约束条件,对离散的边界点进行直线拟合,得到建筑的轮廓边。



图 5 利用光谱信息进行聚类流程图

Fig. 5 Flowchart of clustering using spectral information

## 4 实验分析及精度评价

为验证融合机载点云数据与航空影像进行建筑物探测的有效性,采用某地的机载点云数据和同一区域的航空影像进行机载点云建筑物的探测实验,如图 6 所示。航空影像的像幅大小为 7542 pixel×5490 pixel,影像地面分辨率约为 0.1 m,测区内主要含有建筑物、道路、植被、树木等地物。机载点云数据的平均点云密度为 2 Pt/m<sup>2</sup>,总点数为 740430。

#### 4.1 实验分析

对机载点云数据投影生成密度图像时,经对比分析,将格网大小的调节因子 α 设置为 1.2,提取的建筑物 轮廓效果最好,将像素表示的轮廓转换为点表示的轮廓,如图 7(a)所示,拟合后得到的建筑物轮廓特征线如 图 7(b)所示。

采用 LSD 法提取航空影像的直线特征如图 8(a) 所示,垂直距离阈值 d<sub>i</sub>设定为 2 倍的影像分辨率即 0.2 m,经过优化后得到的特征线如图 8(b) 所示。

由图 7 和图 8 分析可知,通过密度投影提取的 LIDAR 点云建筑物轮廓线以及 LSD 法提取的影像特征 线都不够完整,直接利用直线特征进行 LIDAR 点云数据和航空影像的配准比较困难,故利用两相邻且垂直



图 6 实验区域的机载点云和航空影像





图 7 机载点云的建筑轮廓提取。 (a) 机载点云的轮廓点;(b) 机载点云的轮廓边 Fig. 7 Extraction of building boundaries from LIDAR point cloud. (a) Contour points of LIDAR point cloud; (b) contour line of LIDAR point cloud



图 8 航空影像的建筑轮廓线提取。

(a)优化前;(b)优化后

Fig. 8 Extraction of building boundaries from aerial image.

(a) Before optimization;
(b) after optimization

的轮廓边相交得到建筑的角点,根据 LIDAR 点云数据和航空影像 8 对二维同名角点,如表 1 所示,将 α、μ、 Δx、Δy 作为平差参数,令点云坐标系下的同名角点坐标作为观测值,影像坐标系下的同名角点设为无误差, 通过(4)式建立误差方程,平差计算出模型变换参数如表 2 所示。

化 凹口足巩用品王仰	表 1	同名建筑角点坐标
------------	-----	----------

Table 1	Corresponding	building	corner	coordinates
	e e r e e e e e e e e e e e e e e e e e			

	Corresponding corner coordinates		Corresponding corner coordinates		
Point	of	image	of point cloud		
	$X_{\mathrm{I}}$	${Y}_{\mathrm{I}}$	$X_{ m A}$	$Y_{\mathrm{A}}$	
1	867.786	388.163	4209.411	39128.174	
2	877.206	401.180	4221.106	39112.881	
3	871.458	404.722	4214.732	39108.718	
4	802.041	563.900	4143.838	38947.625	
5	967.245	482.063	4295.894	39074.216	
6	842.913	620.955	4186.045	38882.249	
7	968.699	578.714	4310.407	38923.874	
8	957.725	649.053	4303.712	38846.753	

Table 2 Parameters of registration model

Parameter	α	μ	$\Delta x$	$\Delta y$
Value	-0.7642	1.054	3306.421	39546.100

根据得到的模型变换参数将影像的坐标系旋转到点云的平面坐标系下,并按 3.1 节的方法将航空影像 与 LIDAR 点云数据融合,将影像的光谱信息赋予点云,得到的 LIDAR 点云如图 9 所示。

由图 9 可知,将航空影像和 LIDAR 点云融合后,LIDAR 点云中主要含有灰白色的建筑物和道路,以及



图 9 融合航空影像的 LIDAR 点云。(a) 顶视图;(b) 侧视图 Fig. 9 LiDAR point cloud with the fusion of aerial image. (a) Top view; (b) side view

绿色的树木和植被,根据 3.2 节所提出的方法,将点云中的光谱分量作为特征向量进行 K-means 聚类,这里 K 设为 2,分别代表植被树木类和其他类,随机选取初始聚类中心,对点云的光谱向量特征进行聚类,如图 10(a)所示,红色代表树木植被类,青色代表其他类。



图 10 利用光谱信息剔除植被。(a) 植被聚类;(b) 剔除植被

Fig. 10 Classification of vegetation using spectral information. (a) Vegetation clustering; (b) vegetation removed

由图 10 可知,除了图 10(a)黄色虚框部分与植被颜色相近的屋顶被错分成植被类,树木和植被基本上能够被正确分类。剔除植被树木类别后,LIDAR 点云数据中只含建筑物和道路以及其他的一些光谱信息与建筑物相似的地物点(汽车),如图 10(b)所示。利用坡度信息过滤掉地面点云(包括道路),利用点云的高程信息,根据激光点邻域内的高程变化情况判断出建筑点,最终得到的 LIDAR 建筑物点云如图 11(a)所示,提取的轮廓边如图 11(b)所示。



图 11 建筑物轮廓边提取结果。(a)建筑物点云;(b)建筑物轮廓

Fig. 11 Results of the extraction from the contour of buildings. (a) Point cloud of buildings; (b) contour of buildings

由图 11 可知,除了部分彩色的屋顶 LIDAR 点云被错分成植被类外,融合影像和 LIADR 点云数据的方法能够有效的对实验区域的建筑物点云进行探测及轮廓线提取。

## 4.2 精度分析

为了准确分析该建筑物探测方法的精度,从建筑物点云分类误差和建筑物轮廓边提取误差两个方面对 其进行评定。通过将点云分类方法与 Terrascan 软件分类方法进行比较,根据两种方法正确分类出的建筑 物点云个数来评价建筑物的分类精度,如表3所示。

表 3 建筑物分类误差 Table 3 Error of building classification

Mathad	Total points	Reference number	Actual value of	Points number	Points number	Error	Missing
Method	rotar points	of building points	building points	of error	of missing	rate	rate
Terrascan	740420	197645	128977	3012	1689	2.36%	1.32%
Proposed method	740430	127040	126211	578	2021	0.40%	1.58%

通过分析表 3 可知,本文方法分类的正确率达到 97.96%,错分率仅有 0.40%,总体分类精度高于采用 Terrascan 分类方法,但由于所用的实验数据含有一部分彩色屋顶,故导致建筑物点云的漏分率偏大于 Terrascan 分类方法。通过将提取的轮廓边与实测的建筑物轮廓边进行比较,利用与实测边长及方向角的最 大误差、平均误差、均方根误差(RMSE),来评定建筑轮廓边的提取精度,如表 4 所示。

表 4 轮廓边提取误差

Table 4 Contour line extraction error

Error	Max	Average	RMSE
Distance /m	0.24	0.18	0.21
Direction angle /(°)	0.28	0.13	0.17

由表4可知,与实测的建筑轮廓边相比,提取的轮廓边长度最大误差为0.24 m,平均误差为0.18 m,均 方根误差为0.21 m,方向角最大误差为0.28°,平均误差为0.13°,均方根误差为0.17°,说明融合影像和机载 点云数据提取建筑物的轮廓边精度较高,能准确地探测出机载点云中的建筑物。

# 5 结 论

提出了一种融合机载点云和航空影像实现建筑物轮廓探测的方法。将机载点云和航空影像两相邻且垂 直的轮廓边相交得到建筑角点,根据建筑的同名角点实现机载点云和航空影像的配准融合;并利用融合后的 点云光谱信息分离出植被和树木等地物,利用点云的高程信息分离出建筑物,提取建筑物的轮廓边,完成建 筑物轮廓的探测。实验结果表明,利用该方法能够正确的实现建筑物点云的分类及建筑轮廓边的提取。但 对于屋顶颜色多样性的建筑,该方法有一定的局限性,因此下一步研究将考虑如何减少多色彩屋顶建筑点云 的漏分率。

#### 参考文献

- Lee D H, Lee K M, Lee S U. Fusion of lidar and imagery for reliable building extraction [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2008, 74(2): 215-225.
- 2 Hu J, You S, Neumann U. Integrating lidar, aerial image and ground images for complete urban building modeling [C]. IEEE Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission, 2006: 184-191.
- 3 Guan Haiyan, Deng Fei, Zhang Jianqing, *et al*.. Object-based fusion and classification of airborne laser scanning data and aerial images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(7). 管海燕,邓 非,张剑清,等. 面向对象的航空影像与 LIDAR 数据融合分类[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2009, 34
- (7).4 Sohn G, Dowman I. Data fusion of high-resolution satellite imagery and LiDAR data for automatic building extraction[J].

ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2007, 62(1): 43-63.

- 5 Awrangjeb M, Ravanbakhsh M, Fraser C S. Automatic detection of residential buildings using LIDAR data and multispectral imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(5): 457-467.
- 6 Zhang Y, Xiong X, Shen X. Automatic registration of urban aerial imagery with airborne LiDAR data [J]. Journal of Remote Sensing, 2012, 16(3): 579-595.
- Yang B, Zang Y, Dong Z, et al.. An automated method to register airborne and terrestrial laser scanning point clouds
   [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 109: 62-76.
- 8 Chen L C, Teo T A, Shao Y C, *et al*. Fusion of LIDAR data and optical imagery for building modeling[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 2004, 35(B4): 732-737.

- 9 Wu H, Scaioni M, Li H, et al.. Feature-constrained registration of building point clouds acquired by terrestrial and airborne laser scanners[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2014, 8(1): 083587.
- 10 Piegl L A, Tiller W. Algorithm for finding all K nearest neighbors [J]. Computer-Aided Design, 2002, 34(2): 167-172.
- 11 Gioi R G V, Jakubowicz J, Morel J M, et al. LSD: A line segment detector [J]. Image Processing on Line, 2012, 2: 35-55.
- 12 Verma V, Kumar R, Hsu S. 3D building detection and modeling from aerial LIDAR data[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006, 2: 2213-2220.
- 13 Novak D, Schindler K. Approximate registration of point clouds with large scale differences [J]. ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2013, 1(2): 211-216.
- I4 Zeng Qihong, Man Jianhua, Li Xianhua, *et al.*. Buldingroof boundary extraction from LiDAR point cloud[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(4): 383-386.
  曾齐红,毛建华,李先华,等.建筑物 LIDAR 点云的屋顶边界提取[J]. 武汉大学学报信息科学版, 2009, 34(4): 383-386.