

基于形态学梯度的激光扫描点云特征提取方法

邓博文, 王召巴, 金永, 陈友兴, 吴其洲, 李海洋

中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051

摘要 为从海量激光扫描点云数据中准确提取特征,提出了一种基于形态学梯度的激光扫描点云特征提取方法。该方法首先生成海量激光扫描点云数字高程模型,而后通过数学形态学对梯度的定义求取各激光脚点梯度,将梯度局部邻域均值作为局部自适应阈值,对点云数据进行分割,生成特征部分与平坦部分。使用随机抽样一致方法拟合平坦部分平面以及特征部分的圆孔,求取台阶面高度、圆孔内径等特征信息。实验结果表明:该方法可以有效地提取大规模点云数据的特征,圆孔类特征值提取最大误差不超过 0.05 mm,台阶面高度提取误差不超过 0.1 mm。

关键词 测量; 信号处理; 激光点云; 数字高程模型; 特征提取; 随机抽样一致

中图分类号 TN911.73

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.051203

Feature Extraction Method of Laser Scanning Point Cloud Based on Morphological Gradient

Deng Bowen, Wang Zhaoba, Jin Yong, Chen Youxing, Wu Qizhou, Li Haiyang

School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan, Shanxi 030051, China

Abstract To accurately extract the features from massive laser scanning point cloud data, a feature extraction method of laser scanning point cloud based on morphological gradients is proposed. The method first generates the digital elevation model of massive laser scanning point cloud, and then obtains the gradient of each laser footprint by mathematical morphology theory defined by mathematical morphology. The mean value of gradient local nearest points is used as local adaptive threshold. The point cloud data is divided. The characteristic part and the flat part are generated. The random sample consensus method is used to fit the plane from flat part and circles from characteristic part, then the characteristic information such as the height of the step and the radius of the hole is obtained. The experimental results show that the proposed method can effectively extract the features of massive point cloud data. The maximum error of the circles' radius is not more than 0.05 mm, and the minimum error of the step height is not more than 0.1 mm.

Key words measurement; signal processing; laser point cloud; digital elevation model; feature extraction; random sample consensus

OCIS codes 120.1880; 280.3640; 110.3000; 100.6880; 110.3010

1 引言

三维激光点云数据是指物体经过三维激光扫描系统扫描后在空间坐标系下表征物体表面特征的海量的点集,已经被广泛应用于工业、军事、测绘以及

医学等领域。随着检测设备精度和速度的大幅提高,点云数据量可达到千万量级甚至更大。为实现基于实际几何尺寸的回转体构件的虚拟装配,前期开发了一种基于龙门结构的回转关节臂式激光扫描系统^[1]。该扫描系统可以快速、精确地测量回转体

收稿日期: 2017-11-14; 收到修改稿日期: 2017-11-24

基金项目: 山西省科技攻关项目(201603D121006-1)、山西省回国留学人员科研资助项目(2016-084)、面上青年基金项目(201701D221127)、电子测试技术重点实验室开放基金项目(ZDSYSJ2015007)

作者简介: 邓博文(1988—),男,博士研究生,主要从事现代检测技术、激光无损检测技术方面的研究。

E-mail: 18734916951@163.com

导师简介: 王召巴(1967—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事信号与信息处理、检测技术与自动化装置方面的研究。

E-mail: wzb15851@163.com(通信联系人)

构件的表面信息,且获取的点云数据量十分庞大。为此,本文旨在寻找一种从该类海量点云数据中有效快速提取特征的方法。

一般的点云数据处理方法是先对其进行网格化而后进行后续特征提取等操作,然而随着点云数据量的增加,网格化的时间以及内存开销急剧增大,同时,管理、操作以及处理网格拓扑信息的复杂程度也随之急剧增加;此外,当多网格模型在屏幕中网格数量大于屏幕分辨率时,用点作为模型数据的基本单元比多边形网格有更加明显的效率优势^[2]。Levoy等^[3]于1985年提出了基于点的点云数据处理概念,成为计算机图形学的研究热点。陈永枫等^[4]将由激光雷达探测系统(LiDAR)获取的点云数据生成数字高程模型(DEM),而后使用数学形态学的腐蚀及膨胀操作迭代对该模型滤波,最终实现了点云的特征分离。类似的,李鹏程等^[5]将LiDAR点云以扫描线方向读取,从而认为该方向上的点云是一维有序的,然后使用数学形态学对扫描线进行迭代运算,并不断更新高程阈值和运算窗口大小,最终实现了非地点的判断。罗永等^[6]通过行小波编码对三维DEM数据进行编码压缩,小波码同样是特征的一种表示方式。方芳等^[7]将散乱点云数据进行切片,然后对切片后的“片点云”通过弦高差法逐层进行特征点保留。徐工等^[8]在对散乱点云切片后,对其进行小波变换,利用小波系数峰值,自适应地保留特征信息。何曼芸等^[9]通过一种改进的张量投票法成功实现了LiDAR点云中屋顶与植被的分离。王帅等^[10]使用一种混合流型谱聚类方法成功对点云进行了几何特征的分割。佟国峰等^[11]提取了点云的仿射尺度不变特征变换(ASIFT)特征点,改进并提取了点云的最大稳定极值区域(MSER)特征区域,而后利用这些特征信息进行了点云匹配。傅思勇^[12]等通过将点云动态划分入栅格中,以点云片平整度为判定依据,将特征点云所在栅格细分,而后进行了特征点保护的随机采样,成功实现了特征保护的点云精简。Ashok等^[13]使用一种改进的霍夫变换成功对点云中的几何特征进行提取。Xu等^[14]通过一种称为线性直线特征方向直方图(LSSHOT)的新型局部特征描述对点云进行了有效的划分。Tran等^[15]首先求取点云中各点的法向量及曲率信息,以曲率为依据提取圆柱表面候选点,而后通过迭代拟合圆柱,去除非圆柱面点,实现了点云中圆柱特征的提取。

以上方法大致分为两类,第一类通过点云数据在三维空间的拓扑关系,求取点云的法向量或曲率

等几何信息,以该类信息作为分割条件区分特征点与非特征点,而该方法由于需求取点云拓扑关系及局部微分信息,面对海量点云数据,计算量十分庞大;第二类将点云投影或切片后近似转换成二维平面图像,从而使用图像处理方法获取点云特征基于龙门结构的回转关节臂式激光扫描系统(RAMSGL),实验涉及的点云数据是通过基于龙门结构的回转关节臂式激光扫描系统(RAMSGL)扫描获取的,这类点云数据具有近似有序且特征变化方向单一的特点。因此可以采用第二类方法,将点云投影至二维平面,在二维空间中提取其特征,从而避免了传统三维空间中点云的遍历以及拓扑关系的求解,节省了部分计算资源和时间。

2 点云数据的获取及分析

2.1 点云数据获取方式

如图1所示,检测对象是一个盲法兰,该法兰半径为110 mm,有一个高为3 mm的台阶面以及均匀分布的6个直径为8.5 mm的通孔。需要指出的是,每个孔都存在0.5 mm的倒角,因此,孔直径在起始位置(外圆)处为9 mm,而在结束位置(内圆)处为8.5 mm。实验将台阶面高度、各个圆孔内径称为特征信息,而它们所对应的点群被称为特征点集。

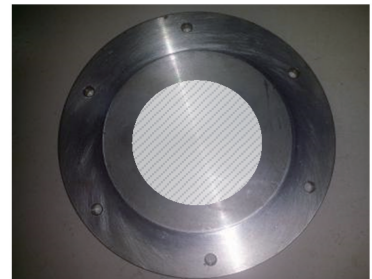


图1 检测对象

Fig. 1 Measured object

图2为获取近似有序点云数据的方式简图。扫描部件选用日本基恩士公司生产的LV7080型二维

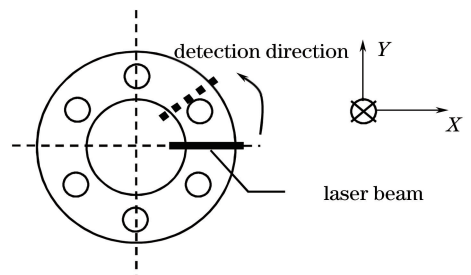


图2 获取点云方式

Fig. 2 Method for gaining point cloud

激光传感器^[1]。如图 2 所示,黑色粗体线条为线激光光线示意图,激光光线始终与直径共线,激光光线上共有 800 个点,点与点间隔为 0.05 mm,黑色粗体虚线为转过一定角度后的激光光线。二维激光传感器逆时针旋转一周,每隔 0.03° 采集一次数据。如图 1 所示,灰色圆部分因为没有特征,因此未做测量。该法兰盘的点云数据中含 11469560 个点。

2.2 点云数据分析

图 3 为法兰原始点云三维图像。从图中可以看出,点云数据相当密集,特征集中在平坦区域上的圆孔以及台阶面处,而这些部分的数据量较小。为了获取该法兰盘的特征信息,需要准确地将点云中的

特征点与非特征平面点分离。

类似于文献[5],将点云数据以扫描线的方式进行存储,即每条线激光上的点作为一行,相邻两行数据间隔 0.03° 。由于每条线激光均与直径共线,此处将线激光方向称为径向方向,而与其垂直的方向称为切向方向。由此,获取了 3 个 11356×1010 (切向方向 \times 径向方向) 大小的矩阵,分别存储点云数据的 X、Y、Z 方向坐标值。由于特征差异集中在 Z 方向,因此,将点云数据的 Z 方向作为高程方向,将点云数据投影至 XOY 平面,生成该法兰扫描点云的 DEM,如图 4 所示,仅显示前三分之一(切向方向)数据,从图中可以看到台阶面以及圆孔的高程的变化。

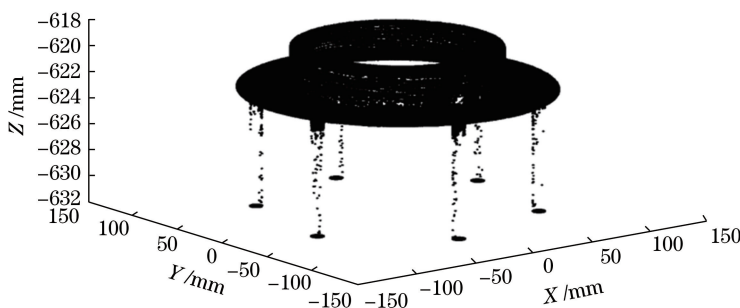


图 3 原始点云数据

Fig. 3 Original point cloud data

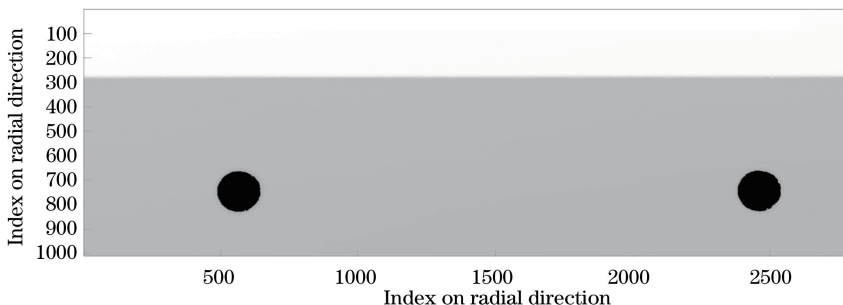


图 4 点云 DEM

Fig. 4 DEM of the point cloud

在径向方向上,激光测得的点云数据实际上是被测法兰沿半径方向的一条离散表面轮廓线,图 5 所示为一条穿过圆孔的激光光线上的点云数据。从图 5 中可以看出,台阶面纵向截面相对平面而言点密度十分低,同时,圆孔周围的倒角数据也存在点密度低的问题。为了提取台阶面高度、圆孔内外半径这些特征量,需要准确识别图中角点。

在切向方向上,每条点云数据实际上代表着被测法兰不同半径上一个圆周截面的表面轮廓,图 6 所示为穿过圆孔的一条圆周截面,在此依旧只显示三分之一,因此可以清楚地看到两个圆孔的存在,图中角点需要准确识别。由于台阶面以圆周的形式存

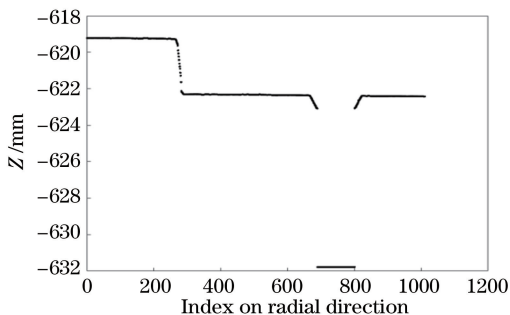


图 5 径向点云分布

Fig. 5 Point cloud distribution on radial direction 在于法兰上,因此切向点云无法有效地将台阶面特征表现出来。

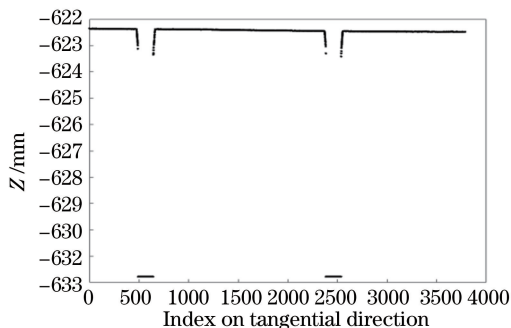


图6 切向点云分布

Fig. 6 Point cloud distribution on tangential direction

实验将使用数学形态学梯度为表征参数,将点云数字高程图像中的特征点进行识别分割,而后对分割后的点云进行特征值提取,图7所示为总体技术流程。

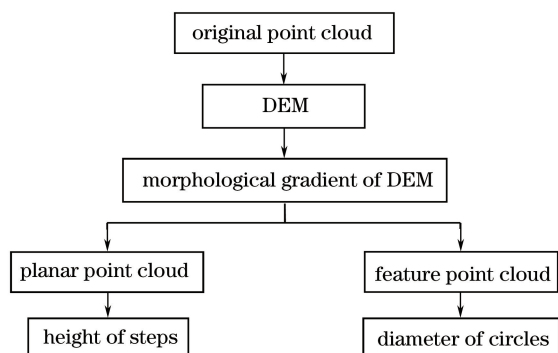


图7 总体技术流程图

Fig. 7 Overall technical flow chart

3 点云数学形态学梯度与分割

3.1 点云数学形态学梯度

传统的图像边缘检测使用 Sobel、Canny 等算子实现,然而由于点云数据中无法避免地存在噪声,该

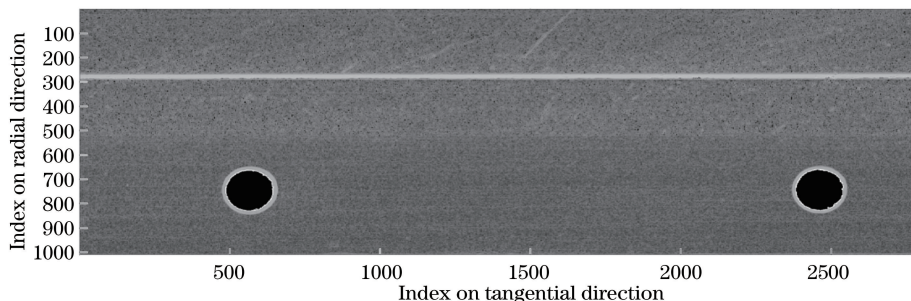


图8 点云 DEM 数学形态学梯度

Fig. 8 Morphological gradient of DEM of the point cloud

3.2 点云分割

为对已经得出的点云 DEM 数学形态学梯度进行分割,实验使用基于数学形态学梯度局部邻域平均值 T 作为梯度自适应阈值进行分割:

$$T =$$

类算子的抗噪能力较弱,同时在边缘容易出现漏检。而近年来发展出的小波、神经网络等算法存在计算量较大的问题。因此,实验选用抗噪能力和边缘保护能力更强的数学形态学算法对图像进行特征提取^[16-17]。

数学形态学本质上是一种利用结构元素以探针形式收集图像信息的非线性方法,结构元素像探针一样在图像上移动即可考察图像各部分之间的关系以及各部分的结构特点。

设 F 为待处理数字高程图像, D_f 为 F 的定义域, b 为大小为 $(2\omega + 1) \times (2\omega + 1)$ 的结构元素。

对于坐标为 (x, y) 的点 P , 经过膨胀运算 $F \oplus b$ 后的高程为

$$d_p = \max\{F(x+i, y+i) \mid i, j \in [-\omega, \omega]; (x+i), (y+i) \in D_f\}, \quad (1)$$

式中 $F(\cdot)$ 为待处理数字高程图像某点灰度值。

经过腐蚀运算 $F \ominus b$ 后的高程为

$$e_p = \min\{F(x+i, y+i) \mid i, j \in [-\omega, \omega]; (x+i), (y+i) \in D_f\}. \quad (2)$$

数学形态学梯度^[18]的定义为

$$g = (F \oplus b) - (F \ominus b). \quad (3)$$

结构元素大小的选择应遵循特征类型以及大小,由于台阶纵面和圆孔呈现不同的形态,因此,实验选用复合结构元素求取高程图像的形态学梯度,即分别选用 9×9 大小的正方形结构元素和直径为 9 的圆形结构元素分别对高程图像求形态学梯度,然后将两个梯度融合,得到最终梯度结果。图8所示为部分点云 DEM 数学形态学梯度,可以清晰地看到台阶面、圆孔以及各倒角特征与平面区域有明显的区别。

$$\frac{\sum [g(x+i, y+j)]}{(2\omega + 1)^2} \mid i, j \in [-\omega, \omega], \quad (4)$$

式中 $g(\cdot)$ 为待处理数字高程图像某点数学形态学梯度值。

依据图像索引将经过分割后的点云高程图像重

新映射回三维空间,形成分割后的点云,如图9以及图10所示。其中,图9为高梯度特征部分,图10为低梯度平面部分。可以看出,通过对工件点云DEM的数学形态学梯度进行局部自适应阈值分割,成功将工件点云分割为特征点云和平面点云两个部分。

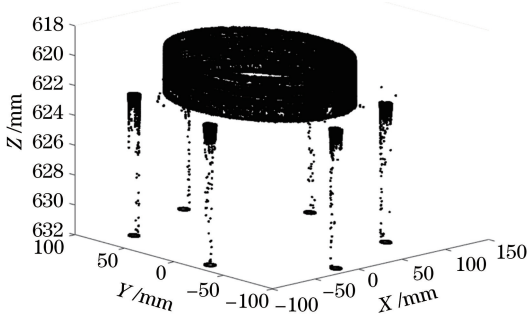


图9 特征点云

Fig. 9 Feature point cloud

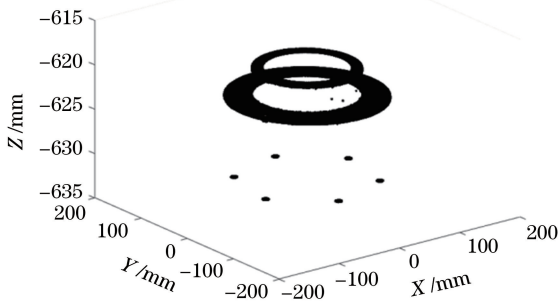


图10 平面点云

Fig. 10 Plane point cloud

4 点云特征提取

对于非特征平面点,由于冗余点数量较多,实验使用采样率为4%的统一均匀采样对其进行降采样,然后使用随机抽样一致(RANSAC)算法分别提取两个平面,如图11所示。

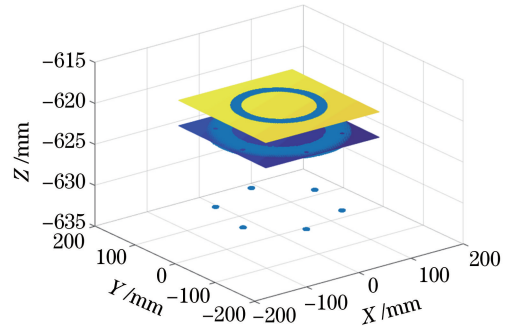


图11 平面提取

Fig. 11 Plane extraction

对于圆孔以及台阶侧面等特征,实验直接使用RANSAC算法提取特征。为了检验算法精度及稳定性,对待测对象进行了5次测量,以待测对象上台阶面的高度值及6个圆孔的内径值作为特征值,求取各特征值 V_m 与标称值 V_c 的最大误差 E_{max} 以及均方根差(RMSE)作为评价标准,结果如表1所示,其中

$$V_{RMSE} = \sqrt{\sum (V_m - V_c)^2 / n} \quad (5)$$

表1 特征提取结果

Table 1 Results of feature extraction

| Feature | Nominal value | Measurement times | | | | | Mean value | RMSE |
|------------------------------|---------------|-------------------|------|------|------|------|------------|-------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | | |
| Height of step /mm | 3.00 | 3.10 | 3.00 | 3.02 | 3.05 | 2.99 | 3.032 | 0.051 |
| Diameter of circle No. 1 /mm | 8.50 | 8.51 | 8.46 | 8.52 | 8.49 | 8.50 | 8.496 | 0.021 |
| Diameter of circle No. 2 /mm | 8.50 | 8.55 | 8.48 | 8.52 | 8.51 | 8.48 | 8.508 | 0.028 |
| Diameter of circle No. 3 /mm | 8.50 | 8.48 | 8.45 | 8.49 | 8.48 | 8.53 | 8.486 | 0.029 |
| Diameter of circle No. 4 /mm | 8.50 | 8.52 | 8.54 | 8.48 | 8.51 | 8.50 | 8.510 | 0.022 |
| Diameter of circle No. 5 /mm | 8.50 | 8.48 | 8.51 | 8.52 | 8.50 | 8.49 | 8.500 | 0.014 |
| Diameter of circle No. 6 /mm | 8.50 | 8.53 | 8.50 | 8.48 | 8.48 | 8.53 | 8.504 | 0.023 |

从表1中可以看出,台阶面高度测量最大误差为0.1 mm, RMSE为0.051 mm;圆孔内径最大误差为0.05 mm,最大RMSE为0.029 mm。

5 结论

针对由线激光传感器扫描获取的海量点云数据的特征提取问题,本文提出了一种基于点云DEM数学形态学梯度的点云特征提取方法。该方法无需求解海量点云数据的拓扑结构,节省了大量的运算

时间和计算机资源。通过将生成海量点云的DEM并求取其数学形态学梯度,将点云分割为特征点集和非特征点集两部分,使用RANSAC算法分别提取两部分特征,并求出了各特征。结果显示,对于台阶面高度的提取误差不超过0.1 mm,圆孔内半径的提取误差不超过0.05 mm。

参考文献

- [1] Deng B W, Wang Z B, Jin Y, *et al.* Multi-pose

- system for geometric measurement of large-scale assembled rotational parts[J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28(5): 055011.
- [2] Lü S, Da F P, Huang Y. A fast and lossy compression algorithm for point-cloud models based on data type conversion [J]. *Journal of Graphics*, 2016, 37(2): 199-205.
 律师, 达飞鹏, 黄源. 基于数据类型转换的点云快速有损压缩算法 [J]. *图学学报*, 2016, 37(2): 199-205.
- [3] Levoy M, Whitted T. *The use of points as a display primitive* [R]. Chapel Hill: University of North Carolina, 1985: 1-19.
- [4] Cheng Y F, Hou Y F, Xu Q, *et al.* LiDAR points cloud filtering method based on adaptive morphological[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2014, 31(6): 603-607.
 陈永枫, 侯一凡, 徐青, 等. 一种自适应数学形态学 LiDAR 点云滤波方法 [J]. *测绘科学技术学报*, 2014, 31(6): 603-607.
- [5] Li C P, Wang H, Liu Z Q, *et al.* A morphological LiDAR points cloud filtering method based on scan lines [J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2011, 28(4): 274-277.
 李程鹏, 王慧, 刘志青, 等. 一种基于扫描线的数学形态学 LiDAR 点云滤波方法 [J]. *测绘科学技术学报*, 2011, 28(4): 274-277.
- [6] Luo Y, Cheng L Z, Chen B, *et al.* The research on digital elevation mode data compression arithmetic via wavelets [J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2005, 27(2): 118-123.
 罗永, 成礼智, 陈波, 等. 数字高程模型数据小波压缩算法 [J]. *国防科技大学学报*, 2005, 27(2): 118-123.
- [7] Fang F, Cheng X J. A fast data reduction method for massive scattered point clouds based on slicing [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 38(11): 1353-1358.
 方芳, 程效军. 海量散乱点云快速压缩算法 [J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2013, 38(11): 1353-1358.
- [8] Xu G, Cheng X J. Adaptive reduction algorithm of scattered point clouds based on wavelet technology [J]. *Journal of Tongji University (Natural Science)*, 2013, 41(11): 1738-1744.
 徐工, 程效军. 基于小波技术的散乱点云自适应压缩算法 [J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2013, 41(11): 1738-1744.
- [9] He M Y, Cheng Y L, Liao X J, *et al.* Building extraction algorithm by fusing spectrum features and geometrical features [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 042803.
 何曼芸, 程英蕾, 廖湘江, 等. 融合光谱特征和几何特征的建筑物提取算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(4): 042803.
- [10] Wang S, Sun H Y, Guo H C, *et al.* Mixed manifold spectral clustering adaptive segmentation method for laser point cloud [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(10): 1011001.
 王帅, 孙华燕, 郭惠超, 等. 激光点云的混合流形谱聚类自适应分割方法 [J]. *光学学报*, 2017, 37(10): 1011001.
- [11] Tong G F, Li Y, Liu N, *et al.* Mixed feature extraction and matching for large affine scene [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1115003.
 佟国峰, 李勇, 刘楠, 等. 大仿射场景的混合特征提取与匹配 [J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1115003.
- [12] Fu S Y, Wu L S, Chen H W. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1115007.
 傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法 [J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1115007.
- [13] Patil A K, Holi P, Lee S K, *et al.* An adaptive approach for the reconstruction and modeling of as-built 3D pipelines from point clouds [J]. *Automation in Construction*, 2017, 75: 65-78.
- [14] Xu Y S, Tuttas S, Hoegner L, *et al.* Reconstruction of scaffolds from a photogrammetric point cloud of construction sites using a novel 3D local feature descriptor [J]. *Automation in Construction*, 2018, 85: 76-95.
- [15] Tran T T, Cao V T, Laurendeau D. Extraction of cylinders and estimation of their parameters from point clouds [J]. *Computers & Graphics*, 2015, 46: 345-357.
- [16] Xiang Y, Ye Q H, Liu J G, *et al.* Retrieve of planetary boundary layer height based on image edge detection [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2016, 43(7): 0704003.
 项衍, 叶擎昊, 刘建国, 等. 基于图像边缘检测法反演大气边界层高度 [J]. *中国激光*, 2016, 43(7): 0704003.
- [17] Hui Z Y, Hu Y J. Review on morphological filtering algorithms based on LiDAR digital elevation model construction [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*,

2016, 53(8): 080001.

惠振阳, 胡友健. 基于 LiDAR 数字高程模型构建的数学形态学滤波方法综述 [J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(8): 080001.

[18] Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing

(2nd ed) [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2003.

冈萨雷斯. 数字图像处理(第二版)[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.