

古建筑物三维点云数据去噪方法

王 岩,曲金博,由迎春

(沈阳建筑大学交通工程学院,辽宁 沈阳 110168)

摘 要 目的 研究 k -means 聚类算法和双边滤波去噪算法,解决古建筑物在建模中如何减少噪声点的问题. 方法 使用 k -means 聚类算法对点云数据进行 k 个集群划分,选择合适集群,获得最佳 K 值进行点云去噪,使用双边滤波算法对点云数据进行滤波去噪,选用 Fandisk 点云数据、bunny 点云数据、沈阳建筑大学古建筑物老校门和八王书院点云数据进行去噪实验. 结果 选用的仿真模型和古建筑模型经过处理,点云数据模型表面光滑,边界特征保持良好. 结论 所提方法有效地去除了噪声点,增强了点云数据模型的光滑的和光顺度.

关键词 k -means 聚类算法;双边滤波;古建筑;光顺

中图分类号 TP391;P2-0

文献标志码 A

Point Cloud Denoising on the 3D Model of Ancient Building

WANG Yan, QU Jinbo, YOU Yingchun

(School of Transportation Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168)

Abstract: This paper studied k -means clustering algorithm and bilateral filtering denoising algorithm to solved the problem of how to reduce noise points in the modeling of ancient buildings. k -means clustering algorithm is used to divide k clusters of point cloud data, select the appropriate cluster, and get the best K value for point cloud denoising, using bilateral filtering algorithm of point cloud data filtering and denoising, Fandisk point cloud data, bunny point cloud data, the point cloud data of the old school gate and the king of eight academy in Shenyang Jianzhu university were selected for the denoising experiment. The selected simulation model and ancient architecture model have been processed, and the point cloud data model has smooth surface and good boundary features. The proposed method can effectively remove the noise points and enhance the smoothness and the fairing of point cloud data model.

Key words: k -means clustering algorithm; bilateral filtering method; ancient building; fair

随着测绘技术的发展,三维激光扫描技术在生产、生活中的各个方面有着广阔的应

用前景.近年来,三维激光扫描技术在古建筑物建模、修复等方面应用广泛.三维激光扫描仪获取点云数据时,不可避免存在噪声点,这些噪声点将影响模型质量.因此,在建模之前需要去除这些噪声点.

根据三维激光点云数据种类的不同,点云去噪的方法也不相同.近些年,国内外学者提出了一些点云去噪的方法,例如:S. Fleishman等^[1]将双边滤波引入网格中,利用双边滤波去噪的效果,提出各向异性网格保持特征去噪算法.K. Bodduna等^[2]提出了三维网格消噪算法,首先利用局部坐标变化滤波器消除损坏点,再利用各向异性网格保持特征去噪算法,有效地消除了高频噪声.M. Wei等^[3]针对大多网格去噪只利用网格表面的面法向量或定点法向量,提出两个法向量一致性,利用一种新方法对两个法向量进行集合,提出一种用于网格去噪的法向双边滤波算法,该方法在集合特征多样、曲面采样不规则的情况下有良好的质量结果.X. Gu等^[4]提出一种对点云数据模型的不同特征区域采用不同滤波策略的算法,将点云模型分为左邻右舍类型区域和突变类型区域,对不同的特征区域分别采用改进的中值滤波算法和双边滤波算法,以达到平滑分散点云的目的.该方法保持了点云模型的细节特征,过程耗时较长.李鹏飞等^[5]提出噪声分类去噪算法,利用统计滤波去除大尺度噪声,利用快速双边滤波平滑小尺度噪声.该算法提高了计算效率,但噪声尺度区分不明显.

无论是识别噪声类型和去除,还是点云数据模型光滑,一直都是关注重点.基于此,笔者提出基于 k -means聚类算法对点云数据分类效果明显,聚类快速的优点,利用双边滤波算法的保持特征性和平滑性对点云数据模型进行处理.通过2组仿真数据验证笔者所提方法的可行性,并选取实际建筑物点云数据加以论证,证明该方法的实用性;研究表明该方法既能分类和去噪,还能对点云数据模型

进行光滑.

1 三维点云去噪算法

1.1 k -means 聚类算法

k -means 聚类算法(k -means clustering algorithm)是一种典型的聚类算法.它在数据处理中常常被用,因为它简单而且效率也很高^[6-8]. k -means 算法的主要限制是集群的数量必须预先确定和固定.选择适当数量的集群非常关键.这需要先验知识了解数据,或者在最坏的情况下,猜测集群的数量.当集群的输入个数等于集群的个数时, k -means 算法可以准确地发现所有集群,如图1所示,其中集群中心用正方形标记^[9].否则,会得到不正确的聚类结果,如图2所示.对于与图1相同的数据集, k -means 算法识别对 $k=4$ 产生了错误的聚类.当对实际数据进行聚类时,集群的数量时未知的,必须进行估计,为了找到准确的集群数量通常需要重复输入运行.

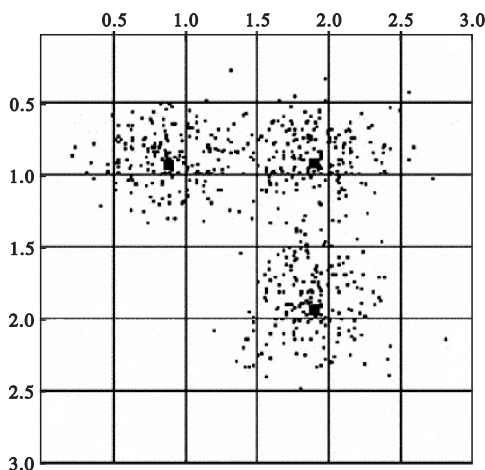


图1 k -means 算法识别 $k=3$ 的数据集

Fig. 1 Identification data set of k -means algorithm with $k=3$

1.2 双边滤波算法原理

1.2.1 法向量的估算

法向量的准确估算是双边滤波算法处理点云数据质量好坏的重要因素.H. Hoppe等^[10]在表面重建算法中提出了一种主成分分析的方法.Y. Wang等^[11]在主成分分析的

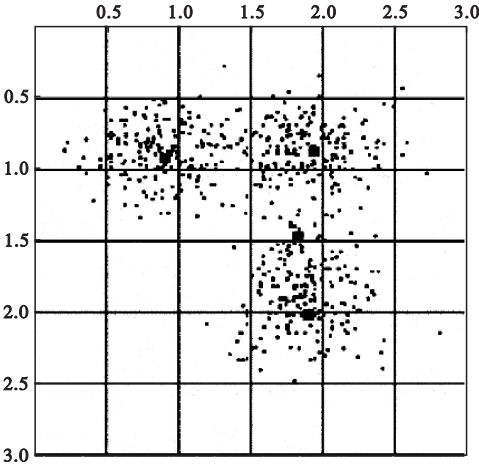


图2 k-means 算法识别 $k=4$ 数据集

Fig.2 Identification data set of k -means algorithm with $k=4$

基础上提出了自适应法向量估算方法,该方法可得到非光滑表面特征处的点的准确法向量.因此,笔者选择文献[11]的方法来估算法向量.

三维激光点云数据 $p = \{p_1, p_2, \cdots, p_n\} \subset R^3$, 集群中任意点 p_i 的最近 k 邻域可表示为 $N(p_i)$. 通过在 p_i 及其 k 邻域上采用迭代重新加权最小二乘拟合法来定义一个平面 $L(p_i)$, 该平面近似为局部切平面. 拟合平面 $L(p_i)$ 表示为

$$L\{d^t, \mathbf{n}^t\} = \arg \min \sum_{i=1}^k r_i^t \omega_d(p_i) \omega_r(r_i^{t-1}) \omega_n(\mathbf{n}_i^{t-1}). \tag{1}$$

式中: \mathbf{n} 为平面 $L(p_i)$ 的法向量; d 表示点到拟合平面的距离; t 表示迭代次数. $r_i^t = d^t + (p_i - p_j)^T \mathbf{n}^t$, 表示点 p_i 第 t 次迭代后的拟合残差; $\omega_r(r_i) = \exp(-(\frac{r_i}{\sigma_r})^2)$ 是与拟合残差有关的高斯权函数; $\omega_n(\mathbf{n}_i) = \exp(-\|\mathbf{n}_i - \mathbf{n}\| / \sigma_n^2)$ 为法向量偏差函数; $\omega_d(p_i) = \exp(-\|p_i - p_j\| / \sigma_d^2)$ 为点 p_i 与其邻域点的距离高斯权重函数. σ_r, σ_n 和 σ_d 分别是拟合残差、法向偏差和距离的带宽. 在每个迭代的过程中权重是固定的, 因此式(1)就成为一个约束最小二乘问题, 利用拉格朗日乘数将

式(1)简化为求解特征向量的问题. 相应的协方差矩阵 \mathbf{Q} 为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} p_i - p_1 - u \\ p_i - p_2 - u \\ \vdots \\ p_i - p_k - u \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} p_i - p_1 - u \\ p_i - p_2 - u \\ \vdots \\ p_i - p_k - u \end{bmatrix}. \tag{2}$$

其中, $u = \frac{\sum \omega_d(p_i) \omega_r(r_i) \omega_n(n_i) (p - p_i)}{\sum \omega_d(p_i) \omega_r(r_i) \omega_n(n_i)}$.

协方差矩阵 \mathbf{Q} 由 3 个特征向量 $\mathbf{v}_0, \mathbf{v}_1$ 和 \mathbf{v}_2 组成, 其对应的特征值分别为 λ_0, λ_1 和 λ_2 , 且 $\lambda_2 \geq \lambda_1 \geq \lambda_0$. 最小特征值的向量为迭代的法向量, 即 p_i 点的法向量 $\mathbf{n}_i = \mathbf{v}_0$. 各点所得到的法向量方向均不一致, 需调整法向量方向, 将其调整到一致.

利用矢量点积的几何意义来调整法向量方向, 法向量点积如式(3)所示. 法向量方向调整步骤如下:

$$\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j = |\mathbf{n}_i| |\mathbf{n}_j| \cos \theta. \tag{3}$$

由式(3)可求法向量 \mathbf{n}_i 和 \mathbf{n}_j 为 p_i 和 p_j 两点的法向量. 根据式(3)判断法向量方向. 若 $\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j < 0$, 说明 $\cos \theta < 0$, 则 $\theta > 90^\circ$, 此时 \mathbf{n}_i 和 \mathbf{n}_j 反向, 应将 \mathbf{n}_j 乘以 -1 . 若 $\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j > 0$, 则 \mathbf{n}_i 和 \mathbf{n}_j 同向, 无需调整.

1.2.2 滤波去噪

点云数据边界存在大量特征信息, k -means聚类算法可以对点云数据进行去噪, 但是不能保证点云特征完整, 因此, 选择双边滤波算法对点云数据进行去噪和光顺^[12-15].

在双边滤波中, 定义点云数据

$$p = p_i + \alpha \cdot \mathbf{n}. \tag{4}$$

式中: p 为滤波后的点云数据; p_i 为原始三维激光扫描点云数据; α 为双边滤波因子; \mathbf{n} 为数据点 p_i 的法向量. 点云数据中 α 的定义为

$$\alpha = \frac{\sum_{p_j \in N(p_i)} W_c(\|p_i - p_j\|) W_s(\|\langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j \rangle - 1\|) \langle p_i - p_j, \mathbf{n}_j \rangle}{\sum_{p_j \in N(p_i)} W_c(\|p_i - p_j\|) W_s(\|\langle \mathbf{n}_i, \mathbf{n}_j \rangle - 1\|)}. \tag{5}$$

式中: $N(p_i)$ 是数据点 p_i 的邻域点.

光顺滤波权函数定义为

$$W_c(x) = \exp\left[\frac{-x^2}{(2\sigma_c^2)}\right].$$

(6)

特征保持权函数定义为

$$W_s(y) = \exp\left[\frac{-y^2}{(2\sigma_s^2)}\right].$$

(7)

式(6)、(7)均为高斯函数,参数 σ_c 和 σ_s 均为高斯参数.参数 σ_s 决定点云数据模型的平滑程度,参数决定点云数据的特征保持效果^[16-18].

2 实验结果及分析

2.1 仿真模型去噪结果分析

在 Matlab 和 OpenGL 开发平台下实现笔者所提方法,并进行去噪实验.对 Fandisk 和 bunny 模型分别应用 k -means 算法、双边滤波算法和笔者所提算法进行去噪处理^[16-18].采用 Fandisk 模型实验的数据结果如图 3~图 8 所示.采用 bunny 模型实验数据结果如图 9~图 14 所示.利用 2 组实验证明笔者所提方法的可行性,从 2 组实验中可以看出, k -means 聚类算法去噪后的结果图,点云数据聚类效果明显,点云分布也较为均匀,模型表面平滑,同时去除了大部分被添加的噪声,但细节特征保留不好,边界效果不明显.经过双边滤波方法处理后的结果图,模型表面光滑,边界特征明显,保持了原有的特征.使用笔者方法去噪的结果图,点云模型表

面既平滑又光顺,不仅去除了大量噪声点,也保持了点云数据模型的特征,得到了很好的效果.



图 4 原始点云重构光照模型

Fig. 4 The illumination model reconstructed from the original point cloud model

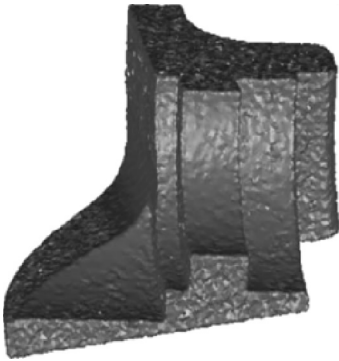


图 5 添加 40 db 噪声的重构光照模型

Fig. 5 Reconstructed illumination model with 40 db noise added

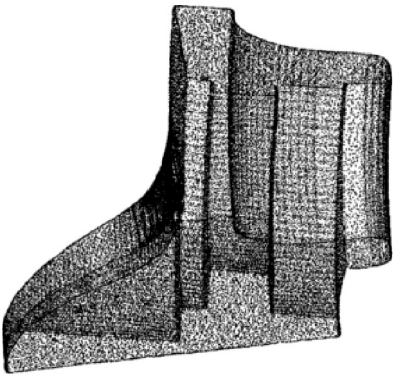


图 3 原始点云

Fig. 3 The original point cloud model



图 6 k -means 聚类去噪结果

Fig. 6 Denoising results with k -means clustering

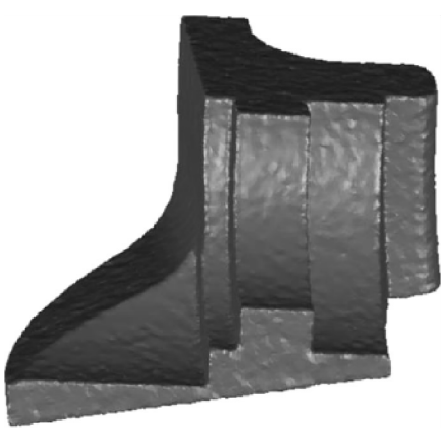


图 7 双边滤波去噪结果

Fig. 7 Denoising results with bilateral filtering



图 8 笔者去噪结果

Fig. 8 The denoising results proposed by the author

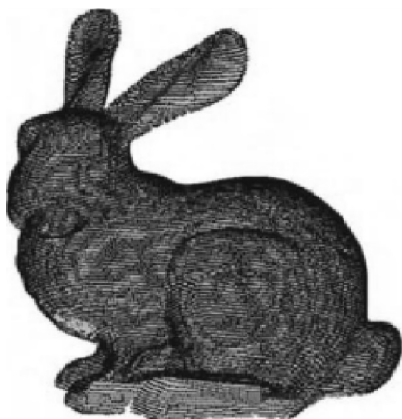


图 9 原始点云

Fig. 9 The original point cloud model



图 10 原始点云重构光照模型

Fig. 10 The illumination model reconstructed from the original point cloud model



图 11 添加 40 db 噪声的重构光照模型

Fig. 11 Reconstructed illumination model with 40 db noise added



图 12 *k*-means 聚类去噪结果

Fig. 12 Denoising results with *k*-means clustering



图 13 双边滤波去噪结果

Fig. 13 Denoising results with bilateral filtering



图 14 笔者去噪结果

Fig. 14 The denoising results proposed by the author

2.2 三维点云数据建筑物的去噪结果分析

笔者选用沈阳建筑大学老校门和八王书院的三维点云数据作为实验数据. 对老校门和八王书院模型分别应用 k -means 算法、双边滤波算法和笔者所提算法进行去噪处理. 图 15 为老校门的原始点云数据. 图 16 为 k -means 聚类去噪结果, 从图中可以看出老校门点云数据部分噪声点被去除. 图 17 为双边滤波去噪结果, 从图中可以看出去点云数据边界特征保持良好, 老校门边界较为明显. 图 18 为笔者所提去噪方法的结果, 从图中可以看出去噪后的老校门较原始点云数据更加光滑, 纹理更加清晰, 边界特征明显, 门顶装饰尤为突出; 图 19 为八王书院的原始点云数

据. 图 20 为 k -means 聚类去噪结果, 从图中可以看出八王书院点云数据整体变化不大, 仅去除部分点云噪声. 图 21 为双边滤波去噪结果, 房子整体框架, 窗户等特征边界较为清晰, 内部噪声去除明显, 去噪效果较好. 图 22 为笔者所提去噪方法去噪后的结果图, 从图中看出房屋整体效果较好, 尤其是八王书院房门、柱子、窗户等边界较原有数据更加明显, 该方法在去除大量噪声点的同时, 又保证了细节特征保持完好^[19-20].



图 15 老校门点云

Fig. 15 The point cloud of old school gate



图 16 k -means 聚类去噪结果

Fig. 16 The denoising results with k -means clustering



图 17 双边滤波去噪结果

Fig. 17 The denoising results with bilateral filtering



图 18 笔者去噪结果

Fig. 18 The denoising results proposed by the author

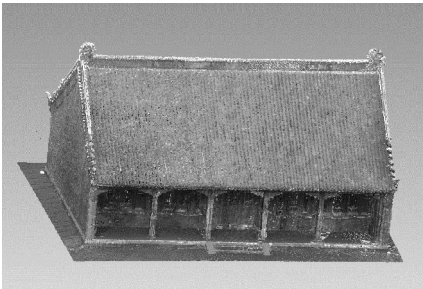


图 19 八王书院点云

Fig. 19 The point cloud of the king of eight academy

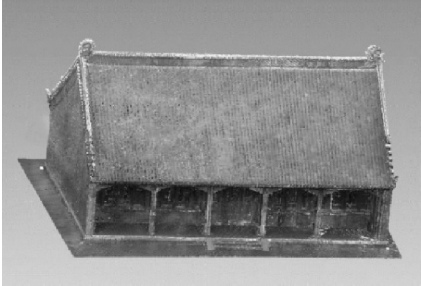


图 20 k -means 聚类去噪结果

Fig. 20 The denoising results with k -means clustering

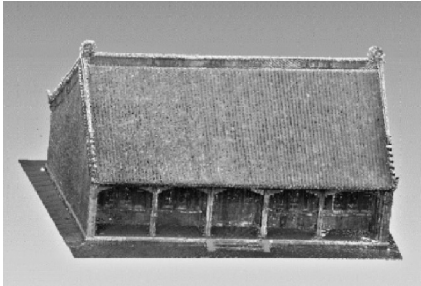


图 21 双边滤波去噪结果

Fig. 21 The denoising results with bilateral filtering

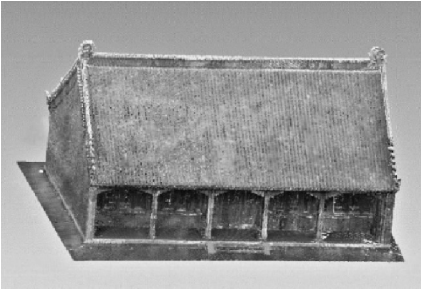


图 22 笔者去噪结果

Fig. 22 The denoising results proposed by the author

3 结 论

笔者所提方法融合了 k -means 聚类算法和双边滤波算法的优点,对点云数据进行去噪处理. 经过实验分析,该方法能够有效的消除点云中的噪声点,又能够较好的保持点云的特征信息. 对于不同的噪声点云模型,也能有较好的去噪结果. 该方法为后期的点云处理和模型重建提供了保证.

参考文献

- [1] FLEISHMAN S, DRORI I, COHEN-OR D. Bilateral mesh denoising[J]. ACM transactions on graphics, 2003, 22(3): 950 – 953.
- [2] BODDUNA K, SIDDAVATAM R. An expeditious decision based algorithm for high amplitude noise elimination from 3D meshes [C]//Region 10 Conference (TENCON). [S. l.]: IEEE, 2016: 3605 – 3609.
- [3] WEI M, YU J, PANG W M, et al. Bi-normal filtering for mesh denoising [J]. IEEE transactions on visualization and computer graphics, 2014, 21(1): 43 – 55.
- [4] GU X, LIU Y, WU Q. A filtering algorithm for scattered point cloud based on curvature features classification [J]. Journal of information & computational science, 2015, 12(2): 525 – 532.
- [5] 李鹏飞, 吴海娥, 景军锋, 等. 点云模型的噪声分类去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(20): 188 – 192.
(LI Pengfei, WU Haie, JING Junfeng, et al. Noise classification denoising algorithm for point cloud model [J]. Computer engineering and applications, 2016, 52(20): 188 – 192.)
- [6] 周悦, 贾雪松, 张东伟, 等. 基于层次聚类 and 人工免疫的无监督结构故障分类算法[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2014(2): 374 – 378.
(ZHOU Yue, JIA Xuesong, ZHANG Dongwei, et al. Unsupervised structural damage classification algorithm based on hierarchical clustering and artificial immune pattern recognition [J]. Journal of Shenyang jianzhu university(natural science), 2014(2): 374 – 378.)
- [7] 刘玉梅, 杨文波, 马运涛. 基于 HCS 方法融合高时空遥感数据的玉米种植面积提取[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2017, 33(2): 314 – 322.
(LIU Yumei, YANG Wenbo, MA Yuntao. Research of maize planting area extraction based on high spatial-temporal remote sensing data by HCS fusion [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2017, 33(2): 314 – 322.)
- [8] 高寒. 基于点云的大豆植株三维重建[D]. 大庆: 黑龙江八一农垦大学, 2018.
(GAO Han. Three-dimensional reconstruction of soybean plants based on point cloud [D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2018.)
- [9] CHEN H, HE C. Research on bilateral filtering algorithm based on trigonometric function[J]. Journal of computational methods in sciences and engineering, 2018, 18(3): 627 – 636.
- [10] HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [J]. ACM siggraph computer graphics, 1992, 26(2): 71 – 78.
- [11] WANG Y, FENG H Y, DELORME F É, et al. An adaptive normal estimation method for scanned point clouds with sharp features [J]. Computer-aided design, 2013, 45(11): 1333 – 1348.
- [12] JUN S. Two-stage point-sampled model denoising by robust ellipsoid criterion and mean shift [C]// 2013 Third International Conference on Intelligent System Design and Engineering Applications (ISDEA2013). [S. l.]: IEEE Computer Society, 2013: 1581 – 1584.
- [13] CHEN H, SHEN J. Denoising of point cloud data for computer-aided design, engineering, and manufacturing [J]. Engineering with computers, 2018, 34(3): 523 – 541.
- [14] 杨焕宇. 面向虚拟现实的三维点云数据处理关键技术研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.
(YANG Huanyu. Research on key technologies of 3D point clouds data processing for virtual reality [D]. Shanghai: Donghua University, 2016.)
- [15] 孙钰科. 三维激光点云数据的处理及应用研究[D]. 上海: 上海师范大学, 2018.
(SUN Yuke. Research on processing and application of 3D laser point cloud data [D]. Shanghai: Shanghai Normal University, 2018.)
- [16] 李仁忠, 杨曼, 冉媛, 等. 基于方法库的点云去噪与精简算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(1): 011008.
(LI Renzhong, YANG Man, RAN Yuan, et al. Point cloud denoising and simplification algorithm based on method library [J]. Laser & optoelectronics progress, 2018, 55(1): 011008.)
- [17] KIM J U, KANG H B. LiDAR based 3D object detection using CCD information [C]. IEEE Third International Conference on Multimedia Big Data. California: [s. n.], 2017: 1701 – 1750.
- [18] 苏志勋, 栗志扬, 王小超. 基于法向修正及中值滤波的点云平滑[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(11): 1892 – 1898.
(SU Zhixun, LI Zhiyang, WANG Xiaochao. Denoising of point sampled model based on normal modification and median filtering [J]. Journal of computer aided design & computer graphics, 2010, 22(11): 1892 – 1898.)
- [19] 苏本跃, 马金字, 彭玉升, 等. 基于 K-means 聚类的 RGBD 点云去噪和精简算法[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(10): 2329 – 2334.
(SU Benyue, MA Jinyu, PENG Yusheng, et al. Algorithm for RGBD point cloud denoising and simplification based on K-means clustering [J]. Journal of system simulation, 2016, 28(10): 2329 – 2334.)
- [20] RUSU R B, COUSINS S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C]//IEEE International conference on Robotics and Automation. [S. l.]: IEEE, 2011.
(责任编辑: 刘春光 英文审校: 范丽婷)