

综合多种算法的点云精简优化策略与实验研究

李绕波¹, 袁希平^{2,3}, 甘淑^{1,2*}, 毕瑞¹

¹昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093;

²云南省高校高原山区空间信息测绘技术应用工程研究中心, 云南 昆明 650093;

³滇西应用技术大学工程学院, 云南 大理 671009

摘要 针对野外扫描原始点云中存在各种形态噪声点和大量冗余数据, 提出一种基于方法库、布料模拟滤波和曲率分级等综合算法运用的点云精简优化策略。首先利用统计滤波去除远距离稀疏的噪声点, 然后利用直通滤波分割出含有近距离高密度噪声点的点云块, 利用布料模拟滤波算法去除这类噪声点, 再利用半径滤波去除目标点云周围近距离的噪声点, 最后基于曲率分级压缩方法实现对点云冗余数据的去除, 并与两种传统的压缩方法进行实验对比分析。实验结果表明, 所提的精简优化策略能有效去除点云中的噪声点, 在保留点云大部分特征点的同时, 能最大化减少点云数据的冗余量, 提高了点云模型重建的数据质量。

关键词 激光光学; 点云去噪; 统计滤波; 布料模拟滤波; 半径滤波; 点云压缩; 曲率分级

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.231402

Point Cloud Simplification Optimization Strategy and Experimental Research Based on Multiple Algorithms

Li Raobo¹, Yuan Xiping^{2,3}, Gan Shu^{1,2*}, Bi Rui¹

¹Faculty of Land Resources and Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650093, China;

²Yunnan Provincial Plateau Mountain Survey Technique Application Engineering Research Center, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650093, China;

³College of Engineering, West Yunnan University of Applied Sciences, Dali, Yunnan 671009, China

Abstract Aiming at the existence of various morphological noise points and a large amount of redundant data in the original point cloud scanned in the field, this paper proposes a simplification optimization strategy for point clouds based on comprehensive algorithms such as method library, cloth simulation filtering, and curvature classification. First, sparse noise points at long distances are removed by statistical filter. Second, passthrough filter is used to segment point cloud blocks with close distances and large density, and cloth simulation filtering algorithm is used to remove such noise points, and then using radius filter to remove the close distance noise points around the target point cloud. Finally, the redundant data of the point cloud is removed based on curvature-grading compression method and compared with two traditional compression methods for experimental comparison and analysis. Experimental results show that the simplification optimization strategy proposed in this paper can effectively remove the noise points in the point cloud, while retaining most of the characteristic points of the point cloud, it can minimize the redundancy of the point cloud data and improve the data quality of point cloud model reconstruction.

Key words laser optics; point cloud denoising; statistical filter; cloth simulation filter; radius filter; point cloud compression; curvature classification

OCIS codes 140.3460; 140.3500; 140.3538

收稿日期: 2020-03-02; 修回日期: 2020-04-07; 录用日期: 2020-04-10

* E-mail: bo5200909@163.com

1 引言

三维激光扫描技术是测绘领域继全球定位系统(GPS)之后的一次技术革命^[1]。相比于全站仪、GPS接收机等传统的空间单点采集方式,三维激光扫描技术具有高精度、高效率、非接触式、不受采集时间限制等优点,已经在文物重建、地形测绘、地震灾害评估等领域得到广泛的应用^[2]。由于在点云数据获取阶段易受到扫描设备精度、被测物体反射强度及操作人员规范性的影响,不可避免地在海量点云中存在了大量的噪声和冗余数据,直接影响到后续模型重建的精度和效率^[3-5]。因此,对采集到的点云数据进行去噪和压缩处理便成为提高点云模型重建精度和效率不可或缺的工作。

目前,许多学者在点云预处理阶段进行了一系列的探究,并取得一些研究成果,在很大程度上改善了预处理阶段后的点云质量。关于点云去噪的研究,李仁忠等^[6]提出基于方法库对点云进行去噪与精简处理,基于改进的双边滤波来去除近距离的噪声点,但对于高密度的近距离噪声点去除效果较差,滤波后会出现脱离主体点云的密集噪声点。王丽英等^[7]提出基于强度体元基元的点云滤波算法,该算法利用点云数据的高程、反射强度及坡度特征,为地面点和非地面点的区分提供了有效的信息,该算法只对高程或强度不同的目标点分离有效。柳赞等^[8]基于主成分分析的法向量初步去噪,再进行曲面拟合后根据点到曲率的距离得到最终的滤波结果,对于附着在地面上树木之类的点云去除效果较差。苏志勋等^[9]基于方向量修正及中值滤波,提出一种迭代的滤波算法,当点云中包含的噪声点较多时,算法的计算效果并不理想。在点云压缩方面,姚顽强等^[10]利用八叉树其树型结构在空间分解上的特点和对数据索引所具有的速度优势,结合点云网格简化算法,实现点云数据的精简,该算法对于特征信息较多的区域会造成特征点的丢失。刘春等^[11]提出基于真三维 TIN 的三维激光扫描数据压缩算法,通过比较相邻三角形的法向量夹角与设定的阈值实现数据的压缩,该方法主要适用于曲率变化较小的点云数据精简。贺一波等^[12]引入 k 均值(k -means)聚类方法,通过比较每个点的曲率值和所有点的平均曲率值,实现点云数据的压缩处理。该方法能达到一定程度的点云精简目的,但点云数据压缩效果取决于分类组数,此方法压缩率较低,不能最大化地实现点云数据压缩。

经过分析现有点云滤波与压缩算法的优缺点,本文提出一种基于统计滤波、直通滤波、布料模拟滤波、半径滤波以及基于曲率分级的点云精简算法。该算法结合多种滤波算法的优点能有效地去除点云中不同的噪声点,且能将滤波后的点云数据根据曲率等级的大小适当删减冗余数据,提高了后续点云模型重建的点云数据质量。

2 优化策略描述

2.1 优化策略要点概括

利用方法库中的统计滤波、直通滤波和半径滤波对点云进行一定程度的滤波,再结合布料模拟算法进行局部滤波,最后根据曲率等级去除滤波后的冗余数据。

2.1.1 统计滤波

三维点云模型带有噪声点的数据集 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, $P_i = (x_i, y_i, z_i)$, $i = (1, 2, \dots, n)$, 对 P 中任意一点 P_i , 有邻域 $P_j \in \text{Nbhd}(P_j)$, $j = (1, 2, \dots, n)$, 设 P_i 到 $\text{Nbhd}(P_j)$ 中的任意一点距离为 d_j , 则 P_i 到 $\text{Nbhd}(P_j)$ 的平均距离表示为 $\overline{d_j}$ 。统计滤波算法是假设 $\overline{d_j}$ 服从高斯分布, 其形状由均值 μ 和标准差 σ 决定, 则 $\overline{d_j}(\mu, \sigma)$, 且

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \overline{d_i}, \quad (1)$$

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\overline{d_i} - \mu), \quad (2)$$

式中: n 为点云数目; $\overline{d_j}$ 为 P_i 到 k 邻域距离的均值。

根据设置的标准差倍数 λ ($\lambda = 0, 1, \dots$), 可计算出标准范围 $(\mu - \lambda \times \sigma, \mu + \lambda \times \sigma)$ 。

当点 P_i 与其邻域的平均距离 $\overline{d_i}$ 不在标准范围内时, 则可认为该点为离散点, 可删除; 反之, 则保留该点。该算法的滤波质量由标准差倍数 λ 和邻域点的数目 k 决定, 设置合适的值才能得到高质量的滤波结果。如图 1 所示, 邻域 $k = 3$, 点 P_i ($i = 1, 2, 3$) k 邻域的 $\overline{d_i}$ 用细圈表示, 标准范围用粗圈表示。在点 P_i 中, 若点 P_2 的 $\overline{d_2}$ 在标准范围内, 则保留该点; 若 P_1, P_3 在该准则下, 则认定为离散点, 滤波时删除。

2.1.2 直通滤波

直通滤波是根据设置的滤波字段以及可接受的滤波范围, 即将点云中不在该滤波字段和可接受范围内的点过滤或保留。

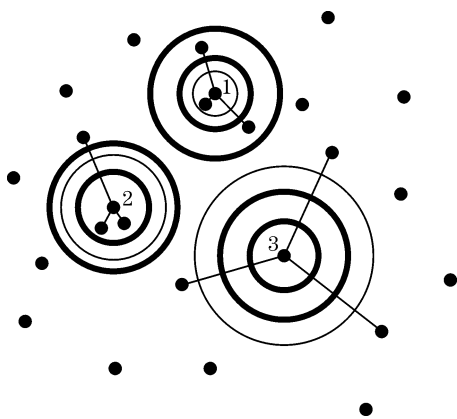


图1 统计滤波处理示意图

Fig. 1 Schematic of statistical filtering processing

2.1.3 布料模拟滤波

Zhang等^[13]基于布料模拟技术,开发出了布料模拟滤波(CSF)算法。该算法首先将获取到的原始点云上下翻转,模拟一块布料从上方覆盖到翻转后的点云表面上。通过分析布料结点和相应激光雷达点之间的相互作用,可以确定布料的最终形状,并将其当作划分原始点分类为地面部分和非地面部分的基础。

2.1.4 半径滤波

半径滤波与统计滤波算法相似,都是基于邻域点的查询分析,不同点在于邻域查询的条件与噪声点判定的方式有一定的区别。在点集 P 中,半径滤波以 P_i 为圆心,给定的半径 r 为范围,搜索该范围内的点数 m ,与给定的阈值 k 进行比较,若 $m < k$,则判定 P_i 为噪声点,反之,该点为目标点云。如图2所示,设定半径 r_1 ,则点 P_i ($i=1,2,3$) 邻域中的点数分别为 6、4、3,指定条件至少要有 4 个邻域点,则 P_3 判定为噪声点;设定半径 r_2 ,则点 P_i ($i=1,2,3$) 邻域中点数分别为 2、3、1,指定条件至少要有 3 个邻域点,则 P_1 和 P_3 判定为噪声点。

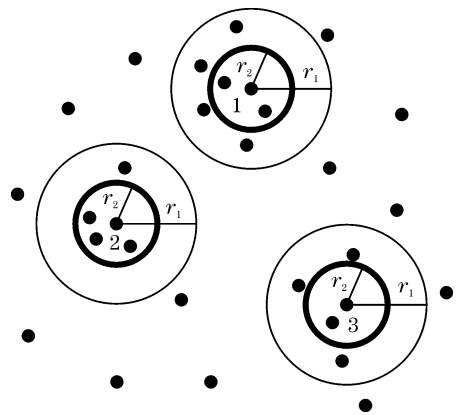


图2 半径滤波处理示意图

Fig. 2 Schematic of radius filtering processing

2.1.5 冗余数据去除

由于扫描精度高,在海量点云数据中存在一定的冗余数据,将会严重影响后续数据的处理效率。为了提高建模精度,本文基于曲率分级^[14]对去噪后的点云数据进行冗余去除处理,具体步骤如下。

1) 曲率计算

通常采用对给定点法线切平面上的曲面补片的点法线进行主成分分析求得曲率。该方法首先确定表面一点法向量,近似于估计表面一个相切面的法向量,转过来就是解决最小二乘平面拟合。估计表面法向量就是分析一个协方差矩阵的特征值和特征向量。从查询点 P_i 的 k 邻域元素创建协方差矩阵 A ,表示为

$$A = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (P_j - \bar{P}) \cdot (P_j - \bar{P})^T, (j = 1, 2, \dots, k), \quad (3)$$

$$A \cdot V_{ii} = \lambda_{ii} \cdot V, (ii = 1, 2, 3), \quad (4)$$

式中: k 为点 P_i 的邻近点的数目; \bar{P} 为邻近元素坐标的三维质心; λ_{ii} 为协方差矩阵 A 第 ii 个特征值; V_{ii} 为第 ii 个特征向量。矩阵 A 的最小特征值对应的特征向量即为法向量 (n_x, n_y, n_z) 。遍历所有点云数据,完成法向量的计算,并进行法向量方向的调整。

法向量方向调整后,根据 P_i 点法向量创建投影矩阵,将 k 邻域中的法向量投影到切面平面得到投影向量,由此创建协方差矩阵 N ,表示为

$$N = \sum_{j=1}^k (P_{n_j} - \bar{P}_n) \cdot (P_{n_j} - \bar{P}_n)^T, (j = 1, 2, \dots, k), \quad (5)$$

$$N \cdot V_{ii} = \lambda_{ii} \cdot V_{ii}, (ii = 1, 2, 3), \quad (6)$$

式中: P_{n_j} 为 P_i 点 k 邻域中的投影向量; \bar{P}_n 为 P_i 点 k 邻域中的投影向量的质心; λ_{ii} 是协方差矩阵 N 第 ii 个特征值; V_{ii} 是第 ii 个特征向量。因此可以得到点 P_i 的平均曲率

$$h_i = \frac{1}{2} \times (\lambda_{11} + \lambda_{22}). \quad (7)$$

2) 曲率分级

首先将曲率归化到 $[0, 5]$ 区间上,然后对归化后的曲率进行等级划分,

$$H_i = \frac{5 \times h_i}{h_{\max} - h_{\min}}, \quad (8)$$

式中: h_{\max} 和 h_{\min} 为曲率的最大值和最小值。分级依据为

$$G_i = \text{ceiling} \left[2 \ln \left(\frac{\lambda \times H_i + 1}{\lambda \times H_0 + 1} \right) \right] = \begin{cases} 0, & H_i < 0 \\ 9, & H_i > 9 \end{cases}, \quad (9)$$

式中: $\text{ceiling}(\cdot)$ 为向上取整函数; H_i 为 P_i 归化到 $[0, 5]$ 区间上的曲率值; H_0 为给定的曲率阈值; λ 为压缩控制因子。

3) 数据压缩

曲率分级后, 对点云进行网格划分, 划分过程中设置点数阈值和边长阈值控制网格的大小, 最后依据网格中的曲率等级的平均值对网格中点云进行精简处理。网格中的曲率等级平均为 0, 选取网格重心点的最近点作为整个网格的代表点; 网格的曲率等级平均为 1~8, 保留网格中曲率等级

由高到低前 $a\%$ 个点, a 是网格曲率等级平均值的 10 倍; 网格的曲率等级平均为 9, 保留网格中的全部点。

2.2 优化策略主要处理技术流程

优化策略包含以下步骤: 1) 统计滤波去除远距离的噪声点; 2) 直通滤波分割出需要局部滤波的区域; 3) 利用布料模拟算法对分割出来的区域进行滤波; 4) 半径滤波用来去除近距离的噪声点; 5) 根据曲率等级对点云进行数据压缩。具体流程如图 3 所示。

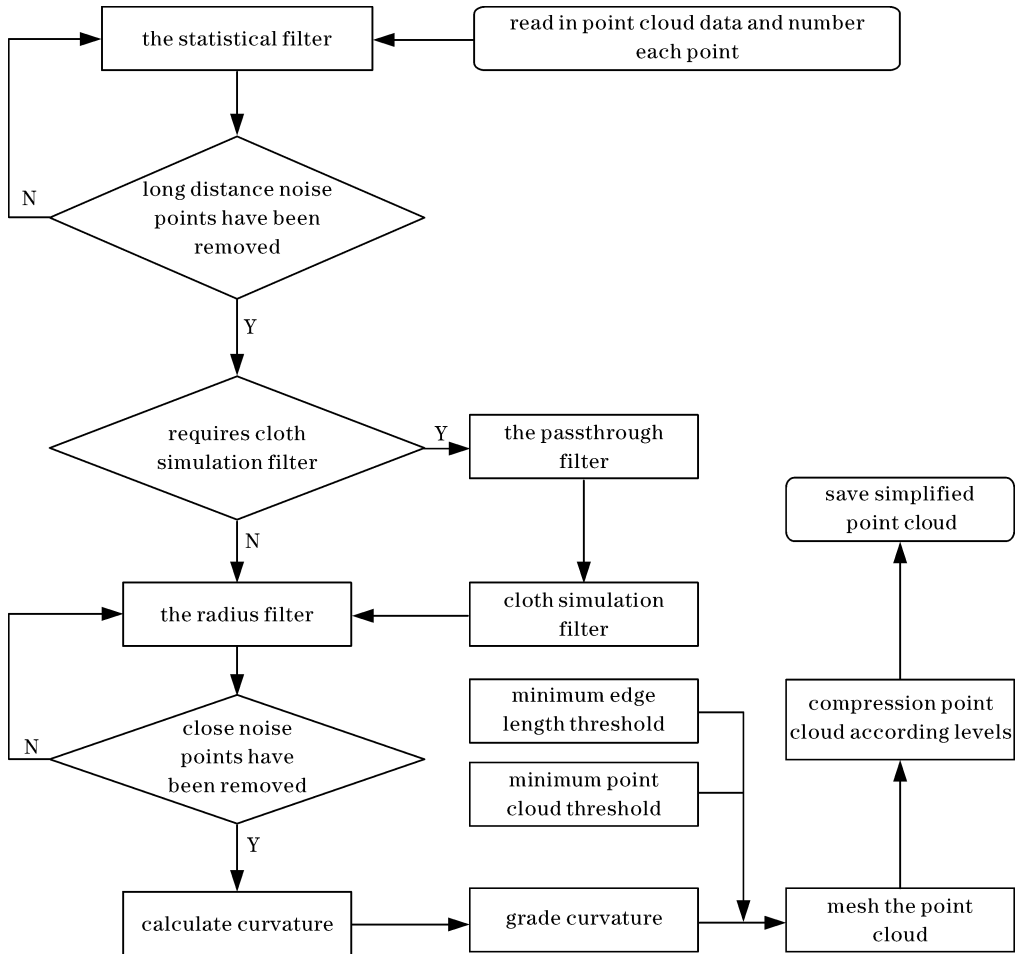


图 3 优化策略主要处理技术流程

Fig. 3 Optimization strategy mainly deals with technical processes

3 滤波优化实验分析

3.1 实验数据及滤波优化处理

为了验证本文精简算法的可靠性, 采用某街道 3 栋(1#、2#、3#)建筑物正面的点云作为实验数据, 建筑物正面及地面为目标点云。这类点云数据中包含了大量的特征信息, 既有远距离噪声点和近距离噪声点, 还有曲率变化缓慢的平地

和特征信息较多的窗户边缘、建筑物拐点和门框边缘。数据测试在处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-2450M CPU @ 2.50 GHz、运行内存为 8.0 GB 的 Window7 64 位操作系统, Visula studio 2013 Visual C++ X64 控制台应用程序, 开源点云库 PCL1.8.0。

图 4~5 分别为采用本文滤波优化策略对 3 栋建筑物正面的点云去噪的效果图。图 4(a1)~(c1)

和图 5(a1)~(d1)为 1# 建筑物滤波的结果;图 4(a2)~(c2)和图 5(a2)~(d2)为 2# 建筑物滤波的结果;图 4(a3)~(c3)和图 5(a3)~(d3)为 3# 建筑物滤波的结果。

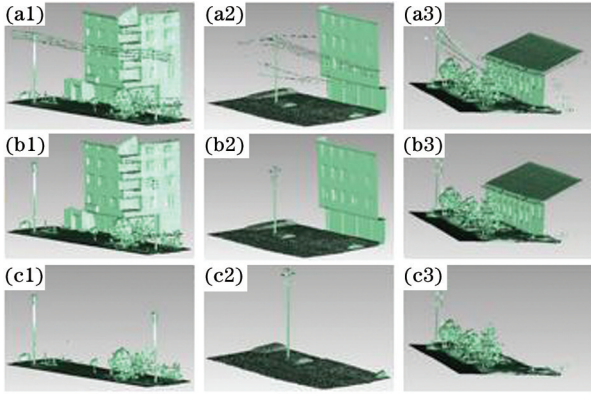


图 4 使用本文所提滤波优化策略分别测试 3 栋建筑物点云的结果(统计滤波和直通滤波)。(a1)(a2)(a3)3 栋建筑物的原始点云;(b1)(b2)(b3)统计滤波的结果;(c1)(c2)(c3)直通滤波的结果

Fig. 4 Results of three buildings point clouds using the proposed filtering optimization strategy (statistical filtering and passthrough filtering). (a1)(a2)(a3) Original point clouds of the three buildings; (b1)(b2)(b3) results of statistical filtering; (c1)(c2)(c3) results of passthrough filtering

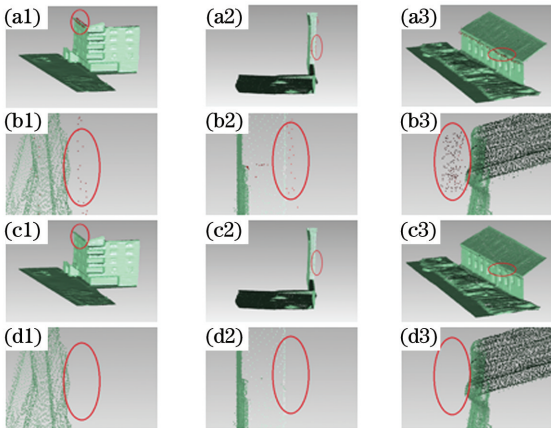


图 5 使用本文所提滤波优化策略分别测试 3 栋建筑物点云的结果(布料模拟滤波和半径滤波)。(a1)(a2)(a3)布料模拟滤波的结果;(b1)(b2)(b3)布料模拟滤波的局部放大图;(c1)(c2)(c3)半径滤波的结果;(d1)(d2)(d3)半径滤波的局部放大图

Fig. 5 Results of three buildings point clouds using the proposed filtering optimization strategy (CSF and radius filtering). (a1)(a2)(a3) Results of CSF; (b1)(b2)(b3) local enlarged images of CSF; (c1)(c2)(c3) results of radius filtering; (d1)(d2)(d3) local enlarged images of radius filtering

表 1 每个过程点云的数量变化情况

Table 1 Changes in the number of point clouds in each program

Serial number	Point cloud object	Original point cloud	Statistical filtering	Radius CSF	Radius filtering
1	1# building	124234	121063	96455	96280
2	2# building	97255	94688	93386	93185
3	3# building	101875	100379	83266	82053

3.2 去噪优化效果分析

由图 4(a1)可知,1# 建筑物点云中存在大量的远距离噪声点和近距离噪声点,有的噪声点以密度较为集中的姿态附着在目标点云上(如图中的电杆和树木点云),有的噪声点则相对较稀疏(如图中的电线和建筑物右侧的点云)。经过统计滤波,原始点云中漂浮在空中的噪声点已经完全去除,还剩下密度较为集中且离地面较近的噪声点和建筑物表面的噪声点,如图 4(b1)所示。经过直通滤波分割出含有近距离和密度较为集中的点云模块,如图 4(c1)所示;应用布料模拟滤波去除其中的噪声点,如图 5(a1)所示。现在点云中仅存在粘连于目标点云周围一些较稀疏的近距离噪声点,如图 5(b1)所示;经过半径滤波这类噪声点也可以成功去除,如图 5(c1)所示;图 5(d1)是半径滤波与布料模拟滤波相同位置的局部放大图。图 4(a2)~(c2)与图 5(a2)~(d2)、图 4(a3)~(c3)与图 5(a3)~(d3)分别是 2# 和 3# 建筑物点云滤波的效果,从图中可以看到,滤波效果与 1# 建筑物是基本相同的,因此本文滤波优化策略对这类点云的去噪是有效的。表 1 展示了每个过程中点云数据量的变化情况,不同的对象每个过程变化的数据量也不同,半径滤波相对于前面滤波过程的数据量变化最小。

4 冗余优化实验分析

4.1 实验数据及冗余优化处理

为了验证本文冗余优化策略对这类点云冗余数据去除的适用性,将其与中心点最近点网格简化法^[15]和 Geomagic Studio 软件中的曲率采样法两种应用最为广泛的压缩方法进行对比分析。1#、2#、3# 建筑物点云分别采用压缩率为 40.0%、55.8%、44.5%的点云数据进行压缩测试。图 6~8 分别为 1#、2#、3# 建筑物点云对应的三种不同压缩方法的效果图。

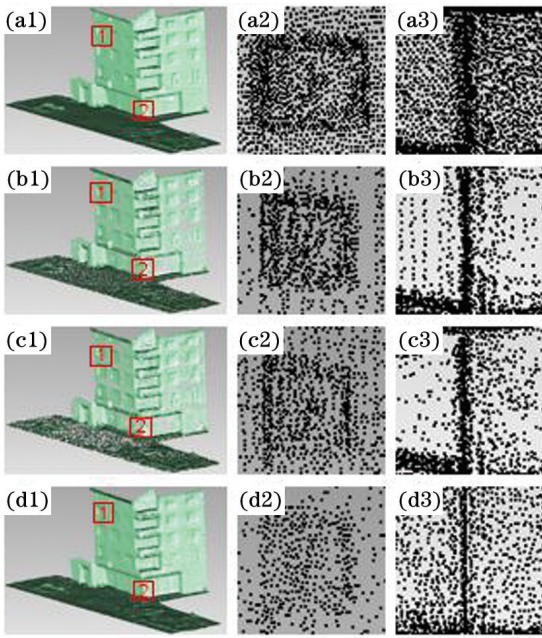


图6 3种不同的压缩方法测试1#建筑物点云。(a1)滤波后的点云;(a2)(a3)图(a1)框中1、2对应的局部放大图;(b1)曲率分级压缩的结果;(b2)(b3)图(b1)框中1、2对应的局部放大图;(c1)Geomagic studio软件压缩的结果;(c2)(c3)图(c1)框中1、2对应的局部放大图;(d1)中心点最近点网格简化的结果;(d2)(d3)图(d1)框中1、2对应的局部放大图

Fig. 6 Test results of 1 # building point cloud with three different compression methods. (a1) Point cloud after filtering; (a2) (a3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (a1); (b1) result of curvature graded compression; (b2) (b3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (b1); (c1) result are compressed by the Geomagic studio software; (c2) (c3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (c1); (d1) result of center point nearest point mesh compression; (d2) (d3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (d1)

4.2 冗余优化效果分析

4.2.1 视觉效果评价

由图6可知,3种不同的方法均能达到压缩点云的目的,前两种方法根据曲率的特性能保留一些特征区域的点,而最后一种方法只是简单的不同分辨率的网格划分,再选取网格中的代表点,实现压缩,保留的特征点较少。Geomagic studio软件中的曲率采样虽然能保留曲率值较大的点,但一些细节特征还是容易丢失。在图6(c2)中,窗户边缘的点相比于中心点最近点网格简化法,已经保留一部分的特征点,但窗户的几何形状还是出现了一些变形,

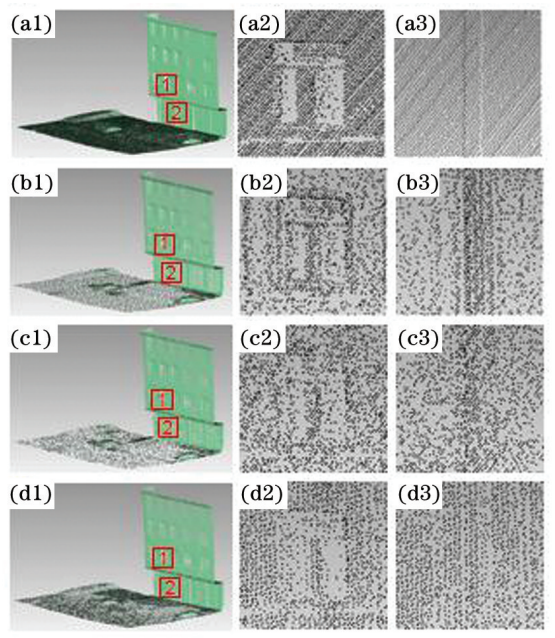


图7 3种不同的压缩方法测试2#建筑物点云。(a1)滤波后的点云;(a2)(a3)图(a1)框中1、2对应的局部放大图;(b1)曲率分级压缩的结果;(b2)(b3)图(b1)框中1、2对应的局部放大图;(c1)Geomagic studio软件压缩的结果;(c2)(c3)图(c1)框中1、2对应的局部放大图;(d1)中心点最近点网格简化的结果;(d2)(d3)图(d1)框中1、2对应的局部放大图

Fig. 7 Test results of 2 # building point cloud with three different compression methods. (a1) Point cloud after filtering; (a2) (a3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (a1); (b1) result of curvature graded compression; (b2) (b3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (b1); (c1) result are compressed by the Geomagic studio software; (c2) (c3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (c1); (d1) result of center point nearest point mesh compression; (d2) (d3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (d1)

特征点没有得到很好地保留,而本文方法能较好地保留绝大部分特征点,如图6(b2)所示,窗户的形状没有出现太大的偏差。在图6(c2)中,在窗户的周围区域,曲率采样保留的点比本文方法多,但是该区域曲率值变化较小,用少量点也能表达该区域的表面信息。图6(a3)为建筑物拐点的放大图,本文所提优化策略能很好地保留拐点上的点,所以压缩后图像呈现出一条粗细均匀的“粗实线”,如图6(b3)所示,且拐点左右两个侧面的点也分布较均匀。另外两种方法的压缩效果较差,没有完全达到压缩点云的目的,如图6(c3)、(d3)所示,且最后一种方法

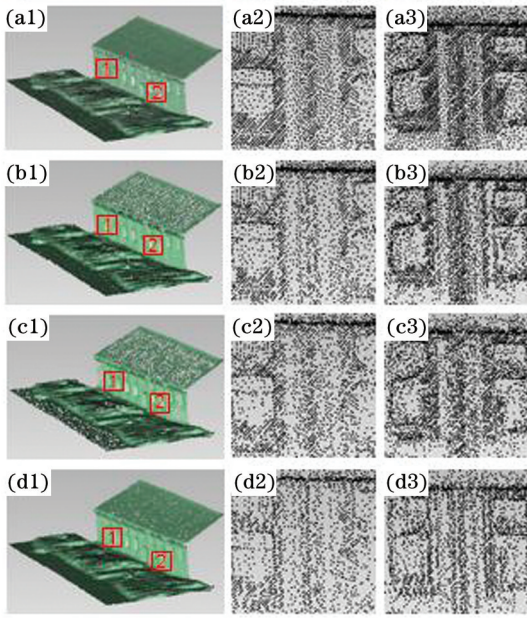


图 8 3 种不同的压缩方法测试 3 # 建筑物点云。(a1)滤波后的点云;(a2)(a3)图(a1)框中 1、2 对应的局部放大图;(b1)曲率分级压缩的结果;(b2)(b3)图(b1)框中 1、2 对应的局部放大图;(c1)Geomagic studio 软件压缩的结果;(c2)(c3)图(c1)框中 1、2 对应的局部放大图;(d1)中心点最近点网格简化的结果;(d2)(d3)图(d1)框中 1、2 对应的局部放大图

Fig. 8 Test results of 3 # building point cloud with three different compression methods. (a1) Point cloud after filtering; (a2) (a3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (a1); (b1) result of curvature graded compression; (b2) (b3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (b1); (c1) result are compressed by the Geomagic studio software; (c2) (c3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (c1); (d1) result of center point nearest point mesh compression; (d2) (d3) local enlarged images corresponding to box 1 and 2 in Fig. (d1)

的压缩质量最差,在图 6(d3)中可以看到,特征点保留的相对较少,平坦区域却保留了较多的点。图 7 和图 8 为另外 2 栋建筑物点云的压缩效果,两幅图显示的效果与图 6 基本相同。通过对比其他两种不同方法的压缩结果可知,本文方法能保留更多的特征点。

4.2.2 定量评价

通过信息熵理论描述点云的特征信息,利用点云平均曲率的分布计算点的熵值,某点熵值越大,表征采样点所在区域无序程度越高,该点对于该区域所包含的信息量则越大,且对该区域的几何特征贡

献也就更多^[16-17]。因此,通过计算压缩前后点云数据的熵值,定量评价不同压缩方法的压缩质量。计算某点的熵值公式为

$$E_i = -p_i \log_2 p_i - \sum_{j=1}^k p_j \log_2 p_j, \quad (10)$$

$$p_i = \frac{h_i}{h_i + \sum_{j=1}^k h_j}, \quad (11)$$

$$p_j = \frac{h_j}{h_i + \sum_{j=1}^k h_j}, \quad (12)$$

式中: h_i 表示点 P_i 的平均曲率; h_j 表示点 P_i 近邻点 P_j 的平均曲率; p_i 与 p_j 分别表示点 P_i 与 P_j 的曲率概率分布。则整个点云数据的熵值为

$$E = \sum_{i=1}^n E_i. \quad (13)$$

整个点云数据的熵值越大,包含的特征信息越多,对物体的细节特征表达越准确。

分别对图 6(a1)~(d1),图 7(a1)~(d1)和图 8(a1)~(d1)进行熵值计算,来定量评价点云的压缩效果。表 2 列出了 3 种压缩方法应用于 3 种不同研究对象压缩前后的熵值变化情况。

表 2 不同压缩方法熵值变化对比

Table 2 Comparison of entropy changes of different compression methods

Point cloud object	Compression method	Entropy
1 # building	Point cloud after filtering	2.29667×10^5
	Grade curvature	1.15354×10^5
	Using Geomagic software	1.14507×10^5
	Center point nearest point grid simplification method	1.13119×10^5
2 # building	Point cloud after filtering	2.29254×10^5
	Grade curvature	9.33566×10^4
	Using Geomagic software	9.25588×10^4
	Center point nearest point grid simplification method	9.23096×10^4
3 # building	Point cloud after filtering	1.99948×10^5
	Grade curvature	1.10805×10^5
	Using Geomagic software	1.10647×10^5
	Center point nearest point grid simplification method	1.10517×10^5

从表 2 中可以看出,当同一实验对象压缩率相同时,本文压缩策略较曲率采样和中心点最近点简化法的点云熵值最大,说明本文压缩策略在减少冗余数据的同时能保留较多的特征点,引起物体表面

特征改变较小。

综上,本文所提优化策略能较好地去除远距离噪声点和近距离噪声点,特别对于附着在目标云上密度大的噪声点有较为理想的滤波效果;另外,对于滤波后的点云数据,能有效去除其中的冗余点,即特征丰富的区域用较多点来描述,而平坦区域用少量点即可,因此是一种可行的点云压缩方法。

5 结 论

采集到的点云数据中存在大量的噪声点和冗余数据,会降低后续点云模型重建的效率和精度。针对此问题,本文提出一种基于开源点云库 PCL1.8.0、布料模拟和曲率分级等综合算法运用的点云精简优化策略,该优化策略充分利用各种方法的优势提高了点云精简质量。通过采用某街道3栋不同建筑物正面的点云为实验对象进行测试分析,最终实验结果表明本文滤波优化策略能有效去除各种噪声点,曲率分级能在特征变化快的区域保留较多的特征点,而在平坦区域保留较少的点,能避免特征信息丢失的问题。需要注意的是,本文冗余数据优化策略并没有考虑到点云是否完全滤波,为了确保得到高质量的点云数据,考虑噪声点参与点云压缩是下一步的研究重点。

参 考 文 献

[1] Fan Q, Yao W Q, Chen P. Research on 3D modeling based on cyclone [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2015(5): 76-79.

樊琦,姚顽强,陈鹏.基于Cyclone的三维建模研究[J].测绘通报,2015(5):76-79.

[2] Lu D D, Zou J G. Comparative research on denoising algorithms of 3D laser point cloud [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(S2):102-105.

鲁冬冬,邹进贵.三维激光点云的降噪算法对比研究[J].测绘通报,2019(S2):102-105.

[3] Ge B Z, Zhao D, Tian Q G, et al. Three-dimensional human face laser scanning based on three-line structured light [J]. Chinese Journal of Lasers, 2010, 37(6): 1594-1598.

葛宝臻,赵丹,田庆国,等.三光带激光三维人脸扫描方法[J].中国激光,2010,37(6):1594-1598.

[4] Zhou Y, Zhang W B, Du F R, et al. Algorithm for reduction of scattered point cloud data based on curvature [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2010, 30(7): 785-789.

周煜,张万兵,杜发荣,等.散乱点云数据的曲率精

简算法[J].北京理工大学学报,2010,30(7):785-789.

[5] Lee K H, Woo H, Suk T. Data reduction methods for reverse engineering [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2001, 17(10): 735-743.

[6] Li R Z, Yang M, Ran Y, et al. Point cloud denoising and simplification algorithm based on method library [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(1): 011008.

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.

[7] Wang L Y, Wang S, Li Y. Airborne LiDAR 3D filtering based on intensity voxel primitive [J]. Journal of Geo-Information Science, 2019, 21(12): 1945-1954.

王丽英,王圣,李玉.强度体元基元下的机载LiDAR 3D滤波[J].地球信息科学学报,2019,21(12):1945-1954.

[8] Liu Y, Sun S Y. Laser point cloud denoising based on principal component analysis and surface fitting [J]. Laser Technology, 2020, 44(4): 497-502.

柳赞,孙淑艳.基于主成分分析与曲面拟合的激光点云滤波去噪[J].激光技术,2020,44(4):497-502.

[9] Su Z X, Li Z Y, Wang X C. Denoising of point-sampled model based on normal mollification and median filtering [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(11): 1892-1898.

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.

[10] Yao W Q, Zheng J L, Chen P, et al. An octree-based mesh simplification algorithms for 3-dimension cloud data [J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(7): 18-22.

姚顽强,郑俊良,陈鹏,等.八叉树索引的三维点云数据压缩算法[J].测绘科学,2016,41(7):18-22.

[11] Liu C, Wu H B. Compress method for three dimension laser scanning data based on 3D triangulated irregular network [J]. Geomatics and Information Science of Wunan University, 2006, 31(10): 908-911.

刘春,吴杭彬.基于真三维TIN的三维激光扫描数据压缩方法[J].武汉大学学报·信息科学版,2006,31(10):908-911.

[12] He Y B, Chen R L, Wu K, et al. Point cloud

- simplification method based on k -means clustering [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(9): 091002.
- 贺一波, 陈冉丽, 吴侃, 等. 基于 k -means 聚类的点云精简方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(9): 091002.
- [13] Zhang W M, Qi J B, Wan P, et al. An easy-to-use airborne LiDAR data filtering method based on cloth simulation[J]. Remote Sensing, 2016, 8(6): 501-523.
- [14] Li J T, Cheng X J, Yang Z X, et al. Curvature-grading-based compression for point cloud data [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(14): 142801.
- 李金涛, 程效军, 杨泽鑫, 等. 基于曲率分级的点云数据压缩方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 142801.
- [15] Xie R, Xiao H H. Compression criterion for point clouds of TLS [J]. Geotechnical Investigation & Surveying, 2013, 41(4): 64-68.
- 谢瑞, 肖海红. 地面三维激光扫描点云压缩准则 [J]. 工程勘察, 2013, 41(4): 64-68.
- [16] Wu J J. Research of point-based techniques on unorganized point cloud [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2004: 10-12.
- 武剑洁. 基于点的散乱点云处理技术的研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2004: 10-12.
- [17] Zhu G T, Ye M L. Research on the method of point cloud denoising based on curvature characteristics and quantitative evaluation [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(6):105-108.
- 朱广堂, 叶珉吕. 基于曲率特征点云去噪及定量评价方法研究 [J]. 测绘通报, 2019(6):105-108.