

基于法向量夹角信息熵的点云简化算法

陈西江¹ 章 光^{1*} 花向红^{2,3}

¹武汉理工大学资源与环境工程学院, 湖北 武汉 430079

²武汉大学测绘学院, 湖北 武汉 430079

³武汉大学灾害监测与防治研究中心, 湖北 武汉 430079

摘要 针对点云简化很难完全保证精度和速度上达到最优的问题,提出了基于法向量夹角信息熵的点云简化算法。利用经典的主成分分析方法来估计点的法向量,计算法向量与参考平面的夹角,利用最邻近点搜索算法,确定每个点的K个最邻近点,并根据信息熵的定义,提出法向量夹角局部熵模型,局部熵的大小直接反映了表面的特征状况;针对不同区域局部熵大小,进行逐步的点云简化,从而可以保留凸变区域较多的点,精简较多平面区域的点,实现点云的非均匀简化。实验结果表明,该方法在简化精度和速度上都能达到较优。

关键词 遥感; 误差熵; 点云简化; 法向量

中图分类号 P225 文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201542.0814003

Point Cloud Simplification Based on the Information Entropy of Normal Vector Angle

Chen Xijiang¹ Zhang Guang¹ Hua Xianghong^{2,3}

¹School of Resource & Environment Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan, Hubei 430079, China

²School of Geodesy & Geomatics, Wuhan University, Wuhan, Hubei, 430079, China

³Hazard Monitoring & Prevention Research Center, Wuhan University, Wuhan, Hubei 430079, China

Abstract A point cloud simplification based on the information entropy of normal vector angle is proposed, in view of the difficulty to ensure the optimal of precision and speed of simplification. The principal component analysis is used to estimate the normal of each point and the angle between normal vector and reference plane is computed. The K-nearest neighbor search algorithm is used to determine K-nearest neighbor points, and the local entropy of normal vector angle is proposed according to information entropy. The local entropy represents the features of surface. The point cloud is gradually simplified according to the different local entropy, the more points of convex region are retained and more points of plane are simplified, the non-uniform simplification is realized. The experimental results show that the proposed method can achieve a balance of precision and speed of simplification.

Key words remote sensing; error entropy; point cloud simplification; normal vector

OCIS codes 280.4750; 140.3430; 270.3430; 280.5600

1 引 言

近年来,激光扫描技术有了重大的进展,扫描点动辄几十万、几百万,甚至是几亿。在现有的计算机硬件情况下,这样巨大的数据量显然成为了数据计算和存储的负担。况且并不是所有的点对后序建模都是有用的,因此必须在保持被测物体几何特征的前提下,对测量点云进行精简。衡量一个点云精简算法的优劣,并不能只看精简速度或精简率^[1],而是应该看是否能够用最少的数据点表示最多的信息,并在此基础上追求更快的速度。因此,应该从精度和速度方面来衡量点云精简质量。理想的算法是期望这两点都能达到最

收稿日期: 2015-01-28; 收到修改稿日期: 2015-03-26

基金项目: 长江水利委员会长江科学院开放基金(CKWV2015230/KY)、博士点专项基金(20120143110005)

作者简介: 陈西江(1985—),男,博士,助理研究员,主要从事三维激光变形方面的研究。E-mail: cxj_0421@163.com

*通信联系人。E-mail: jg_0421@163.com

优,但在实际处理上很难达到的,因此好的算法不仅要保证精简精度还能确保精简速度。

近十年对点云精简的研究有很多,如2002年Hur等^[2]在三角格网基础上提出的Delaunay三角化点云简化;2004年Lichti等^[3]提出了用非均匀网格方法进行点云简化;这两种基于网格的点云精简方法,可以实现较大区域的点云精简,但在边界区域或突变区域精简效果会受到很大的影响。针对此,Taichi^[4]提出了基于迭代的非边界点简化法,该方法考虑了边界点的影响,但由于涉及到迭代,所以影响了精简的速度。郑德华^[5]在2005年提出了通过设定数据重采样间隔对点云进行直接缩减,该精简方法可以快速实现点云的精简,但是均匀精简,无法保留突变区域较多的点。针对此,黄国珍等^[6]将两种非均匀网格方法用于逆向工程点云的精简,该方法实现了突变区域的保留,但没有考虑突变区域点云不一致的影响。针对此,2006年Sihvo等^[7]对二维(2D)均匀网格法进行了改进,提出了三维(3D)网格精简方法,2007年Wentzlaff等^[8]根据曲率对点云进行了精简,2009年Sareen等^[9]提出了仅适用于样条曲面模型重建的点云精简算法,这三种方法对曲面区域有比较好的精简效果,但需要消耗较多的时间,在曲面区域比较适用,但在同时存在曲面和平面的区域,简化精度和速度都会受到影响。2011年张有亮等^[10]提出了扇形网格法点云精简算法,该方法比较适用于平面区域,在突变区域点云简化效果会受到影响,且简化精度也得不到保障。基于以上分析,目前点云简化很难完全保证精度和速度上都达到最优。本文在设置总简化率的前提下保证两者达到较优的前提下,提出了基于不同特征面的简化方法,即在突变区域简化的少,平面区域简化的多。对于该简化思路,一般通过计算曲率获取点云曲面特征,但由于扫描的点存在误差,势必会造成曲率计算的不正确性;同时,曲率是通过法向量计算得到,从而存在误差的二次传递,即点位误差传递到法向量,法向量误差又传递到曲率中,造成曲率误差的累积;同时,点云曲率的计算需要耗费大量时间。为了减小误差的传递,加快速度,同时又不影响表面特征的描述。将通过计算法向量夹角的信息熵来评价表面突变状况。信息熵越大,法向量变化程度越低,局部曲面变化的有序程度越低。因此,可使用法向量信息熵来描述表面的特征状况,根据不同表面特征状况确定不同点云简化数,从而实现点云的精简,该简化方法同时考虑了表面对简化的影响,也考虑了简化速度,实现了简化精度和简化速度的平衡,比较适用于既有曲面又有平面的区域。

2 局部熵

2.1 法向量估计准则及精度分析

法向量计算方法有很多种,其中包括主成分分析法(PCA)^[11-12];加权PCA方法^[13];基于移动最小二乘重建局部参考平面的法向量估计^[14]和基于稳健移动最小二乘(RMLS)重建局部参考平面的法向量估计^[15];以及基于三角网和PCA组合的法向量估计^[16]等等。如果从噪声的处理能力、点云表面尖锐特征的表现程度及计算速度来说,基于稳健移动最小二乘方法是最优的法向量估计准则,但是该方法存在很大的偶然性,即高斯尺度参数的选择对法向量计算结果影响较大,而加权PCA或其他改进的PCA方法,虽然在一定程度上可以提高法向量估计精度,但权值或其他合成因素对法向量估计结果影响较大。综合考虑法向量估计的稳定性、噪声的抑制能力及运算速度等,图1为采样点的邻近点及其重心。利用经典的PCA方法来估计点的法向量。假设采样点 P 的邻近点为 $P_i = [x_i \ y_i \ z_i]$,采样点 P 的 3×3 协方差矩阵为

$$C = \begin{bmatrix} P_1 - \bar{P} \\ \vdots \\ P_i - \bar{P} \end{bmatrix}^T \cdot \begin{bmatrix} P_1 - \bar{P} \\ \vdots \\ P_i - \bar{P} \end{bmatrix}, i \in m, \quad (1)$$

式中 \bar{P} 为 P 的邻近点 P_i 的均值。

对(1)式特征值分解,得到特征值 λ_0 、 λ_1 、 λ_2 ,对应的特征向量为 V_0 、 V_1 、 V_2 。特征值表示的是邻近点 $P_i, i \in m$ 远离重心的情况,

$$\sum_{i=1}^m |P_i - \bar{P}|^2 = \lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2. \quad (2)$$

假设 $\lambda_0 < \lambda_1 < \lambda_2$,则采样点 P 的切平面 $T(X)$ 表示为

$$T(X): (X - \bar{P}) \cdot V_0 = 0, \quad (3)$$

式中 V_0 为采样点 P 的法向量。

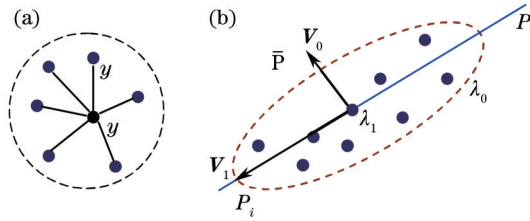


图 1 (a) 采样点的邻近点及其重心; (b) 协方差分析

Fig.1 (a) Proximal points of sampling; (b) analysis of covariance

(3)式与正交整体最小二乘相同,即采样点的切平面是利用整体最小二乘对邻近点平面拟合得到的,而该点的法向量 V_0 即为平面拟合参数,从而邻近点精度将直接影响法向量计算精度。

假设邻近点 $P_i = [x_i \ y_i \ z_i]$ 的点位精度为 $\sigma_{P_i}^2$ 。由于法向量是通过特征值分解得到,为了方便描述邻近点误差对法向量精度的影响,采用法向量偏差最大值进行分析,假设邻近点全部在无误差的切平面上,则拟合的切平面 $T(X)$,如图 2(a)所示,该平面的法向量为 V_0 。由于每个点都存在点位精度 $\sigma_{P_i}^2$,取点位误差最大值 $2\sigma_{P_i}$ 。在邻近点 $P_i \in (0 \ 2\sigma_{P_i})$ 区间范围内,得到误差最大的切平面为 $T(X')$,如图 2(b)所示,该平面的法向量为 V'_0 ,则法向量精度 $\sigma_{V'_0}^2$ 是由点位误差 $2\sigma_{P_i}$ 引起的。

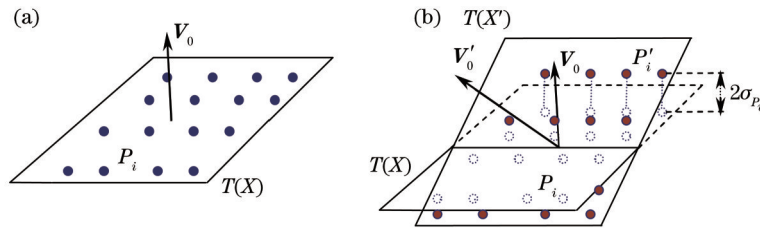


图 2 不同精度的切平面

Fig.2 Tangent plane of different precisions

在切平面 $T(X')$ 中,假设邻近点到邻近点中心最远的点为 P'_i ,则误差最大的切平面 $T(X')$ 与无误差的切平面 $T(X)$ 之间的夹角为 θ ,如(4)式所示。该夹角即为法向量 V'_0 与 V_0 之间的夹角,所以法向量估计的误差范围为 $(0 \ \theta)$,其中 θ 为

$$\theta = \arcsin \left(\frac{2\sigma_{P_i}}{|P'_i - \bar{P}'|} \right). \quad (4)$$

2.2 法向量夹角及其精度评定

计算法向量与某个参考平面的夹角来评价表面法向量的差异性,假设扫描的点云为 $X = [x_j \ y_j \ z_j]$,可利用正交整体最小二乘得到参考平面为

$$a(x - \bar{x}) + b(y - \bar{y}) + c(z - \bar{z}) = 0, \quad (5)$$

式中 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j$, $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j$, $\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n z_j$ 。

根据参考平面及法向量便可实现法向量夹角的计算。如果采样点比较稠密,则相邻两点的法向量会接近平行,区域点的法向量与参考平面的夹角基本相等,从而无法实现对特征面的探测。为了避免稠密点对特征面法向量变化的影响,将采用分级聚类的方法。即首先进行初级邻近点搜索,计算该邻近点重心区域的法向量,再利用搜索的邻近点重心进行二次邻近点搜索,利用二次区域邻近点重心的法向量进行夹角的计算。如图 3 所示,对所扫描的点云进行初级邻近点的搜索,搜索每个球形区域内的点云。假设第一个球形区域为 C_0 ,第二个球形区域为 C_1 ,第三个球形区域为 C_2 ,球形半径(搜索半径)为 r ,球形半径 r 的大小根据包围的点数决定,每个球形区域包围的点数设置为 40。

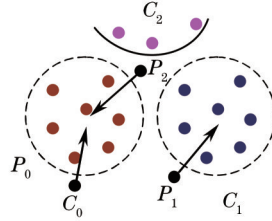


图3 初级邻近点搜索

Fig.3 Primary adjacent point search

假设每个球形区域内的点表示为 $C_k = [x_i \ y_i \ z_i]$ ，则可得到每个球形区域的重心为 $\bar{C}_k = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [x_i \ y_i \ z_i]$ ，对于球形区域之外的点，则利用点到重心的就近原则进行归属，即球形外部的点到哪个球形区域的重心最近则归属于哪个球形区域，如图3所示，假设 P_0, P_1, P_2 点为球形外部的点，周边球形区域的重心分别为 $\bar{C}_0, \bar{C}_1, \bar{C}_2$ 。分别计算 P_0, P_1, P_2 点到每个球形区域重心的距离，得到 P_0 到 \bar{C}_0 为最短距离，则将 P_0 归属为 C_0 ； P_1 到 \bar{C}_1 为最短距离，则将 P_1 归属为 C_1 ； P_2 到 \bar{C}_0 为最短距离，将 P_2 归属为 C_0 ；从而完成球形外点的归属。然后再重新计算每个球形区域内的重心，并计算得到每个球形区域内重心的法向量。从而得到球形区域重心为 \bar{C}_k ，法向量为 n_k 。为了确定法向量的方向，需要对法向量进行定向。目前对法向量的定向主要是 Hoppe 等^[7]提出的相邻点法向量方向相似的原则。该方法虽然可以实现法向量的定向，但是需要耗费大量的运算时间，因此采用该方法作为本文法向量定向显然不合适。由于目标物总是正对着扫描仪，即扫描点到坐标原点的方向向量与该点的法向量之间的夹角存在着全部大于等于 90° 或小于等于 90° ，为了实现法向量的定向，将法向量与扫描点到坐标原点的方向向量之间的夹角确定为小于等于 90° 。即满足 $\alpha \leq 90^\circ$ ， α 为

$$\alpha_k = \arccos \left\{ \frac{\mathbf{n}_k * [-x_k \ -y_k \ -z_k]^T}{\sqrt{x_k^2 + y_k^2 + z_k^2}} \right\}. \quad (6)$$

如果 $\alpha_k \geq 90^\circ$ ，则 n_k 转化为 $-n_k$ ，从而完成对法向量的定向。根据初级聚类重心进行二次邻近点的搜索。并计算邻近点的法向量与(5)式平面的夹角 θ_k

$$\theta_k = \mathbf{n}_k * [a \ b \ c]^T. \quad (7)$$

由于法向量夹角 θ_k 是法向量与平面的夹角，而平面是不变量，所以影响 θ_k 精度的为法向量精度。根据(4)式可知，法向量方向估计的最大误差为 θ ，根据极限误差的特性可知法向量夹角 θ_k 的精度为

$$\sigma_{\theta_k} = \frac{1}{2} \theta. \quad (8)$$

2.3 基于法向量夹角的局部熵

由1.2节得到重心 \bar{C}_k 的 m' 个最邻近点重心为 $\bar{C}_1, \bar{C}_2, \dots, \bar{C}_{m'}$ 。最邻近点重心所对应的法向量夹角为 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_{m'}$ ，重心 \bar{C}_k 所对应的法向量夹角为 θ_k 。定义重心 \bar{C}_k 在 K 领域下的局部熵为

$$H_c(\theta_k, \theta_{m'}) = -P_{\theta_k} \log P_{\theta_k} - \sum_{j=1}^{m'} P_{\theta_j} \log P_{\theta_j}, \quad (9)$$

其中 $P_{\theta_k}, P_{\theta_j}$ 为

$$P_{\theta_k} = \frac{\theta_k}{\theta_k + \sum_{j=1}^{m'} \theta_j}, P_{\theta_j} = \frac{\theta_j}{\theta_k + \sum_{j=1}^{m'} \theta_j}, \quad (10)$$

式中 P_{θ_k} 和 P_{θ_j} 分别为重心 \bar{C}_k 和邻近点 \bar{C}_j 法向量的概率分布。

由(8)式可得到法向量夹角精度为 σ_θ^2 ，局部熵精度为

$$\sigma_{H_c}^2 = \left(\frac{\partial H_c}{\partial \theta_k} \right)^2 \sigma_{\theta_k}^2 + \sum_{j=1}^{m'} \left(\frac{\partial H_c}{\partial \theta_j} \right)^2 \sigma_{\theta_j}^2. \quad (11)$$

如果法向量夹角满足 $\theta_k = \theta_1 = \theta_2 \cdots = \theta_{m'}$, 则 $H_c(\theta_k, \theta_{m'}) = H_{\max}$ 。即当所有法向量方向达到一致时, 局部熵达到最大。基于法向量夹角的局部熵反映了表面的特征状况, 局部熵越大, 特征表面越趋向于平面; 局部熵越小, 特征表面越趋向于曲面。由于该局部熵是分级聚类多个邻近点的共同贡献, 对少数点噪声不敏感, 所以基于分级聚类的局部熵具有一定的滤波效果。在设置一定的分级聚类点数的情况下, 利用局部熵可实现表面特征状况的描述, 并能满足该算法对相对性、局部性和直观性的要求, 同时利用该算法可实现对平面和曲面的提取。

3 基于局部熵的点云简化

传统的点云简化是对所有的点进行均匀抽稀或去除采样点的邻近点, 该方法虽然可以达到降低点数的目的, 但没有考虑表面的特征状况, 造成凹凸区域简化的较多, 不能很好地表现该区域的特征状况。因此较优的点云简化原则为: 在凹凸或转折区域简化的少, 在平面或光滑区域简化的多。这样即保留了表面的特征状况, 又降低了平面区域数据的冗余, 达到较优点云简化的目的。根据(9)式得到每个初级聚类区域的信息熵 $H_c(\theta_k, \theta_{m'})$ 。该信息熵如果满足: $H_c(\theta_k, \theta_{m'}) = \log(m')$, 则该邻近区域为平面。由于存在扫描精度的影响, 则 $H_c(\theta_k, \theta_{m'}) \neq \log(m')$, 由(11)式可得到局部熵精度为 $\sigma_{H_c}^2$, 将 2 倍中误差 $2\sigma_{H_c}$ 作为其极限值, 并将局部熵 $\log(m')$ 作为初始基准, 如果点 P_j 的局部熵 H_{p_j} 相对于 $\log(m')$ 满足 $H_{p_j} - \log(m') \leq 2\sigma_{H_c}$, 则删除 P_j 点, 反之则保留, 再将最接近局部熵 $\log(m')$ 的 H_{p_j} 作为基准, 重复以上过程, 从而得到整个点云精简过程。

4 实例分析

为了对本文方法进行评价, 采用 Riegl-VZ400 扫描仪对具有平面特征的木板和具有曲面特征的球进行了扫描, 如图 4 所示, Riegl-VZ400 扫描仪的角度分辨率为 0.0005° , 最小采样间隔为 0.0024° , 100 m 处的测距精度为 2 mm, 一次单点扫描精度为 2 mm。

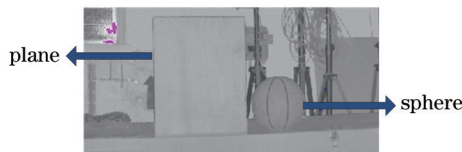


图 4 平面和球面的灰色图像

Fig.4 Gray image of plane and sphere

提取图 4 中的平面和球面点云, 平面点数为 116251, 球面点数为 25741, 总点数为 141992。计算局部熵的精度为 0.00055。将该简化效果与传统的格网法、包围球法和曲率法进行对比分析, 设置总简化率为 87%, 简化后的三维点云视图与二维点云视图, 如图 5 所示, 简化过程中所耗费的时间如表 1 所示。

表 1 不同方法简化时间

Table1 Simplification time of different methods

	Proposed method	Grid	Bounding box	Curvature
Simplification time /s	13.345	19.45	64.321	137.38

由图 5 伪彩色图对比分析可知, 在曲面特征区域, 本文方法和曲率法保留了较多的点, 而格网法和包围球法简化的较多, 球面出现了零星的空洞, 特别是图 5(c)、(d) 的格网法, 球面区域的空洞现象非常明显。而从表 1 简化时间可以看出, 本文方法的简化速度最快, 曲率法虽然也保留了较多的曲面点, 但其简化速度最慢。计算简化后不同特征区域的点数, 如表 2 所示。

表 2 不同方法简化结果

Table2 Simplification result of different methods

	Total points	Points of plane	Points of sphere
Original	141992	116251	25741
Proposed method	18261	12653	5608
Grid	18263	14817	3446
Bounding box	18264	14142	4122
Curvature	18260	12786	5474

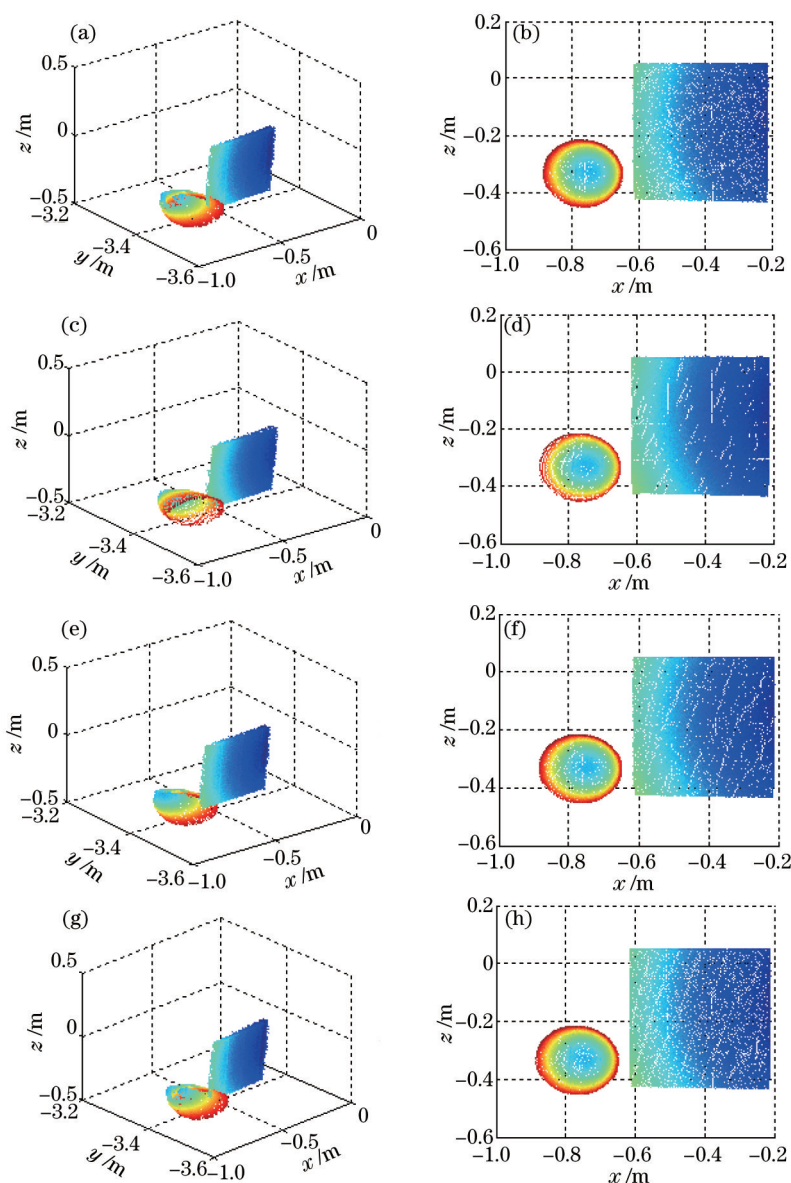


图5 不同方法简化效果。(a)、(b) 本文方法简化结果(三维、二维视图)

(c)、(d) 格网法简化结果(三维、二维视图); (e)、(f) 包围球法简化结果(三维、二维视图); (g)、(h) 曲率法简化结果(三维、二维视图)

Fig.5 Simplification of different methods. (a)、(b) Simplification of proposed method (3D、2D view); (c)、(d) simplification of grid

(3D、2D view); (e)、(f) simplification of bounding box (3D、2D view); (g)、(h) simplification of curvature (3D、2D view)

由表2可知,简化后的总点数基本相同,本文方法保留了较多的球面区域点,较少的平面区域点。格网法保留的球面区域点最少,平面特征区域点最多。因此,本文方法简化结果能够较好的突出曲面特征区域,细节保留较多,而格网法对于球面特征区域简化较多,不利于曲面特征的描述,平面特征区域保留的点较多,容易造成数据冗余。

对于简化后的点云,为了对数据的冗余度和曲面特征状况进行分析,计算平面的平整度和球面拟合半径,结果如表3所示。

由表3可知,由于本文方法和曲率法保留了较多的球面点,因此球面拟合半径精度最高,最低的是格网法。而平面拟合精度最高的是格网法,本文方法及曲率法与格网法相差很小,包围球法拟合精度最低。从简化后不同特征点云的保留情况分析得到,本文方法及曲率方法简化效果较好,较好的保留了曲面特征区域,同时对平面区域影响不大,而由表1简化耗时可以看出,本文方法简化耗时要少于曲率法,因此,从总体上来说,本文方法简化效果最好,即保留了特征区域的点云,又不影响简化时间。

表3 不同方法简化结果

Table3 Simplification result of different methods

	Sphere radius /m	Fitting precision of plane /m
Original	0.1203	0.0012
Proposed method	0.1204	0.0015
Grid	0.1208	0.0014
Bounding box	0.1205	0.0016
Curvature	0.1204	0.0015

以上是对特殊的平面和球面进行的简化分析,为了验证该方法具有普遍的应用效果,对某个地形进行了扫描,该地形包括平面、梯田及高塔等。扫描的原始点数为187899个,分别采用本文方法、格网法、包围球法及曲率法对原始点云进行简化,设置总简化率为85.5%,使得简化后的点数基本相同,简化效果如图6所示,简化过程中所耗费的时间如表4所示。

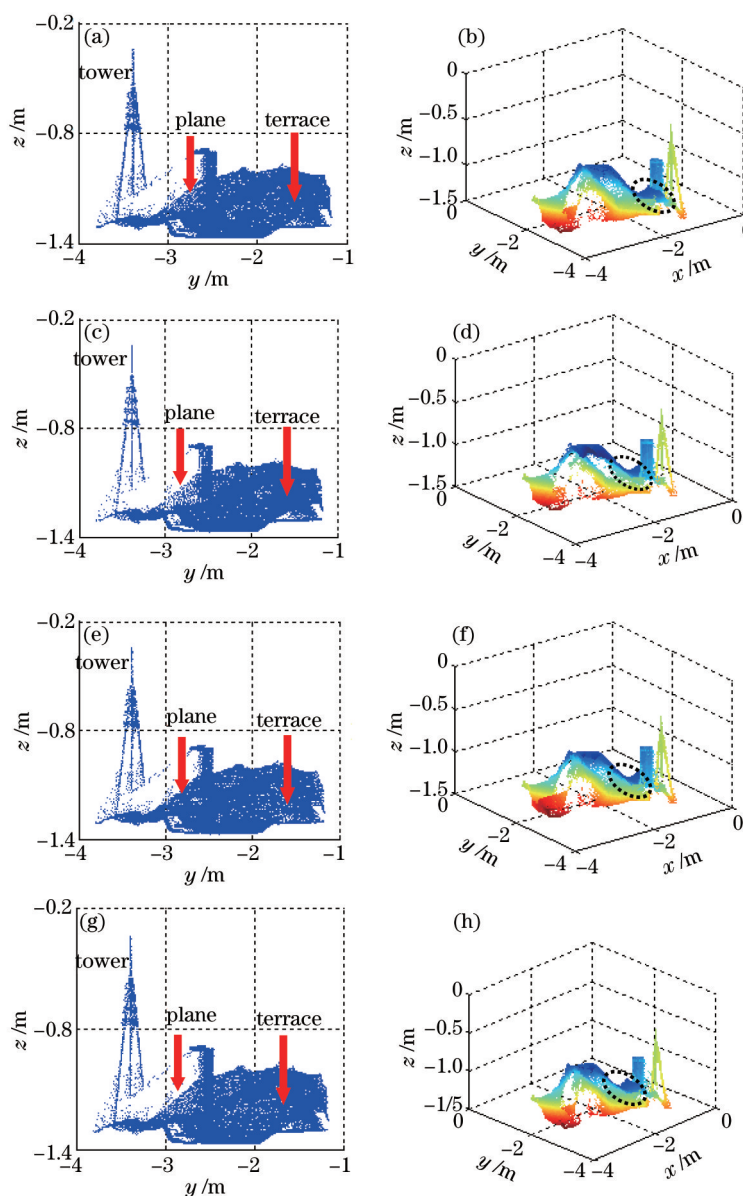


图6 不同方法简化效果。(a)、(b) 本文方法简化结果(二维、三维视图)(c)、(d) 格网法简化结果(二维、三维视图);

(e)、(f) 包围球法简化结果(二维、三维视图);(g)、(h) 曲率法简化结果(二维、三维视图)

Fig.6 Simplification of different methods. (a)、(b) Simplification of proposed method (2D、3D view); (c)、(d) simplification of grid (2D、3D view); (e)、(f) simplification of bounding box (2D、3D view); (g)、(h) simplification of curvature (2D、3D view)

表4 不同方法简化时间

Table4 Simplification time of different methods

	Proposed method	Grid method	Bounding volume	Curvature
Simplification time/s	62.35	82.23	1345.67	7542.54

由图6二维视图中的平面区域可知,格网法的平面区域点最少,出现了少量的空洞现象,包围球法平面区域点最多,而本文方法及曲率法介于两者之间,即没有出现空洞现象,又没有造成数据冗余,对于地形变化明显的梯田区域,格网法和本文方法简化的点较少,保留的点较多,能够描述梯田的细节部分。但格网法会受测距的影响,测距近的区域,简化的点较少,测距远的区域,简化的点较多,即该简化方法没有考虑地形突变的影响。而由图6(e)、(f)可知,包围球法对梯田区域简化的点较多,从而该方法没有考虑地形突变区域的影响。同时在图6三维伪彩色视图中的黑色椭圆形虚框可明显发现,格网法和包围球法在简化的过程中,靠近建筑物边缘及塔旁边的点云数据出现了大量的丢失,而本文方法及曲率法不受其影响。但从表4可知,本文方法的简化时间明显少于曲率法。因此,从基于表4的简化速度及基于图6的简化质量进行综合考虑,本文方法简化效果较好,保留了较多的曲面特征点,不受边缘特征影响,对平面区域影响不大,同时简化时间较少。

5 结 论

主要利用目标物表面法向量夹角的性质来实现表面特征状况的归属,基于表面法向量夹角的局部熵,将表面分为不同特征的区域,并对不同特征区域的点云进行逐层的精简,获取不同区域的点云精简率,从而实现曲面区域简化的少,平面区域简化的多的效果,同时对点云简化效果进行了评价。

分析了不同法向量计算方法的优缺点,确定了适合于大量点云的法向量计算方法,利用分级聚类的方法对区域点云的法向量进行估计,并对法向量的方向进行了定向,根据法向量的方向确定了不同法向量之间的夹角,并根据法向量计算的精度对夹角进行了精度评定,确定相邻法向量之间夹角的误差范围。根据信息熵的定义,计算法向量夹角的局部熵,通过计算法向量夹角的局部熵实现较优的点云简化。通过采集不同特征状况的点云进行实例分析,验证了所提出的点云简化方法较优。

参 考 文 献

- 1 Sun Xiaoxia, Sun Dianzhu, Li Yanrui, *et al.*. Algorithm of point data direct reduction on reverse engineering[J]. *Machinery Design & Manufacture*, 2006, (8): 37-38.
孙肖霞, 孙殿柱, 李延瑞, 等. 反求工程中测量数据的精简算法[J]. *机械设计与制*, 2006, (8): 37-38.
- 2 Hur S M, Kim H C, Lee S H. STL file generation with data reduction by the delaunay triangulation method in reverse engineering[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2002, 19(9): 669-678.
- 3 Lichti D D, Gordon S J. Error propagation in directly georeferenced terrestrial laser scanner point clouds for cultural heritage recording[J]. *Proc. of FIG Working Week, Athens, Greece, May, 2004: 22-27.*
- 4 Taichi O. Modern survey of large bridge and tunnel project for their construction control[C]. *FIG Working Week, Athens, Greece. WSA3 Modeling and Visualization, 2004: 22-27.*
- 5 Zheng Dehua. The data reduction of point cloud and analysis of reduction effect[J]. *Engineering of Surveying and Mapping*, 2006, 15 (4): 27-30.
郑德华. 点云数据直接缩减方法及缩减效果研究[J]. *测绘工程*, 2006, 15(4): 27-30.
- 6 Huang Guozhen, Lu Zhangping. Method of point cloud data reduction for reverse engineering[J]. *Machine Design and Research*, 2005, 21(31): 59-61.
黄国珍, 卢章平. 面向逆向工程的点云数据精简方法[J]. *机械设计与研究*, 2005, 21 (31): 59-61.
- 7 Sihvo T, Niittylahti J. A low cost solution for 2D memory access[C]. *Circuits and Systems, IEEE International Midwest Symposium on. IEEE*, 2006, 2: 123-127.
- 8 Wentzlaff D, Griffin P. On-chip interconnection architecture of the tile processor[J]. *IEEE Micro*, 2007, 27(5): 15-31.
- 9 Sareen K K, Knopf G K, Canas R. Contour-based 3D point cloud simplification for modeling freeform surfaces[C]. *Science and Technology for Humanity (TIC-STH), 2009 IEEE Toronto International Conference, 2009: 381-386.*
- 10 Zhang Youliang, Liu Jianyong, Fu Chengqun, *et al.*. New method for point cloud data reduction[J]. *Journal of Computer Application*,

- 2011, 31(5): 1255-1257.
- 张有亮, 刘建永, 付成群, 等. 新的点云数据精简存储方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(5): 1255-1257.
- 11 Jiao Hongwei, Qin Shiqiao, Hu Chunsheng, *et al.*. Research on the coordinates calibration of pulse lidar and camera [J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(1): 0108006.
- 焦宏伟, 秦石乔, 胡春生, 等. 一种脉冲激光雷达与摄像机标定方法的研究[J]. 中国激光, 2011, 38(1): 0108006.
- 12 Guo Yulan, Lu Min, Tan Zhiguo, *et al.*. A novel method for lidar target orientation estimation[J]. Chinese J Lasers, 2011, 38(4): 0414002.
- 郭裕兰, 鲁敏, 谭志国, 等. 一种新的激光雷达目标姿态估计算法[J]. 中国激光, 2011, 38(4): 0414002.
- 13 Gross M, Pfister H. Point-Based Graphics[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2007.
- 14 Pauly M, Keiser R, Kobbelt L P, *et al.*. Shape modeling with point sampled geometry[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 641-650.
- 15 Fleishman S, Cohen-Or D, Silva C T. Robust moving least-squares fitting with sharp features[C]. ACM Transactions on Graphics, 2005, 24(3): 544-552.
- 16 Alliez P, Cohen-Steiner D, Tong Y, *et al.*. Voronoi-based variational reconstruction of unoriented point sets[C]. Proceedings of the fifth Eurographics symposium on Geometry processing, 2007: 39-48.
- 17 Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, *et al.*. Surface reconstruction from unorganized points[C]. ACM Siggraph, 1992: 71-78.

栏目编辑: 苏 岑