doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.12.053

基于分层聚类和拓扑连接模型的点云自适应简化

周　煜[1,2]　刘　勐[1,2]　马正东[3]　杜发荣[4]　丁水汀[4]　闵　敏[4]

(1.北京航空航天大学交通科学与工程学院,北京 100191;
2.北京航空航天大学新能源汽车高效动力传动与系统控制北京市重点实验室,北京 100191;
3.密歇根大学机械工程系,安娜堡 48109;4.北京航空航天大学能源与动力工程学院,北京 100191)

摘要:激光扫描测量在大尺寸海量点云数据采集中具有显著的优势,针对海量高密度线扫描点云采样中普遍存在的采样效率低、曲率适应性差的问题,在初始分层聚类建立 K 邻域的基础上,通过分析线状点云的空间几何特征,提出了线扫描点云矢量边对衍生算法,建立了拓扑连接模型;研究了基于线扫描点云特征参数的局部法矢加权系数计算方法,估算了拓扑结构中任意数据内点的局部法矢;构建了以法矢方差为细分准则的非均匀细分模型,实现了对高曲率初始类的非均匀细分。通过试验验证了算法的实用性。

关键词:激光扫描;数据简化;分层聚类;拓扑连接;非均匀细分;逆向工程

中图分类号:TP391.75　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2016)12-0416-08

Adaptive Simplification for Point Cloud Based on Hierarchical Clustering and Topological Connectivity Model

Zhou Yu[1,2]　Liu Meng[1,2]　Ma Zhengdong[3]　Du Farong[4]　Ding Shuiting[4]　Min Min[4]

(1. *School of Transportation Science and Engineering*, *Beihang University*, *Beijing* 100191, *China*
2. *Beijing Key Laboratory for High-efficient Power Transmission and System Control of New Energy Resource Vehicle*, *Beihang University*, *Beijing* 100191, *China*
3. *Department of Mechanical Engineering*, *University of Michigan*, *Ann Arbor* 48109, *USA*
4. *School of Energy and Power Engineering*, *Beihang University*, *Beijing* 100191, *China*)

Abstract: Laser-scanning measurement, which has become a prevalent and challenging research topic, has a significant advantage in massive and large-scale data sets acquisition. For the problems that universally exist in massive and high density point cloud sampling, such as low efficiency and bad adaptive curvature, the spatial geometry character of linear point cloud structure is investigated to produce an edge-pair derivative algorithm for line scanning point cloud. On this basis, topological connectivity model is established. To generate dense points in high-curvature areas and sparse points in planar regions efficiently, the local normal-vector variation is substituted for Gaussian curvature to determine the degree of recursive subdivision. Meanwhile, the computational method for the non-equal weighted factor of local normal-vector is presented to estimate the local normal-vector of any point in topological structure. For further subdivision, non-uniform subdivision model whose subdivision criterion is normal variance is built to achieve the subdivision for dense points in high-curvature areas. A relevant simplification system based on the algorithm is developed by using Visual Studio. Many cases are implemented to demonstrate the performance and validate the effectiveness of the method. The comparison with other point-based methods is also performed to illustrate the superiority of the method.

Key words: laser-scanning; data simplification; hierarchical clustering; topological connectivity; non-uniform subdivision; reverse engineering

收稿日期:2016-05-25　修回日期:2016-09-21
基金项目:国家自然科学基金项目(51205015)和国家留学基金项目(201406025039)
作者简介:周煜(1980—),男,讲师,博士生,主要从事逆向工程和车身设计研究,E-mail:zy0741@sina.com

引言

采样效率和曲率适应性是海量高密度线扫描点云采样的难点。传统的基于网格的算法[1-5]在保护特征点的基础上，通过几何或拓扑方法去除冗余点，具有较好的算法稳定性，但网格计算的时间复杂度较高，算法效率得不到保证。

基于点集的直接采样算法因其显著的效率优势逐渐在工业中得到广泛应用。国内外学者在基于点集的算法方面做了大量的研究工作[6-11]。还有一些经典算法借助矢量变化率[12]、高斯曲率[13]等局部几何性质进行点云简化。然而，以上算法仍然面临存储空间优化、曲率适应性[14-15]和边界保护[16-18]等诸多挑战。

最近，基于点集的算法中，聚类方法已成为研究热点。该类方法将点云分成若干子数据集，并将子集的质心作为代表点予以保留，删除其他冗余点。在实践中，统一的增量聚类方法[19-21]计算效率较高，但近似误差相对较高。就平均几何精度而言，迭代聚类方法[22]虽然可以得到相对理想的简化结果，但点集的采样密度不可控。SHI 等[23]提出了一种 K-均值聚类算法，将点集划分成一系列子集，并通过法矢变化量识别相似的点。但由于预测 K 值较为困难，不同的初始类划分会导致简化结果的多样性。KINDLMANN 等[24]采用粒子仿真算法实现均匀采样，该方法不具备曲率适应性。

对于海量高密度点云数据，分层聚类算法是最有效的无监督算法。它将给定的数据集逐次分层，直至满足某一特定条件。分层聚类算法分为自下而上[25-26]和自上而下[27]2 种。由于点集合并与细分是无法取消的，因此细分决策至关重要。常见的细分标准有距离、密度、连通性等。

作为主流的数据采集方法，激光扫描测量所获得的点云往往是按扫描线类型[28]存储的。通过探寻数据点间的拓扑关系，线扫描数据的这种空间结构特点可以被充分应用到数据采样中。

基于以上分析，本文通过构建线扫描点云数据的拓扑连接模型，提出一种基于递归分层聚类的非均匀简化算法对海量高密度线扫描点云进行自适应采样。

1　初始分层聚类及 K 邻域构建

采用基于八叉树[29]的分层聚类方法进行初始类划分。建立点云的最小外接立方体 C_0 并将其划分成 8 个等大的子立方体，重复进行直到子立方体边长小于给定的最小边长 $L_{\min}$ 为止。对于任意数据点 P_0，在其包围盒内用距离函数搜索距离 P_0 最近的 k 个点构成该点的 K 邻域。如果向外扩展了指定层数 T 后，包围盒内点数仍然少于指定个数，则说明 P_0 包围盒内点都是噪声点，需要剔除。若以 P_0 为中心向外扩展了 $S(S<T)$ 层以后，所找到的数据点数 n 仍然小于指定的邻域数据点个数 m，则说明包围盒不够大，需要向上一层搜索，直至 $n \geqslant m$ 或 $S=T$ 为止。K 邻域的搜索流程如图 1 所示。

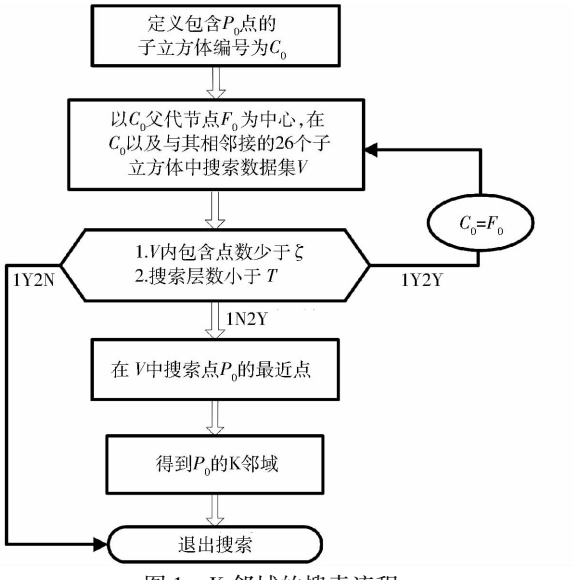


图 1　K 邻域的搜索流程

Fig. 1　Process of generating KNN

2　点云法矢的局部估计

主成分分析法[30]是最经典的点云法矢的局部估计算法之一，该方法可求出某点邻域数据点协方差矩阵的特征向量，但对离群值十分敏感。移动最小二乘法[31]采用投影迭代和非线性优化来寻找最佳拟合面，但该算法存在无法充分靠近边界点的问题。狄洛尼三角剖分[32]是一种相对稳定、有效的方法，但需要构建三角网格，不适用于线扫描点云的法矢估算。本文通过分析线扫描点云的空间几何特征，探寻一种适用于线扫描点云的法矢快速估算算法。

2.1　拓扑连接模型的建立

如图 2 所示，激光扫描系统获得的点云是按扫描线类型存储的，即在扫描样件时，扫描线上数据点在激光测头移动方向上的坐标值是一致的，并且数据点是有顺序地被存储在计算机中。因此，每条扫描线上的点与其空间位置一致，并被存入链表中。d_k 是扫描线 k 与 $k+1$ 的空间间距。

按照一定的衍生规则依次连接相邻扫描线上的临近点，构成多条矢量边，形成线扫描点云的拓扑连接模型。这里给出矢量边对的衍生算法。

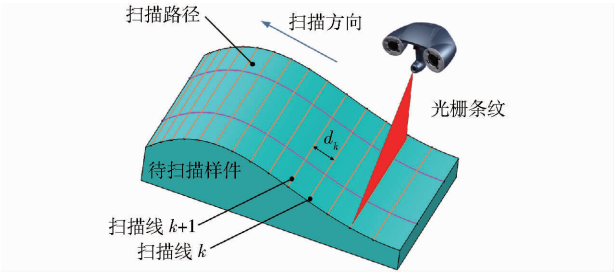


图 2 激光扫描系统

Fig. 2 Laser-scanning system

假设矢量边对的原点为 $Q_{k+1,1}$，第 1 条矢量边为 A_0，则第 2 条矢量边由 $Q_{k+1,1}$ 到距离 $Q_{k+1,1}$ 最近的点形成的矢量决定。由于最近点可能为 $Q_{k,2}$ 或者 $Q_{k+1,2}$，因此第 2 条矢量边的生成可能出现异边衍生(图 3)和同边衍生(图 4)2 种情况：

(1)异边衍生。$Q_{k,2}$ 为最近点。此时，图 3 中的 B_0 为第 2 条矢量边，A_0 和 B_0 构成了第 1 对矢量边对。第 2 对的第 1 条矢量边 A_1 继承 B_0，第 2 对的第 2 条矢量边 B_1 为 $\overrightarrow{\boldsymbol{Q}_{k+1,1}\boldsymbol{Q}_{k+1,2}}$。按此规律即可生成全部矢量边对。

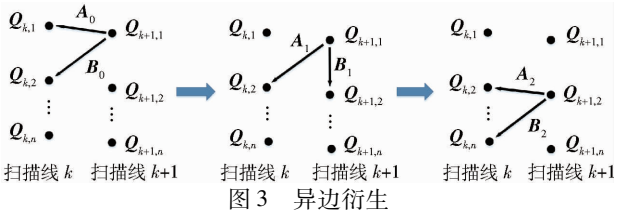


图 3 异边衍生

Fig. 3 Different-side derivative

(2)同边衍生。$Q_{k+1,2}$ 为最近点。此时，图 4 中的 B_0' 为第 2 条矢量边，A_0' 和 B_0' 构成了第 1 对矢量边对。第 2 对的第 1 条矢量边 A_1' 为 $\overrightarrow{\boldsymbol{Q}_{k+1,2}\boldsymbol{Q}_{k,1}}$，第 2 对的第 2 条矢量边 B_1' 为 $\overrightarrow{\boldsymbol{Q}_{k+1,2}\boldsymbol{Q}_{k,2}}$。按此规律即可生成全部矢量边对。

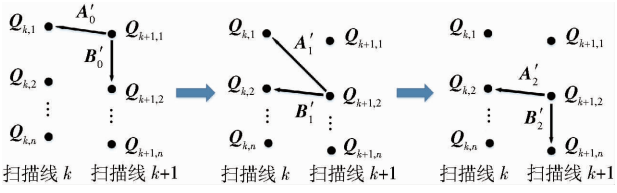


图 4 同边衍生

Fig. 4 Same-side derivative

这里需要说明的是，如果点云中存在孔洞，即涉及边界点识别的问题。本算法采用何学铭等[33]提出的方法识别边界点。当判断某点为边界数据点时，衍生算法终止，由邻域内现有的数据点估算点的法矢。

2.2 局部法矢估计不等权重因子的计算

如图 5 所示，通过矢量叉积得到拓扑连接模型中所有三角片的法矢量 $\boldsymbol{w}_i$，则点云中任意一点 P_0 的局部单位法矢 $\boldsymbol{N}_{P_0}$ 可通过经典的加权平均方式计算得到，即

$$\boldsymbol{N}_{P_0}=\frac{\sum_{i=1}^{m-1}\frac{\boldsymbol{w}_i}{m-1}}{\left|\sum_{i=1}^{m-1}\frac{\boldsymbol{w}_i}{m-1}\right|} \tag{1}$$

式中 m——P_0 点 K 邻域内数据点的个数

$\boldsymbol{w}_i$——P_0 点邻域内三角片的法矢量

从式(1)可以看出，对于任意的三角片，不管其形状和大小，均认为具有相同的权重，这显然不利于准确估算局部法矢。这里通过分析激光扫描数据拓扑结构，用线扫描数据结构特征参数反映不同三角片的权重，提高法矢估算精度。

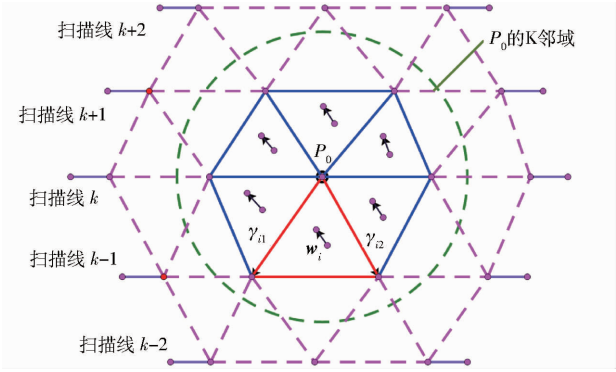


图 5 局部单位法矢估计

Fig. 5 Estimation of local unit normal-vector

点云中任意点法矢估算，常用的邻域数据点拟合与逼近有 4 种方法：①微平面拟合，也称为主成分分析法(PCA 的全称，简称 PCA)。②抛物面拟合。③基于三角网格的细分曲面逼近。④球面拟合。

微平面拟合法[30,35]简单易行，但邻域大小对估算结果影响较大，且对高曲率区域数据点的估算精度较低；抛物面拟合法[35-36]精度较高，适用于尖锐特征的法矢估算，但该法以表面重建为前提，时间复杂度高，不适用于海量点云数据；基于三角网格的细分曲面逼近法[37-38]几何意义明确，算法可实现性强，但属于低维拟合算法，对噪声点较为敏感；球面拟合法[39]几何意义清楚，各个点之间的拓扑关系明确，对噪声不敏感，而且对于线扫描点云来说，其时间复杂程度不高。因此，在估算点云内任意点的法矢时，采用球面拟合法。

对于线扫描点云来说，点云中任意点 P_0 的邻域内一般有 6 个点，直接用球面逼近方法计算 6 邻近点模型的法矢过于抽象，且计算过程繁琐。这里从最简单的 3 邻近点模型出发，首先构造以 P_0 为顶点的四面体最小外接球，如图 6 所示。

将球面上 P_0 的法矢命名为 $\boldsymbol{n}_0$，并将其近似看作局部法矢。

定义四面体 T_a，$P_K=(x_K,y_K,z_K)(K=0,1,2,3)$

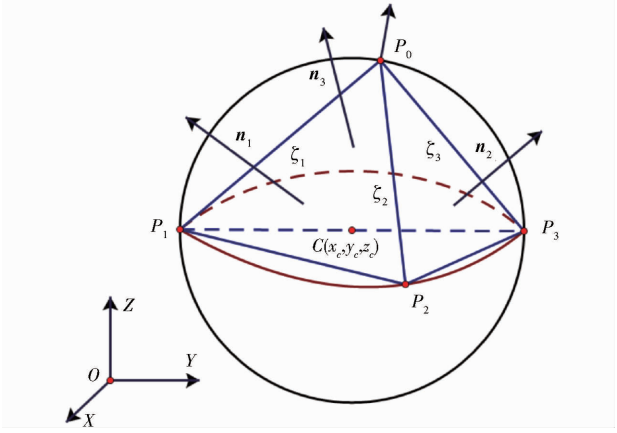


图 6　局部单位法矢估计

Fig. 6　Estimation of local unit normal-vector

为四面体顶点，$S=(x_c,y_c,z_c,R)$ 是四面体的最小包容球。则

$$(x-x_c)^2+(y-y_c)^2+(z-z_c)^2=R^2 \tag{2}$$

式中　x_c、y_c、z_c——S 的球心坐标

R——半径

将 $P_K(K=0,1,2,3)$ 代入式(2)，得

$$(x_0-x_K)x_c+(y_0-y_K)y_c+(z_0-z_K)z_c=(L_0^2-L_K^2)/2 \tag{3}$$

其中　$L_K=\sqrt{x_K^2+y_K^2+z_K^2}$

式中　L_K——P_K 到原点的距离，$K=0,1,2,3$

S 的球心可表示为

$$\begin{cases} x_c=[(L_0^2-L_1^2)a_1+(L_0^2-L_2^2)a_2+(L_0^2-L_3^2)a_3]/(2\lambda) \\ y_c=[(L_0^2-L_1^2)b_1+(L_0^2-L_2^2)b_2+(L_0^2-L_3^2)b_3]/(2\lambda) \\ z_c=[(L_0^2-L_1^2)c_1+(L_0^2-L_2^2)c_2+(L_0^2-L_3^2)c_3]/(2\lambda) \end{cases} \tag{4}$$

其中　$\lambda=\begin{vmatrix} x_0-x_1 & y_0-y_1 & z_0-z_1 \\ x_0-x_2 & y_0-y_2 & z_0-z_2 \\ x_0-x_3 & y_0-y_3 & z_0-z_3 \end{vmatrix}$

定义向量 $\boldsymbol{\tau}_j=(a_j,b_j,c_j)(j=1,2,3)$，则有

$$\begin{cases} \boldsymbol{\tau}_1=\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_2}\times\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_3}=2E_2\boldsymbol{n}_2 \\ \boldsymbol{\tau}_2=\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_3}\times\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_1}=2E_3\boldsymbol{n}_3 \\ \boldsymbol{\tau}_3=\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_1}\times\overrightarrow{\boldsymbol{P}_0\boldsymbol{P}_2}=2E_1\boldsymbol{n}_1 \end{cases} \tag{5}$$

式中　E_1、E_2、E_3——$\triangle P_0P_1P_2$、$\triangle P_0P_2P_3$、$\triangle P_0P_1P_3$ 的面积

将球面上 P_0 的法矢记为

$$\boldsymbol{n}_0=\overrightarrow{\boldsymbol{C}\boldsymbol{P}_0}=(\boldsymbol{x}_0-\boldsymbol{x}_c,\boldsymbol{y}_0-\boldsymbol{y}_c,\boldsymbol{z}_0-\boldsymbol{z}_c) \tag{6}$$

根据三角形三边的几何关系，将式(4)代入式(6)，得

$$\boldsymbol{n}_0=\begin{bmatrix} (\xi_1^2a_1+\xi_2^2a_2+\xi_3^2a_3)/(2\lambda) \\ (\xi_1^2b_1+\xi_2^2b_2+\xi_3^2b_3)/(2\lambda) \\ (\xi_1^2c_1+\xi_2^2c_2+\xi_3^2c_3)/(2\lambda) \end{bmatrix} \tag{7}$$

式中　ξ_i——四面体的边长，$i=1,2,3$

将式(5)与式(7)进行对比，得

$$\begin{cases} \boldsymbol{n}_0=\sum_{i=1}^{3}\omega_i\boldsymbol{n}_i \\ \omega_i=\xi_{nr}^2E_i \end{cases} \tag{8}$$

式中　ω_i——不等权因子，$i=1,2,3$

如图 7 所示，假设 P_0 在扫描线 k 上，$Q_j(j=1,2,\cdots,6)$ 是 P_0 的相邻点，Ω_{k-1} 是扫描线 $k-1$ 所在平面。在三角形 TA_1 中，l_i 和 l_{i+1} 是 P_0 的临边，l_{iOP} 是对边。作直线 $P_0P_v\perp Q_1Q_2$，以及 P_0 点在 Ω_{k-1} 上的投影点 P_T。D_k 表示 P_0 点到 Ω_{k-1} 的距离。

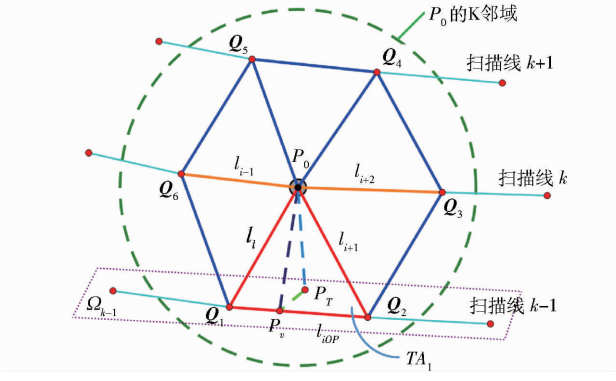


图 7　计算权因子的几何模型

Fig. 7　Geometrical model for calculation of weighted factor

在三角形 TA_1 中，参照式(8)，$\boldsymbol{n}_1$ 的加权系数可记为

$$\omega_1=l_{i-1}l_{i+2}E_1=0.5l_{i-1}l_{i+2}l_{iOP}|P_0P_v|=0.5l_{i-1}l_{i+2}l_{iOP}D_k/\cos\varphi \tag{9}$$

式中　l_{i+2}、l_{i-1}、l_{iOP}——扫描线上数据点间的间距

这些都属于线扫描数据结构参数，随着扫描线生成而唯一确定。

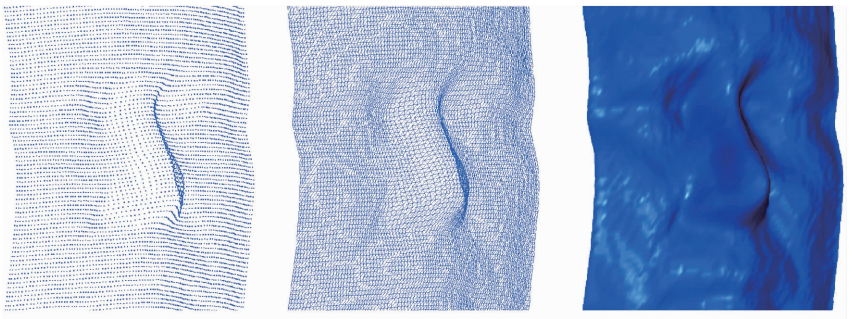
综上，P_0 的局部法矢 $\boldsymbol{n}_0$ 可记为

$$\boldsymbol{n}_0=\sum_{i=1}^{m}\omega_i\boldsymbol{n}_i=\sum_{i=1}^{m}\frac{l_{i-1}l_{i+2}l_{iOP}D_k}{\cos\varphi_i}\boldsymbol{n}_i \tag{10}$$

为了检验推导结果，以人脸模型的线扫描点云数据为例进行对比试验，分别用式(1)与本文方法估算其法矢。如图 8 所示为原始线扫描点云数据。法矢估算结果如图 9 所示。从图中可看出，因式(1)方法是均匀加权方法，即未考虑邻域内三角网格大小、形状对估算结果的影响，所有三角网格的权重是相同的，所以在个体网格差异较大的鼻子和眼部误差相对较大，而式(10)所得结果误差较小。

3　非均匀细分数学模型

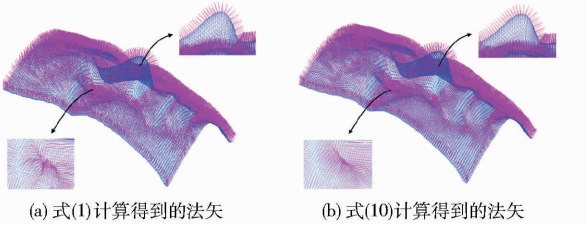
局部法矢变化量反映了点在其 K 邻域内的弯曲程度，适合作为细分准则。假设八叉树初始分区后的子立方体包含 v 个点，求得立方体内 v 个点的平均法矢变化量和其阈值分别为



(a) 点显示模式 (b) 三角网格显示模式 (c) 渲染后的三角网格显示模式

图 8 原始线扫描点云数据

Fig. 8 Initial line scanning point cloud data



(a) 式(1)计算得到的法矢 (b) 式(10)计算得到的法矢

图 9 法矢计算结果示意图

Fig. 9 Calculation results of normal-vector

$$\psi_j = \frac{1}{v}\sum_{i=1}^{v}\left|\sqrt{\sum_{i=1}^{m-1}(\boldsymbol{n}_i - \boldsymbol{n}_0)/(m-1)}\right| \tag{11}$$

$$\delta = \gamma\overline{\psi} \tag{12}$$

式中 γ——自定义的比例因子,其值在 0.5 ~ 1.0 之间

$\overline{\psi}$——所有子立方体 ψ_j 的平均值

通过平均法矢变化量阈值 δ 来判断每个子数据集是否需要非均匀细分。如果 $\psi_j < \delta$,表明子区域曲率较低,保留子立方体中法矢变化量最接近 ψ_j 的点,删除其余点;当 $\psi_j > \delta$ 时,表明子区域曲率较高,应进一步细分直至新的子立方体中满足 $\psi_j < \delta$。

对于 ψ_j 值高于 δ 的子立方体,需要进一步细分。分割后子立方体边长可记为

$$L' = \frac{L}{\left\lceil \dfrac{1-\cos\dfrac{\theta}{2}}{1-\cos\dfrac{\theta_{\max}}{2}} \right\rceil} \tag{13}$$

式中 L——初始子立方体的边长

L'——细分后新子立方体的边长

θ——初始子立方体的局部法矢变化量

$\theta_{\max}$——所给的局部法矢变化量阈值

$\lceil\cdot\rceil$——向上取整函数

初始立方体被分成的子立方体个数 λ 为

$$\lambda = \left(\left\lceil \frac{1-\cos\dfrac{\theta}{2}}{1-\cos\dfrac{\theta_{\max}}{2}} \right\rceil\right)^3 \tag{14}$$

式(14)表明,θ 的不同值对应不同数量的子立方体。直到满足条件 $\psi_j < \delta$ 或者在子立方体中只有一个点时细分会停止。

非均匀细分示意图如图 10 所示。

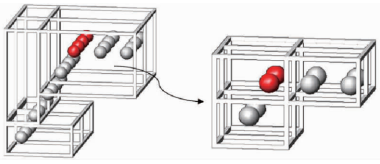


图 10 非均匀细分

Fig. 10 Non-uniform subdivision

4 实验验证

4.1 应用于海量大规模点云

某轻卡前围原始点云包含 1 281 437 个数据点,其整体尺寸为 698 mm × 1 832 mm × 1 708 mm。如图 11a所示。图 11b 和图 11c 分别展示了初始分层聚类和最终的非均匀细分结果。不同点云模型采样的相关参数和所需时间如表 1 所示,表中参数含义如表 2 所示。

4.2 与其他方法的对比

图 12 所示为由均匀分层聚类法(UHC)、基于曲率的方法(CB)和本算法对车身点云精简效果。3 种方法的数据对比如表 3 所示。本算法在自适应曲率感知方面表现得较为突出。

在高曲率区域,CB 法保留了较多特征点,而在低曲率区域,采样后点云的分布不够均匀。尽管 UHC 法在处理海量大规模点云方面高效实用,但在曲率识别等方面仍存在不足,没有很好地保留腰线和门缝处的特征点。

同时,表 3 也列出了 3 种算法的运算时间。UHC 法不需要法矢的计算与迭代操作,因此比本算法运算时间少;对于 CB 法,计算曲率需要先进行局部曲面逼近,相比于局部法矢变化量计算时间较长。因此,本算法比 CB 法更高效。

为了对比 3 种算法点云简化的质量,采用 CIGNONI 等[40]提出的算法计算原始点云与简化点

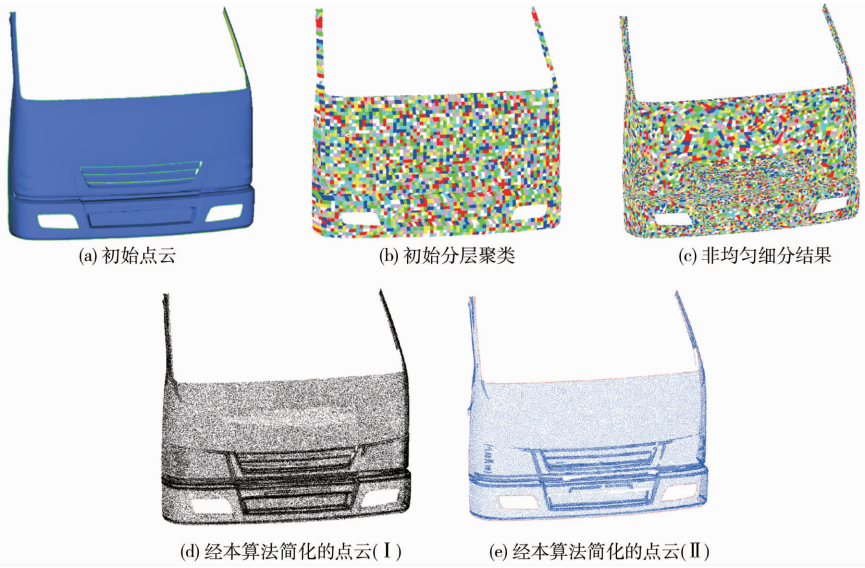


图 11　某轻卡前围点云采样结果

Fig. 11　Simplification results of a light-truck front-wall

表 1　本算法简化不同点云模型的参数及所需时间

Tab. 1　Parameters and times statistic of the method for different point cloud models

模型	#点 1	#点 2	参数			各步骤所需时间/s			Δ_{avg}/mm
			$L_{\min}$/mm	k_n	γ	T_1	T_2	T_3	
轻卡前围Ⅰ	1 281 437	496 302	2. 5	20	0. 66	3. 613	2. 185	4. 891	5.13×10^{-4}
轻卡前围Ⅱ		276 128	3. 0	28	0. 53	3. 125	1. 734	5. 537	5.85×10^{-4}
车身	3 477 285	469 178	3. 6	24	0. 63	9. 639	4. 545	13. 854	5.96×10^{-4}

表 2　表 1 中参数的解释

Tab. 2　Parameters explanation for Tab. 1

参数	含义
#点 1	点的初始数量
#点 2	简化后点的数量
$L_{\min}$	立方体最小边长
k_n	K 邻域内点的数量
T_1	初始聚类的时间
T_2	局部法矢估计时间
T_3	非均匀细分时间
Δ_{avg}	平均几何误差

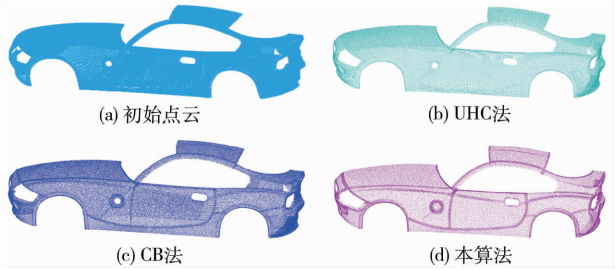


图 12　某车身点云简化结果

Fig. 12　Simplification results of a car bodywork

云之间的几何误差，其计算公式为

$$\Delta_{avg}=\frac{1}{\| S \|}\sum_{q\in M}|d(q,S')| \tag{15}$$

图 13 为 3 种算法的几何误差分布。UHC 法的几何误差较大，主要原因在于没有较好地保留大曲率部位的特征点。CB 法将曲率作为数据点取舍的评判标准，忽略了分布密度等因素，因此导致几何误差较大。

表 3　3 种算法的对比

Tab. 3　Comparison of three methods

方法	#点 1	#点 2	时间/s	Δ_{avg}/mm
UHC 法	3 477 285	457 482	24. 416	1.41×10^{-3}
CB 法		475 210	35. 787	7.25×10^{-4}
本算法		469 178	30. 225	5.96×10^{-4}

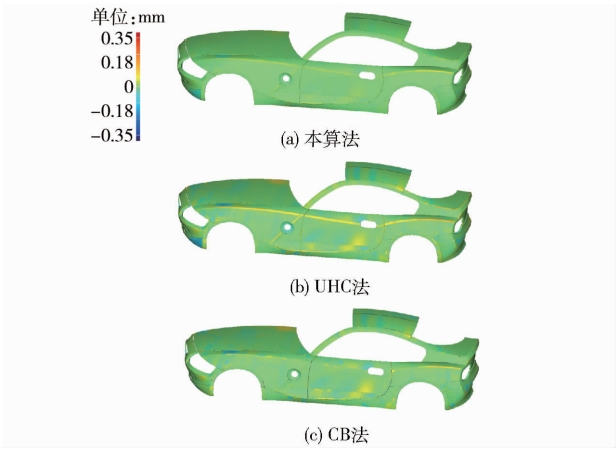


图 13　简化点云的误差分布

Fig. 13　Distribution of simplification error of simplified point cloud

相比于另 2 种算法,本算法在曲率感知、几何误差等方面表现更好。尽管在计算效率方面并非最佳,但经过综合对比分析,本算法是一种简化大尺寸海量线扫描点云行之有效的算法。

5 结论

(1)提出了一种基于递归分层聚类的线扫描点云采样算法,该算法在不借助任何拟合曲面的前提下对线扫描点云数据进行采样。通过分析线扫描数据拓扑结构与点云曲率之间的关系,建立了以法矢变化量为判据的非均匀细分模型。

(2)推导了线扫描数据结构中三角片法矢与数据拓扑结构之间的关系,探索了借助线扫描数据结构特征参数描述三角片法矢权重的可行性。

(3)本算法中的拓扑连接模型只存储矢量边信息,并不涉及三角片生成算法,这不同于经典的狄洛尼三角剖分方法,这从算法的时间复杂度可得到印证。

(4)对比现有的经典算法,本算法在曲率感知、计算效率、几何误差等方面表现更好。

(5)本算法适用于大尺寸激光扫描点云数据,但在边界点的保护方面仍有待改善,这也是未来研究工作的重点。

参 考 文 献

1 CHEN J, LI M, LI J W. An improved texture-related vertex clustering algorithm for model simplification[J]. Computers & Geosciences, 2015,83: 37 - 45.

2 COLL N, GUERRIERI M, RIVARA M C, et al. Adaptive simplification of huge sets of terrain grid data for geosciences applications[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2011,236(6): 1410 - 1422.

3 CHOI H K, KIM H S, LEE K H. An improved mesh simplification method using additional attributes with optimal positioning[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010,50(1 - 4): 235 - 252.

4 GONZÁLEZ C, CASTELLÓ P, CHOVER M, et al. Simplification method for textured polygonal meshes based on structural appearance[J]. Signal Image and Video Processing,2013,7(3): 479 - 492.

5 CRUS-MATIAS I, AYALA D. A new lossless orthogonal simplification method for 3D objects based on bounding structures[J]. Graphical Models, 2014,76(4): 181 - 201.

6 SONG H, FENG H Y. A global clustering approach to point cloud simplification with a specified data reduction ratio[J]. Computer-Aided Design,2008,40(3): 281 - 292.

7 SONG H, FENG H Y. Point-cloud simplification with bounded geometric deviations[J]. International Journal of Computer Applications in Technology,2008,30(4):236 - 244.

8 MOENNING C, DODGSON N A. Intrinsic point cloud simplification[C]//14th GraphiCon2004. Moscow:GraphiCon Press,2004: 1147 - 1154.

9 KALAIAH A, VARSHNEY A. Statistical geometry representation for efficient transmission and rendering[J]. ACM Transactions on Graphics, 2005,24(2):348 - 373.

10 WANG Y Q, TAO Y, ZHANG H J, et al. A simple point cloud data reduction method based on Akima spline interpolation for digital copying manufacture[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013,69(9 - 12): 2149 - 2159.

11 BUDAK I, SOKOVIC M, BARISIC B. Accuracy improvement of point data reduction with sampling-based methods by fuzzy logic-based decision-making[J]. Measurement,2011,44(6):1188 - 1200.

12 HAN H Y, HAN X, SUN F S, et al. Point cloud simplification with preserved edge based on normal vector[J]. Optik,2015, 126(9):2157 - 2162.

13 PAULY M, GROSS M, KOBBELT L P. Efficient simplification of point-sampled surfaces[C]//Proceedings of IEEE Visualization 2002,Boston:IEEE Press,2002:163 - 170.

14 MIAO Y W, PAJAROLA R, FENG J Q. Curvature-aware adaptive re-sampling for point sampled geometry[J]. Computer-Aided Design, 2009,41(6):395 - 403.

15 SU Z X, LI Z Y, ZHAO Y D, et al. Curvature-aware simplification for point-sampled geometry[J]. Journal of Zhejiang University—Science C, 2011,12(3):184 - 194.

16 MA X H, CRIPPS R J. Shape preserving data reduction for 3D surface points[J]. Computer-Aided Design,2011,43(8): 902 - 909.

17 SONG H, FENG H Y. A progressive point cloud simplification algorithm with preserved sharp edge data[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2009,45(5): 583 - 592.

18 DIGNE J, COHEN-STEINER D, ALLIEZ P, et al. Feature-preserving surface reconstruction and simplification from defect-laden point sets[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision,2014,8(2): 369 - 382.

19 DAO Nam Anh. Segmentation by incremental clustering[J]. International Journal of Computer Applications, 2015,111(12): 23 - 30.

20 LUGHOFER E. Extensions of vector quantization for incremental clustering[J]. Pattern Recognition,2008,41(3):995 - 1011.

21 PRADEEP L, SOWJANYA A M. Multi-density based incremental clustering[J]. International Journal of Computer Applications,

2015,116(17):6 - 9.
22 GAN G J, NG M K. Subspace clustering with automatic feature grouping[J]. Pattern Recognition,2015,48(11):3703 - 3713.
23 SHI B Q, LIANG J, LIU Q. Adaptive simplification of point cloud using k-means clustering[J]. Computer-Aided Design,2011, 43(8): 910 - 922.
24 KINDLMANN G L, ESTEPAR R S J, SMITH S M, et al. Sampling and visualizing creases with scale-space particles[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics,2009,15(6): 1415 - 1424.
25 YU Z W, WONG H S, PENG H, et al. ASM: an adaptive simplification method for 3D point-based models[J]. Computer-Aided Design,2010,42(7): 598 - 612.
26 GOSWAMI P, EROL F, MUKHI R, et al. An efficient multi-resolution framework for high quality interactive rendering of massive point clouds using multi-way kd-trees[J]. The Visual Computer,2013,29(1): 69 - 83.
27 NING X J, WANG Y H, HANG X P. Hierarchical model generation for architecture reconstruction using laser-scanned point clouds[J]. Optical Engineering,2014,53(6): 061612.
28 SMITH M, POSNER I, NEWMAN P. Adaptive compression for 3D laser data[J]. The International Journal of Robotics Research,2011,30(7):914 - 935.
29 VANDERHYDE J, SZYMCZAK A. Topological simplification of isosurfaces in volume data using octrees[J]. Graph Models, 2008,70(1 - 2):16 - 31.
30 HOPPE H, DEROSE T, DUCHAMP T, et al. Surface reconstruction from unorganized points[C]// ACM SIGGRAPH Conference Proceedings,1992:71 - 78.
31 LEVIN D. Mesh-independent surface interpolation[M]// BRUNNETT G, HAMANN B, MUIIER H. Geometric modeling for scientific visualization. Berlin: Springer,2003:37 - 49.
32 ALLIEZ P, COHEN-STEINER D, TONG Y, et al. Voronoi-based variational reconstruction of unoriented point sets[C]// Eurographics Symposium on Geometry Processing,2007:39 - 48.
33 何学铭,禚永盛,庞明勇. 点云模型中孔洞边界曲线多准则提取算法[J]. 农业机械学报, 2014,45(2): 291 - 296.
HE Xueming, ZHUO Yongsheng, PANG Mingyong. An algorithm for extracting hole-boundary from point clouds[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(2): 291 - 296. (in Chinese)
34 GROSS M, PFISTER H. Point-based graphics[M]//The Morgan Kaufmann series in computer graphics. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 2007.
35 SUN W, BRADLY C, ZHANG Y F, et al. Cloud data modeling employing a unfied non-redundant triangular mesh[J]. Computer-Aided Design, 2001,33(2): 183 - 193.
36 FRANK P Ferrie, JEAN Lagarde, PETER Whaite. Darboux frames, snakes, and super-quardrics: geometry from the bottom up [C]//Proceedings of the 1989 Workshop on Interpretation of 3D Scenes,1989:27 - 29.
37 AMENTA N, BERN M. Surface reconstruction by voronoi filtering[C]// SCG'98: Proceedings of the Fourteenth Annual Symposium on Computational Geometry, 1998: 39 - 48.
38 DEY T K, GOSWAMI S. Provable surface reconstruction from noisy samples[J]. Computational Geometry: Theory and Applications, 2006, 35(1 - 2): 124 - 141.
39 谢友金, 王仲奇, 康永刚,等. 球面逼近求解变形曲面法向矢量算法研究[J]. 现代制造工程, 2010(7):51 - 55.
XIE Youjin, WANG Zhongqi, KANG Yonggang, et al. Study of algorithm on solving normal vector of deformed surface by sphere approximation[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2010(7):51 - 55. (in Chinese)
40 CIGNONI P, ROCCHINI C, SCOPIGNO R. Metro: measuring error on simplified surfaces[J]. Computer Graphics Forum, 1998, 17(2):167 - 174.

(上接第 372 页)

16 李海超, 高洪明, 吴林,等. 基于共享控制策略的遥控弧焊机器人焊缝跟踪[J]. 焊接学报, 2006,27(4): 5 - 8.
17 TCHING L, DUMONT G, PERRET J. Haptic assembly of CAD models using virtual constraint guidance[C]// ASME 2010 World Conference on Innovative Virtual Reality, 2010: 11 - 19.
18 TSUMAKI Y, NARUSE H, NENCHEV D N, et al. Design of a compact 6-DOF haptic interface[C]//1998 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1998, 3: 2580 - 2585.
19 ALAMDARI A, KROVI V. Parallel articulated-cable exercise robot (PACER): novel home-based cable-driven parallel platform robot for upper limb neuro-rehabilitation[C]// ASME 2015 International Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference, Paper No. DETC 2015 - 46389,2015,5A: V05AT08A031 - 1 - 10.
20 ALAMDARI A, KROVI V. Modeling and control of a novel home-based cable-driven parallel platform robot: PACER[C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2015: 6330 - 6335.