

散乱噪声点云的数据分割

吴世雄 王成勇
(广东工业大学机电工程学院 广州 510090)

摘要: 提出基于边界曲线微分几何特征的新方法分割散乱噪声点云。改进 TAUBIN 方法以精确恢复散乱噪声数据的主曲率和主方向。通过分析散乱点在主方向的曲率变化, 达到识别 G^1 、 G^2 连续边界点的目的。获得的边界点形成边界带, 将点云分割为多块子区域。最后采用区域增长的方法提取各子区域。试验结果表明所提出的方法能够克服噪声影响, 有效提取散乱噪声点云的 G^1 、 G^2 边界。对复杂曲面模型, 该方法也能够直接获得较好的 G^2 连续边界。

关键词: 散乱噪声点云 数据分割 曲率估计

中图分类号: TP391

0 前言

数据分割主要分两类: 基于边的分割和基于面的分割。基于边的分割方法^[1]首先识别出不连续边界, 然后利用边界分割出各区域。基于面的分割方法^[2]则首先识别不连续区域。一般来说, 目前两类方法均能有效确定一阶连续边界(G^1 边界), 但是确定二阶连续边界(G^2 边界)均有一定难度。分割含 G^2 边界的曲面实体主要采取两种方法: ① 用户手工帮助。② 曲面拟合及迭代处理。后者虽然可以程序自动识别 G^2 边界, 但仅限于简单二次曲面组合实体(含平面、球面、锥面), 对于复杂自由曲面实体失效。

大多数的数据分割研究都针对规则数据^[3](如深度数据或图像), 数据之间的拓扑关系明确, 许多图像算法均可用于分割处理。散乱数据的分割却要困难很多, 其难点是确定点之间的拓扑关系, 以及如何采取有效的分割处理措施。实际扫描点云一般含有噪声, 因此加大了数据分割的难度, 而考虑噪声影响的文献非常少, 其中 HUANG 等^[4]和 KIM 等^[5]能处理噪声点云, 但主要是 G^1 边界的分割。

本研究目标是实现散乱噪声点云的自动分割, 采用的方法基于边界点的微分几何变化特征。在以前文献的基础上拓展了分割的曲面范围, 包括二次曲面、线性沿展曲面和回转曲面等。首先要可靠恢复散乱点云的微分几何属性, 这是后续分割处理的基础; 接着利用边界曲线的微分几何特性, 有效识别出 G^1 和 G^2 边界点; 最后采取区域增长的方法提取出各特征点云区域, 从而实现散乱噪声点云的自

动分割。

1 恢复散乱噪声点云的微分几何属性

曲面的曲率描述了曲面的局部特性, 如图 1a 所示, S 为一光滑曲面, 点 p 处的单位法矢量为 N_p , N_p 垂直过 p 点的切平面。过 p 和 N_p 的平面 Π_p 切曲面得到光滑曲线 α , 该曲线称为法截线。当平面 Π_p 在 p 点绕法矢量 N 旋转, 得到一系列法截线及相对应的切矢量和法曲率集合。其中最大法曲率 κ_1 和最小法曲率 κ_2 被称为主曲率, 相对应的切矢量 T_1 和 T_2 称为主方向。

设与 T_1 成角度 θ 的切矢量为 T_θ , 由经典 Euler 公式^[6], 相应的法曲率为

$$\kappa_p(T_\theta) = \kappa_1 \cos^2 \theta + \kappa_2 \sin^2 \theta \tag{1}$$

式中 $T_\theta = T_1 \cos \theta + T_2 \sin \theta$, 且 $-\pi \leq \theta \leq \pi$ 。

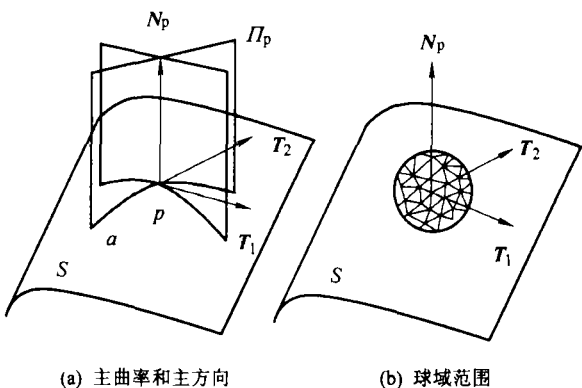


图 1 主曲率和主方向计算示意图

TAUBIN^[7]推导了规则数据的主曲率和主方向计算方法, 该法是一个闭合运算, 计算效率比最小二乘法高且数值计算稳定性好。本研究将该方法从规则无噪声数据拓展到散乱噪声数据的计算。

对任意一点 p , TAUBIN^[7]采用一层伞状三角面

片的邻域结构。为克服噪声的影响，本方法把邻域扩大，采用球域结构(图 1b)。

在 p 点的球域内，所有三角面片集合为 F^p ，设一个三角面片 F_k 的面积和法矢量分别为 A_k 和 N_k ， F_k 的内心到 p 点的距离为 d_k 。显然距 p 点越远的三角面片对 p 点法矢量贡献越小，三角面片面积越小则对 p 点法矢量贡献也越小。因此考虑三角面片面积和距离影响的法矢量计算公式如下

$$N_p = \sum_{F_k \in F^p} (A_k / d_k) N_k / \left\| \sum_{F_k \in F^p} (A_k / d_k) N_k \right\| \quad (2)$$

计算出散乱点云的各点法矢量之后，开始计算它们的主曲率和主方向。设 k 点是 p 点球域内的邻接点，它们的法矢量夹角为 α_{pk} 且距离为 d_{pk} ，将矢量 $v_p - v_k$ 投射到 p 点的切平面可以得到切矢量 T_{pk} ， T_{pk} 与 T_1 的夹角为 θ_k 。在 TAUBIN^[7] 里面，采用逼近公式 $\kappa_{pk} = 2N'(v_p - v_k) / \|v_p - v_k\|$ 计算 T_{pk} 方向的方向曲率，可能出现较大的计算误差，本文采用经典微分几何的曲线曲率定义式 $\kappa_{pk} = da / ds \approx \alpha_{pk} / d_{pk}$ 。

TAUBIN 利用线性相似变换定义了一个对称矩阵 \tilde{M}_p ，它和 k_p 具有相同的特征矢量，通过对角化 \tilde{M}_p ，可以闭合的解出主曲率和主方向。设 p 点球域内所有点集合为 V^p ，对称矩阵 M_p 的定义如下

$$M_p = \sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} \kappa_{pk} T_{pk} T_{pk}^T \quad (3)$$

式中， ω_{pk} 是权值，与距离和点疏密有关。

对于散乱点云， ω_{pk} 的定义会对计算精度产生较大影响，本研究的定义如下。

对于球域内一散乱点 k ，如果它距离 p 点越远，则对 M_p 贡献越小；如果 k 点的附近点较密集，则对 M_p 贡献也越小。设 p 点球域内所有三角面片的面积之和为 S_a ， k 点的一层伞状邻接三角面片面积为 S_k ，则 $\omega_{pk} = S_k / S_a / d_{pk}$ ，需要归一化为 $\sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} = 1$ 。

可以证明 N_p 、 T_1 和 T_2 为 M_p 的特征矢量，且它们相互正交，具有线性无关特征，因此选取这几个线性无关矢量作为矩阵的列矢量，就能够将 M_p 对角化，即有

$$M_p = [T_1 \quad T_2 \quad N_p] \begin{bmatrix} e_1 & 0 & 0 \\ 0 & e_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} [T_1 \quad T_2 \quad N_p]^T \quad (4)$$

式中， e_1 、 e_2 和 0 是对应特征矢量 T_1 、 T_2 和 N_p 的特征值。

TAUBIN^[7] 推导了连续曲面的特征值 e_1 、 e_2 表达

式，HAMEIRI 等^[8]在其基础上推导了离散曲面的特征值表达式

$$\begin{cases} e_1 = \kappa_1 \sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} \sin^2 \theta_{pk} \cos^2 \theta_{pk} + \kappa_2 \sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} \sin^4 \theta_{pk} \\ e_2 = \kappa_1 \sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} \cos^4 \theta_{pk} + \kappa_2 \sum_{v_k \in V^p} \omega_{pk} \sin^2 \theta_{pk} \cos^2 \theta_{pk} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)更适合离散点云的计算，计算精度更高，本研究将采用该式计算主曲率值。

2 散乱噪声点云的 G^1 和 G^2 边界识别

根据边界的几何特征，本文把边界定义为 2 类： G^1 边界和 G^2 边界。 G^1 边界指物体表面连续，但是切矢量不连续的边界；而 G^2 边界指物体表面连续，并且切矢量也连续的边界。对数据点云的每一个点，在其球域范围内考察主方向的曲率变化，即可确定该点是否为边界点。

改进的 TAUBIN 方法能可靠恢复散乱点的主曲率和主方向，这为数据分割奠定了基础。采用前面定义的球域概念(球半径为 r)，设 p 点的两主方向为单位矢量 T_{p1} 和 T_{p2} ，恢复的主曲率值分别为 κ_{p1} 为 κ_{p2} ，下面将考察 T_{p1} 方向边界点识别方法， T_{p2} 方向的处理方法相类似。设距离端点 $(p + r \cdot T_{p1})$ 、 $(p - r \cdot T_{p1})$ 最近的点分别 m 和 n ，且 m 和 n 在 T_{p1} 方向的曲率值分别为 κ_{m1} 和 κ_{n1} ，则 G^1 和 G^2 边界点识别方法如下。

(1) G^1 边界点识别。如图 2a 所示， G^1 边界点在它的球域内具有局部最大的曲率值，根据这一变化的曲率特征，可以识别数据点云的 G^1 边界。设定 τ_1 为一值域，如果

$$\begin{cases} |\kappa_{p1}| > \max \{ |\kappa_{m1}|, |\kappa_{n1}| \} \\ \max \{ ||\kappa_{m1}| - |\kappa_{p1}||, ||\kappa_{n1}| - |\kappa_{p1}|| \} > \tau_1 \end{cases} \quad (6)$$

成立，则表明 p 为 T_{p1} 方向的一个 G^1 边界点。

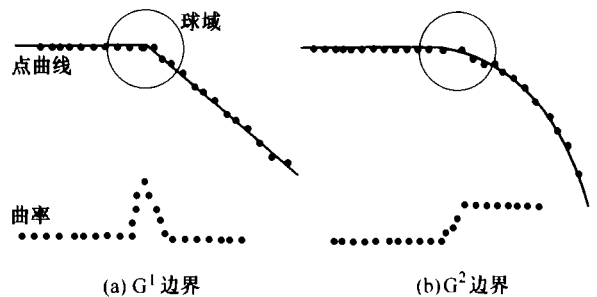


图 2 G^1 和 G^2 边界特征

(3) G^2 边界点识别。如图 2b 所示, 在 G^2 边界点的球域内, 曲率从某个值渐变到另外一个值。根据这一变化的曲率特征, 可以识别数据点云的 G^2 边界。设定 τ_2 为一值域, 如果式(7)成立, 则表明 p 为 T_{p1} 方向的一个 G^2 边界点。

$$\begin{cases} \max\{|\kappa_{m1}|, |\kappa_{n1}|\} > |\kappa_{p1}| > \min\{|\kappa_{m1}|, |\kappa_{n1}|\} \\ \min\{||\kappa_{m1}| - |\kappa_{p1}||, ||\kappa_{n1}| - |\kappa_{p1}||\} > \tau_2 \end{cases}$$

(7)

3 散乱噪声点云分割算法

因为曲率不能精确恢复, 提取出的边界成带状分布, 它们将整个数据点云分割为多块区域, 每一块均对应实体的一个子区域。本文采取区域增长的方法获取各子区域。

- 散乱噪声点云的数据分割算法如下。
- (1) 计算散乱噪声点云的主曲率和主方向。
 - (2) 识别所有 G^1 和 G^2 边界点; 把边界点的状态标记为 $s=-1$, 非边界点标记为 $s=0$ 。
 - (3) 查询状态为 $s=0$ 的任一点作为种子点, 开始一新子区域, 建立初始队列, 把种子点入队且置其状态 $s=1$ 。
 - (4) 区域增长法识别该子区域如下。
出队一个点并查询状态 $s=0$ 的所有邻接点;
while(有状态 $s=0$ 的邻接点存在)
{ ① 把状态 $s=0$ 的所有邻接点入队, 入队后的点状态置为 $s=1$;
② 出队一个点并查询状态 $s=0$ 的所有邻接点; }
 - (5) 查寻状态 $s=0$ 的任意一点作为下一个种子点, 开始下一个子区域识别, 依次往复。如果没有种子点存在, 则表明所有子区域识别完毕。

4 试验

4.1 微分几何属性恢复试验

模拟测量效果, 设定 x 、 y 、 z 轴的可能测量误差为 m , 平均采样间距为 d , 则误差级别是 m/d 。采用相对误差分析计算结果, 相对误差可表示为: 相对误差 = $\text{abs}[(\text{计算曲率} - \text{实际曲率}) / \text{实际曲率}]$ 对于误差级别 0.1 情况, 分别用 TAUBIN 方法和本文方法计算数据点云的相对误差平均值(e_a)和最大值(e_m), 得到下表。分析表中数据, 可知本方法能够较好的恢复散乱噪声点云的曲率值。

表 两类计算方法的比较试验 %

类型	曲率—最大相对 误差 e_m	曲率—平均相对 误差 e_a
球(TAUBIN 方法)	0.332	0.098
球(本方法)	0.129	0.039
平面(TAUBIN 方法)	0.091	0.046
平面(本方法)	0.069	0.019
圆柱面(TAUBIN 方法)	0.351	0.112
圆柱面(本方法)	0.132	0.043
圆锥面(TAUBIN 方法)	0.325	0.124
圆锥面(本方法)	0.121	0.037

4.2 不同噪声级别的点云分割试验

模拟测量效果, 设定 x 、 y 、 z 轴的可能测量误差为 m , 平均采样间距为 d , 则误差级别是 m/d 。图 3 对不同噪声级别下的散乱点云进行分割处理, 当误差级别为 0.03 时, G^1 、 G^2 边界分割结果非常好, 而当误差级别为 0.1 时, 仍能够获得比较理想的 G^1 、 G^2 边界, 但是少量杂散点被当作边界点, 其原因是这类点的噪声非常大, 程序中可采取简单算法除去这类杂散点。

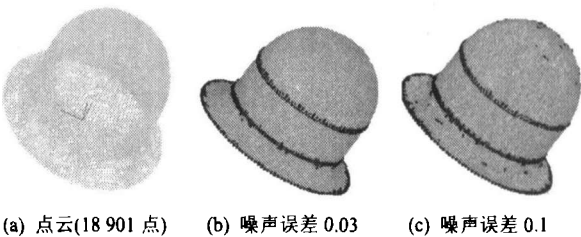


图 3 不同噪声级别的点云的分割试验

4.3 实际扫描点云分割试验

如图 4 所示, 对一实际的扫描点云进行分割处理。该实体主要包含 G^1 边界, 分割结果表明重要的 G^1 边界细节均被有效识别。

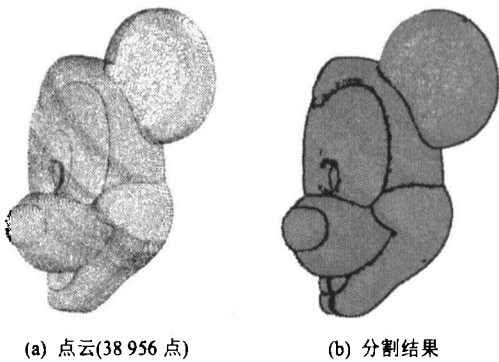


图 4 实际扫描数据分割

图 5 是一比较试验, 本方法与文献[9]方法进行对比。文献[9]方法是基于几何统计量的局部估测值进行多级测试。图 5a 是实体的散乱噪声点云, 含二次曲面、沿展曲面及回转曲面, 曲面之间有 G^1 或 G^2 边界。本方法数据分割结果如图 5b 所示, 文献[9]的数据分割结果如图 5c~d 所示。对比图 5b 和图

5c, 两方法分割效果接近; 而对比图 5b 和图 5d, 可知本方法的数据分割效果更好。但本方法需要计算主曲率和主方向, 运算量相对较大, 算法效率稍低。

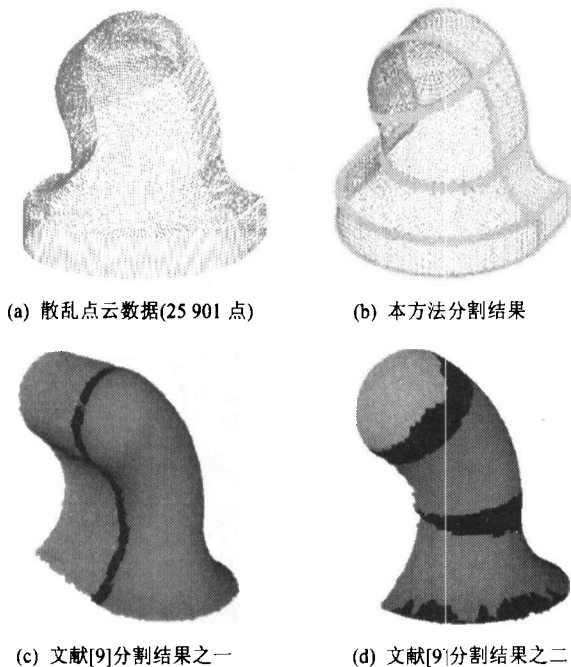


图 5 数据分割比较试验

5 结论

(1) 提出改进的 TAUBIN 方法恢复散乱点云的微分几何属性, 将主曲率和主方向计算从网格无噪声数据拓展到散乱噪声数据。该方法能够抵抗噪声影响, 计算的结果精度比较高, 有利于后续的数据分割处理。

(2) 利用恢复的点云微分几何属性及边界的微分特征, 本文提出的数据分割方法能够克服噪声的影响, 有效提取散乱噪声点云的 G^1 和 G^2 边界。对二次曲面、沿展曲面及回转曲面组成的复杂曲面模型, 本方法可获得理想的 G^2 连续边界。

参 考 文 献

- [1] MILROY M J, BRADLEY C, VICKERS G W. Segmentation of a wrap-around model using an active contour[J]. Computer-Aided Design, 1997, 29(4): 299-320.
- [2] BESL P J, JAIN R C. Segmentation through variable-order surface fitting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1988, 10(2): 167-192.
- [3] 胡鑫, 习俊通, 金桦. 基于图像法的点云数据边界自动提取[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(8): 1 118-1 120.
- [4] HUANG J, MENQ C H. Automatic data segmentation for geometric feature extraction from unorganized 3-D coordi-

nate points[J]. IEEE Transaction on Robotics and Automation, 2001, 17(3): 268-279.

- [5] KIM H C, HUR S M, LEE S H. Segmentation of the measured point data in reverse engineering[J]. International Journal Advanced Manufacturing Technology, 2002, 20: 571-580.
- [6] CARMO M D. 曲线与曲面的微分几何: 数学[M]. 北京: 机械工业出版社, 2004.
- [7] TAUBIN G. Estimating the tensor of curvature of a surface from a polyhedral approximation[C]//Proceedings of the fifth international conference on Computer Vision, 1995: 902-907.
- [8] HAMEIRI E, SHIMSHONI I. Estimating the principal curvatures and the Dauboux frame from real 3-D range data[J]. IEEE Transaction on system, man and cybernetics-Part B: Cybernetics, 2003, 33(4): 626-637.
- [9] BENKÖ P, VÁRADY T. Segmentation methods for smooth point regions of conventional engineering objects[J]. Computer-Aided Design, 2004, 36: 511-523.

DATA SEGMENTATION OF UNORGANIZED NOISE POINT-CLOUD

WU Shixiong WANG Chengyong

(School of Mechanical and Electrical Engineering,
Guangdong University of Technology,
Guangzhou 510090)

Abstract: Based on differential-geometry features of edge curves, a new data segmentation method is proposed to segment the unorganized noise point-cloud. An algorithm revised from the TAUBIN's paper is put forward first to estimate the principle curvatures and principle directions of the unorganized noise points. By analyze the variability of curvature in principle direction for each point, the G^1 or G^2 continuous edge-points can be detected. The acquired edge-points form into edge stripes, which segment the point-cloud into a few sub-regions. Finally a region-growing way is adopted to identify every sub-area. Results indicate that the presented method can overcome noise influence and recognize the G^1 and G^2 edges of unorganized noise point-cloud effectively, and the method can directly acquire good G^2 edges of the complicated object.

Key words: Unorganized noise point-cloud

Data segmentation Curvature estimation

作者简介: 吴世雄, 男, 1978 年出生, 博士。主要研究方向为 CAD/CAM、逆向工程、测量等。

E-mail: wsxcool2005@yahoo.com.cn