

点云模型中孔洞边界曲线多准则提取算法^{*}

何学铭¹ 嵇永盛¹ 庞明勇^{1,2}

(1. 南京师范大学教育技术系, 南京 210097; 2. 南京师范大学教育信息工程研究所, 南京 210097)

摘要: 提取点云模型的孔洞边界曲线是数字几何处理领域的基础技术之一。通过分析点云模型的局部几何属性, 提出一种针对点云模型的孔洞自动检测算法。算法首先寻找点云中每个点的邻点并计算点云曲面在该点处的法向, 通过综合运用最大角度度量准则、半圆盘度量准则、形状度量准则等, 度量相关数据点成为孔洞边界点的概率, 再采用搜索最近点的方法对边界点进行连接处理, 生成孔洞的边界线。实验表明, 该算法运行稳定, 鲁棒性好, 可检测提取出点云模型上各种孔洞的边界曲线。

关键词: 数字几何处理 点云模型 边界曲线 孔洞检测

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2014)02-0291-06

引言

随着三维扫描技术的迅速发展, 三维点云数据的获取变得越来越容易, 得到数据的精度也越来越高。由此, 点云模型受到越来越多学者们的关注, 点云模型的处理技术变得日益重要^[1]。由于实际物体表面的几何复杂性以及扫描设备测量方法的局限等原因, 点云模型中时常会出现孔洞。因此, 检测这些孔洞边界特征点并生成孔洞边界线, 成为孔洞修补等处理的基础性工作^[2]。

近年来, 学者们在点云边界的自动提取方面做了一定的工作, 相关工作可以分为两大类。一类是基于网格化的边界自动提取算法^[3-5], 该类算法的不足是计算过程复杂, 提取的边界线不够精确, 部分边界点无法检测出来, 在点云模型采样不均匀的情况下, 许多内部点会被错误地判断为边界点。另一类方法是直接在点云模型上提取边界点^[6-10]。该类算法的缺点是虽然能够正确地提取带有噪声点的点云模型的边界点, 但是不能精确地区分尖锐特征点和边界点, 难以保证最后得到的边界线是封闭的, 而且还需要针对不同的数据集调整运行参数, 很难保证所提取的边界线具有整体最优性。

本文将不同的孔洞边界检测算法结合在一起, 首先通过多种方法计算点云中每个点成为边界点的概率, 然后采用模糊数学方法对概率进行加权求和, 最后得出一个加权概率。

1 算法思想

问题描述: 对于给定的一个不含显式拓扑结构信息的点模型: $P = \{p_i\}$, $p_i \in \mathbf{R}^3$, $i \in \{1, 2, \dots, N\}$, 本文算法自动检测模型 P 的边界点, 并生成孔洞边界。

算法的基本思想为: 首先确定点云中每个点的 k 个邻近点, 并由之计算模型曲面在该点处的法向, 然后用多种度量准则计算数据点成为边界点的加权概率, 最后根据边界点区分不同的孔洞, 并生成孔洞边界线。算法的 3 个主要步骤为:

(1) 寻找每个点的 k -邻点及计算法向。为了加速邻近点的寻找过程, 构造点云数据 Kd -树, 确定以 p_i 为球心、定值 R 为半径的球内数据点的个数。如果数据点的个数大于或等于 k , 那么前 k 个点就为 k -邻点; 如果数据点的个数小于 k , 则增大 R 直到球内数据点的个数大于或等于 k 。计算出的 k -邻点后, 运用协方差分析方法计算出点云模型曲面在每个数据点处的法向。

(2) 计算数据点为边界点的概率。综合采用最大角度度量准则、半圆盘度量准则、形状度量准则, 估算点云中各点成为孔洞边界点的概率, 并采用模糊数学方法将这些概率融合为加权概率, 用实验方法确定融合权重。

(3) 区分不同的孔洞, 并生成孔洞边界线。在确定边界点后, 从任一个边界点出发, 运用搜索最近

收稿日期: 2012-12-27 修回日期: 2013-04-06

^{*} 国家自然科学基金资助项目(41271383, 60873175)和江苏省高校研究生创新资助项目(CXLX11_0887)

作者简介: 何学铭, 博士生, 主要从事数字几何处理研究, E-mail: hxm_87@163.com

通讯作者: 庞明勇, 教授, 博士生导师, 主要从事数字几何处理和计算机辅助几何设计研究, E-mail: panion@netease.com

点的方法将边界点连接,生成孔洞边界线。

2 点云数据预处理

点云数据只包含点云信息,不显式地含有任何拓扑结构,因此邻点搜索算法是点云数据预处理的重要工作之一。

2.1 邻点搜索算法

计算某点的 k -邻点最直观的方法是求出该点与其他 $n-1$ 个点的欧式距离(其中 n 为点云中点的总个数),并按从小到大的顺序排列,取前面 k 个点为该点的 k -邻点^[11-13]。通过这种方法来确定某点的 k -邻点,效率是很低的,在处理数据量较大的点云模型时采用这种方法很不经济。所以需要采用适当的数据结构,对邻点搜索过程进行优化。

Kd -树是一种便于空间点搜索的数据结构。本文采用 Kd -树对点云模型进行空间划分,从而限定搜索范围来获取某点的 k -邻点集。利用这种方法来处理大规模点云数据的 k -邻点能极大地提高处理的效率。在三维空间中建立点云的 Kd -树结构的步骤如下:

(1) 读入点云数据(图 1a),计算整个点云数据的 X 、 Y 、 Z 坐标的最大和最小值即为 $x_{\max}$ 、 $y_{\max}$ 、 $z_{\max}$ 、 $x_{\min}$ 、 $y_{\min}$ 、 $z_{\min}$,选择最大、最小值之差为最大坐标轴,计算所选坐标轴的最大、最小坐标平均值,按照平均值将整个点云分成两个子集,同时将中心点 $c = ((x_{\max} + x_{\min})/2, (y_{\max} + y_{\min})/2, (z_{\max} + z_{\min})/2)$ 存入节点。

(2) 按照上述方法继续对子集进行分割,直到子集中只剩下一个点或者 k 个点,如图 1b 所示。对于点云中的某一点求其最近的 k 个邻点,首先给定一个初始半径 r ,然后计算以该点为球心以 r 为半径的球内点的个数并与 k 进行比较,如果小于 k 则增大半径,如图 1c 所示;如果大于或等于 k 则进行 k 个最近点的搜索,计算球内的点到球心的距离,并按照升序排序,取前 k 个点即为该点的 k -邻点,如图 1d 所示。

2.2 点云法矢的计算

通过协方差分析方法^[14]计算数据点的法矢,通过构造 k -邻点的协方差矩阵,分析该矩阵特征值和特征向量来获取点云法矢信息。具体地,给定点 $p \in P$,令其邻点集为

$$N(p) = \{p_i | p_i \in P, \|p_i - p\| \leq r\}$$

由邻点 $N(p)$ 建立协方差矩阵

$$E = \sum_{p_j \in N(p)} (p_j - o_i)(p_j - o_i)^T \quad (1)$$

其中

$$o_i = \frac{1}{k} \sum_{p_j \in N(p)} p_j$$

o_i 是 $N(p)$ 的质心,显然 E 是一个 3×3 对称的半正定矩阵。计算矩阵 E 的特征值 λ_0 、 λ_1 、 λ_2 ($\lambda_0 > \lambda_1 > \lambda_2$) 及特征向量 v_0 、 v_1 、 v_2 。易知,矩阵 E 的最小特征值 λ_2 对应的特征向量 v_2 即为法矢 n_i 的近似值。

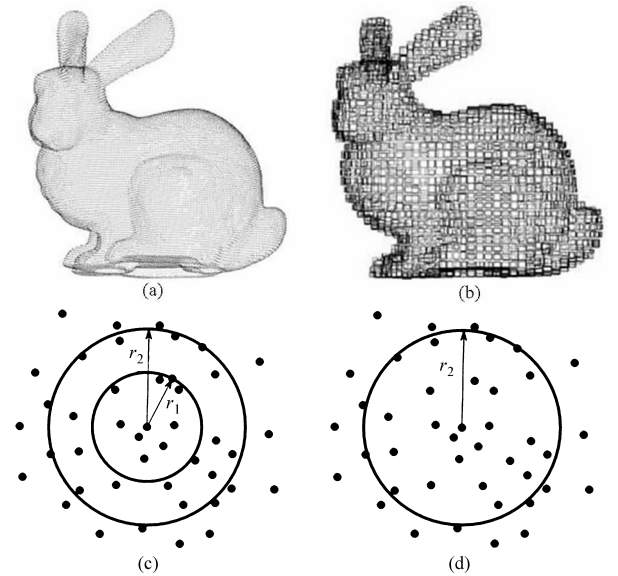


图 1 利用空间划分搜索 k -邻点
Fig. 1 Searching k -neighbors using Kd -tree structure
(a) Bunny 原模型 (b) 划分包围盒
(c) 点数小于 k 扩大半径 (d) 最终得到 k 个最近点

3 边界点的检测

采用阈值方法来判定点云模型中的边界点^[15]。通过计算点云中每个点 p 的加权概率来识别该点是不是孔洞边界点。设置一个边界概率阈值 ε ,若所求的边界点概率大于或等于 ε ,则所求的点就是孔洞边界点;反之,则是内部点。

3.1 最大角度度量准则

对于点云数据,最大角度度量准则的基本思想为:如果数据点 p 的邻点集 $N(p)$ 的分布偏向其一侧,则认为数据点 p 为边界特征点;反之,如果 $N(p)$ 绕着 p 均匀分布,则 p 为内部点。运用数据点及邻点分布均匀性来判断边界点,此均匀性度量准则可采用最大角度度量准则。具体步骤:首先,根据数据点 p 及邻点 $N(p)$ 构造点云曲面在 p 处的切平面,然后将邻点 $N(p)$ 投影到切平面得到无序点集 q_i (图 2 给出了内部点和边界点投影到切平面以后的情况)。根据各个投影点 q_i 与 p 点连线后之间的夹角进行排序,计算出两个相邻投影点之间的最大夹角 β ;最后,根据边界点概率公式计算边界概率为^[13-16]

$$P_1(p) = \min \left(\frac{\beta - 2\pi/k}{\pi - 2\pi/k}, 1.0 \right) \quad (2)$$

3.2 半圆盘度量准则

数据点 p 的邻点 $N(p)$ 分布在 $N(p)$ 的周围,如

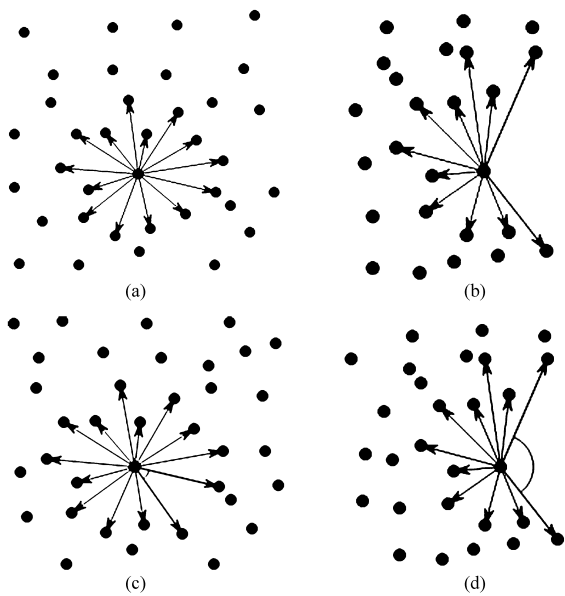


图 2 最大角度度量准则示意图

Fig. 2 Definition of the largest angle criterion

- (a) 将 k 邻点投影到切平面
- (b) 对 k 个投影点按逆时针方向进行排序, 求出最大夹角
- (c) 如果是内部点, 则夹角较小
- (d) 如果是边界点, 则夹角较大

图 3 所示, 邻点可以同胚于开圆盘或者同胚于半圆盘。如果 p_i 点是内点, 则邻点 $N(p)$ 的切平面投影点 q_i 与开圆盘 $O = \{x | x \in \mathbf{R}^2, \|x\| \leq 1\}$ 同胚, 且点 p 和邻点 $N(p)$ 的切平面投影点的质心 g_p 偏差很小, 如图 3b 所示; 若 p_i 点是边界点, 则邻点 $N(p)$ 的切平面投影点 q_i 与半圆盘 $H = \{(x, y) \in \mathbf{R}^2 | x \geq 0\}$ 同胚, 且点 p 和邻点 $N(p)$ 切平面的投影点的质心 g_p 偏差比较大, 如图 3c 所示。因此, 采用邻点 $N(p)$ 投影点的重心到 p 点的距离来度量 p 点属于边界点的概率为^[15-16]

$$P_2(p) = \min\left(\frac{3\pi \|g_p - p\|}{4\bar{r}}, 1.0\right) \quad (3)$$

其中 $g_p = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k p'_i$ $\bar{r} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k r_i$

半径为 $\bar{r}$ 的半圆盘重心与圆心的距离是 $4\bar{r}/(3\pi)$ 。

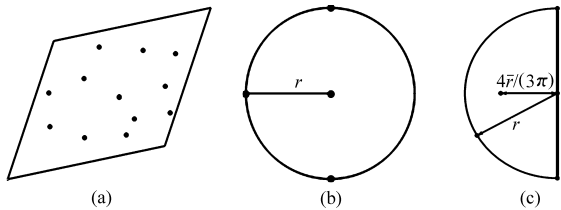


图 3 半圆盘度量准则示意图

Fig. 3 Definition of half-disc criterion

- (a) 将邻点投影到切平面
- (b) 内部点的邻点大致分布在圆盘内
- (c) 边界点由于某一侧没有邻点, 它的邻点分布在半圆盘内

3.3 形状度量准则

$N(p)$ 的协方差矩阵 E 是一个实对称矩阵, 其特征值是非负数, 且其特征向量构成一个正交基。征向量构成局部空间点云的主轴方向, 相对应的特征值衡量了各个主成分方向上的变化量。因此, 协方差矩阵 E 的特征向量和特征值描述邻点逼近椭球的大小和形状, 如图 4a 所示。运用本文 2.2 节的方法计算出协方差矩阵 E 的特征值 $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ ($\lambda_0 > \lambda_1 > \lambda_2$) 及对应的特征向量 e_0, e_1, e_2 , 对 3 个特征值进行归一化, 构成向量 $(\beta_0, \beta_1, \beta_2)$ 成为一个决策向量^[16]

$$\beta_i = \frac{\sqrt{\lambda_i}}{\sqrt{\lambda_0} + \sqrt{\lambda_1} + \sqrt{\lambda_2}} \quad (i=0, 1, 2) \quad (4)$$

由此, 可按照表 1 对点云中的点进行分类。

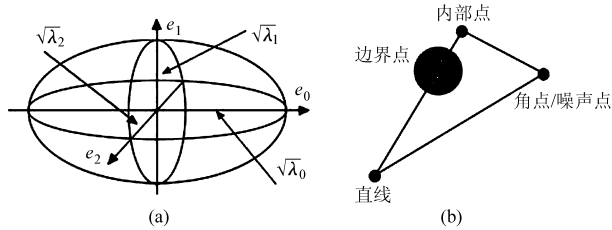


图 4 形状度量准则示意图

Fig. 4 Definition of shape criterion

- (a) 由特征向量定义的椭球
- (b) 特征点类型构成三角形

表 1 特征点与决策向量的关系

Tab. 1 Relationship between feature points and decision vectors

特征点	决策向量
内点	$\beta_0 \approx \beta_1 \gg \beta_2$
角点或噪声点	$\beta_0 \approx \beta_1 \approx \beta_2 \approx 1/3$
直线上的点	$\beta_0 \approx 1, \beta_1 = \beta_2 \approx 0$
边界点	$\beta_0 \gg \beta_1 \gg \beta_2$

表 1 中前 3 个决策向量正好构成了一个包含所有可能的值的三角形(图 4b)。因此, 点 p 属于边界点的概率可以定义为^[16]

$$P_3(p) = \min(9(\beta_0 - \beta_1)(\beta_1 - \beta_2), 1.0) \quad (5)$$

3.4 加权度量准则

以上 3 种度量准则都有各自的优点。半圆盘准则比最大角度准则更适合对较小孔洞的检测; 虽然半圆盘度量准则和形状度量准则能够检测出孔洞的轮廓, 但是可能会出现一些冗余的点, 而最大角度度量准则能够更加精确地更好地检测出孔洞轮廓。形状度量准则在点云模型存在噪点的情况下比其他两种度量准则有更好的判定效果。为了使检测的边界点概率更加准确、鲁棒性更好, 本文对 3 种度量准则所得的边界点概率进行加权求和, 得到一个最终的加权概率 $P(p) = w_1 P_1(p) + w_2 P_2(p) + w_3 P_3(p)$, 其

中 $w_1 + w_2 + w_3 = 1$ 。实验表明,一般情况下取相同的权值就能得到较好的结果,对于存在噪声点的模型,形状度量准则的权值应该适当加大。图 5 是采用不同度量准则得到的边界点截图。

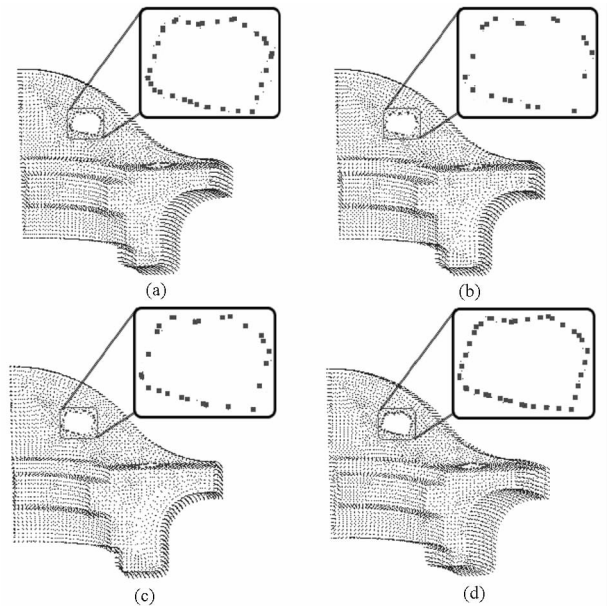


图 5 不同度量的 Fandisk 模型边界点提取结果

Fig.5 Feature points defined by different criteria

- (a) 最大角度量
- (b) 半圆盘度量
- (c) 形状度量
- (d) 加权度量

4 封闭边界线的提取

在检测孔洞边界特征点后,需要对边界特征点进行排序,将孔洞模型的边界点连接起来形成孔洞边界线,这样才对后续的孔洞修补工作更有意义。本文采用文献[17]搜索最近点的方法来生成边界线。首先在边界点中任意取出一一点作为折线的起始点 s ,取它的最近点作为折线的终点 e ,然后折线沿两端往外生长,如图 6a 所示。任取折线的一端,比如 s 端,在剩余的边界点中取 s 的最近点 b ,计算 b 点到 s 的距离 d_s 和 e 的距离 d_e ,比较两个距离的大小,如 $d_s < d_e$,则把 b 点插入到 s 前并作为新的起始点,否则往另外一端 e 生长;同样取 e 的最近点 b 计算距离 d_s 和 d_e ,如果 $d_e < d_s$,则点 b 插入到 e 前面作为新的终点,否则往 s 端生长。如此不断的生长,无序点可排列成一条有序的折线。

由于点云模型的孔洞可能存在多个,因此边界特征点构成的多边形不止一个,需要对生成的多边形进行拆分,如图 6b 所示,以区分不同的孔洞。拆分过程为首先计算折线各段的长度得到一个长度序列集 $L = (l_1, l_2, \dots, l_n)$,计算长度集 L 的平均值 $\bar{l}$;然后计算长度集 L 的差序列 $M = (m_1, m_2, \dots, m_n)$,其中, $m_i = |l_i - \bar{l}|, i = 1, 2, \dots, n$;再计算差序列集 M 的

平均值 $\bar{m}$;最后设置一个阈值 ψ ,若 $m_i > \bar{m} + \psi$,则多边形在 m_i 处拆分。并且将需要拆分的线段的两个端点保存起来,以便再一次对剩余的点进行排序、拆分,最终将不同的孔洞拆分开,如图 6c 所示。

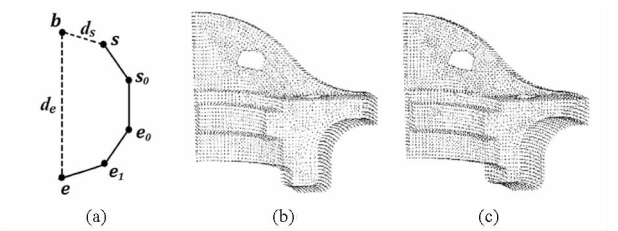


图 6 提取孔洞多边形示意图

Fig.6 Extracting boundary curves of holes from point model

- (a) 搜索最近点方法的原理图
- (b) Fandisk 模型运用搜索最近点的方法连接提取的孔洞特征点形成孔洞特征线
- (c) 将 Fandisk 模型孔洞特征线进行拆分提取出多个孔洞多边形

5 实验结果

在硬件配置为 Intel Core II Quad、2.66 GHz CPU、3 GB 内存的计算机上使用 VC++6.0 和 OpenGL 实现本文的算法。实验结果如图 7~9 所示。图 7a 显示光照下的 Fandisk 孔洞模型。图 7b 显示 Fandisk 模型孔洞边界上的特征点的检测效果,特征点由红色标记出来。图 7c 则显示了对提取出来的孔洞上的特征点进行连接生成边界线,由图不难看出,连接完成后的边界线能够准确地界定孔洞边界。为了更好地说明本文算法的鲁棒性,采用对完整地模型删除部分点的方法来形成人工孔洞,运用本文算法进行孔洞检测,实验结果如图 8~9 所示。

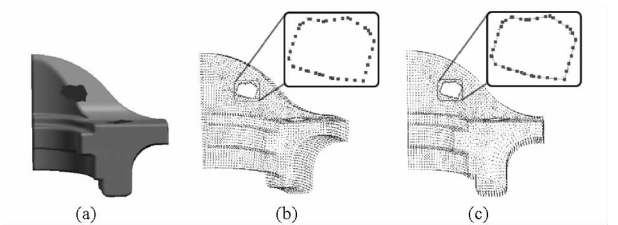


图 7 Fandisk 模型孔洞边界线的提取效果

Fig.7 Boundary curves of Fandisk model

- (a) 带孔洞的模型
- (b) 检测出的模型孔洞特征点
- (c) 提取出的孔洞边界线

通过对不同实验数据结果的分析, k -邻点的选择对计算结果影响比较大, k -邻点的选取取决于点云数据的密度和均匀性,如果 k 过小, k -邻点不能有效地反映数据点的分布情况;如果 k 过大,则可能会引入过多的噪声点,导致边界点的误判。 k 较大时,只有比较大的孔洞能够被检测到。在实验中,根据噪声点数量的不同,通常将 k 在 10~25 之间取值便

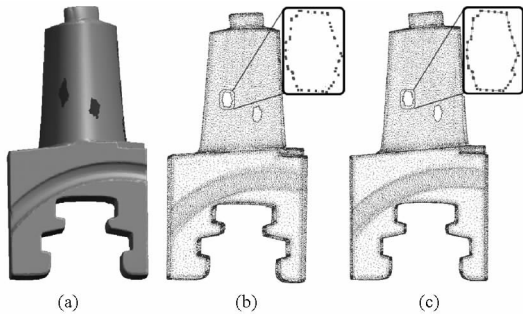


图 8 泵叶模型孔洞边界的提取效果
Fig.8 Boundary curves of impeller blade model
(a) 带孔洞的模型 (b) 检测出的模型孔洞特征点
(c) 提取出的孔洞边界线

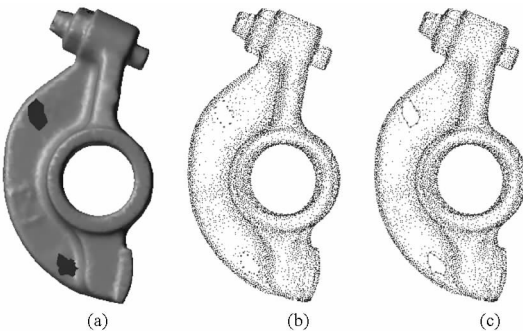


图 9 提取 Rocker-Arm 模型孔洞边界线的效果
Fig.9 Boundary curves on Rocker-Arm model
(a) 带孔洞的模型 (b) 检测出的孔洞特征点
(c) 提取孔洞边界线

能获得比较令人满意的效果。如果噪声点比较多的话,可以将 k 相对取大一些,这样可以增强孔洞检测的健壮性。

对实验结果影响较大的另一个因素是概率阈值的设定,如果设置的概率阈值较小,一些内部点可能会被认为边界点;反之,概率阈值较大时,一些边界点可能会被认为是内部点,从而使得检测效果稍差。通过多次实验,将概率阈值设定在 0.6 ~ 0.8 之间能够取得比较好的效果。

在对边界线进行拆分的时候,阈值 ψ 的设定对拆分效果影响也比较大。如果 ψ 取得过小,一些应该连接的点可能会被拆开;如果 ψ 取得过大,则可能会使一些应该拆分的点未被有效地拆分,这两种情况都会使得拆分效果达不到最佳。 ψ 的取值主要是根据模型中点的密度来确定,在实验过程中可以根据效果进行调整。

6 结束语

提出了一种基于点云模型的孔洞边界曲线提取算法。该算法根据某点的邻点运用 3 种检测边界特征点方法确定某点是否为边界特征点,对边界特征点进行排序生成边界特征线。实验结果表明,该算法对提取均匀和非均匀的点云数据边界特征点都取得较好的效果,且算法具有较好的稳定性。

参 考 文 献

- 1 邹冬, 庞明勇. 点云模型的特征提取算法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(11): 222 - 227.
Zou Dong, Pang Mingyong. Algorithm for extracting sharp features from point cloud models [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(11): 222 - 227. (in Chinese)
- 2 Pavel C, Bert J. Filling holes in point clouds [C]//The Conference of Mathematics of Surfaces, 2003, 2768: 196 - 212.
- 3 Emelyanov A, Skala V. Surface reconstruction from problem point clouds [C]// 2002 International Conference on Graphics, Russia, 2002: 31 - 40.
- 4 Orriols X, Binefa X. Finding breaking curves in 3D surface [C]//The 1st Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis, 2003: 681 - 688.
- 5 Floater M S, Reimers M. Meshless parameterization and surface reconstruction [J]. Computer Aided Geometric Design, 2001, 34(6): 77 - 92.
- 6 Park M, Lee S, Lee K. Multi-scale tensor voting for feature extraction from unstructured point clouds [J]. Graphical Models, 2012, 74(4): 197 - 208.
- 7 Dey T K, Giesen J. Detecting under-sampling in surface reconstruction [C]// Proceedings of 17th Annual Symposium on Computational Geometry, 2001: 257 - 263.
- 8 Maes J, Bultheel A. A genetic approach to detect boundaries for meshless parameterization and surface reconstruction [R]. TW Report-384, Department of Computer Science, Katholieke Universities Leuven, 2004: 1 - 12.
- 9 Gumhold S, Wang X, McLead R. Feature extraction from point clouds [C]// Proceedings of 10th International Conference of Meshing Roundtable, 2001: 293 - 305.
- 10 Bendels G H, Schnabel R, Klein R. Fragment-based surface inpainting [C]// 2005 Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2005: 16 - 17.
- 11 马长胜, 姜晓峰, 强鹤群. 散乱数据点的 k 近邻快速搜索算法[J]. 微电子学与计算机, 2007, 24(12): 206 - 209.
Ma Changsheng, Jiang Xiaofeng, Qiang Hequn. Scattered point cloud data of k neighboring fast search algorithm [J]. Microelectronics and Computer, 2007, 24(12): 206 - 209. (in Chinese)
- 12 杜小雷, 卓勇. 一种快速搜索散乱点云数据 k 邻近的算法[J]. 机电技术, 2009, 32(3): 5 - 12.

Du Xiaolei, Zhuo Yong. A rapid algorithm for searching k -neighbors in scattered cloud data [J]. Mechanical & Electrical Technology, 2009, 32(3): 5 – 12. (in Chinese)

13 顾园园, 姜晓峰, 张量. 曲面重构中带孔洞点云数据的边界提取算法[J]. 苏州大学学报:工科版, 2008, 28(2): 56 – 61.
Gu Yuanyuan, Jiang Xiaofeng, Zhang Liang. The boundary extraction of point cloud with hole in surface reconstruction [J]. Journal of Suzhou University:Engineering Science Edition, 2008, 28(2): 56 – 61. (in Chinese)

14 Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [C]// The 19th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, 1992: 71 – 78.

15 Bendels G H, Schnabel R, Klein R. Detecting holes in point set surfaces [J]. The Journal of WSCG, 2006, 44(5): 89 – 96.

16 潘荣江, 孟祥旭. 点云曲面边界线的提取[C]//第二届全国几何设计与计算学术会议论文集:几何设计与计算的新进展, 2005: 167 – 171.

17 钱锦锋, 陈志杨, 张三元, 等. 点云数据压缩中的边界特征检测[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(2): 164 – 169.
Qian Jinfeng, Chen Zhiyang, Zhang Sanyuan, et al. The detection of boundary point of point cloud compression [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(2): 164 – 169. (in Chinese)

An Algorithm for Extracting Hole-boundary from Point Clouds

He Xueming¹ Zhuo Yongsheng¹ Pang Mingyong^{1,2}

(1. Department of Educational Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China

2. Institute of Educational Information Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210097, China)

Abstract: Extracting boundary curves of holes from point-based models is one of the basic and key technologies in the research field of digital geometry processing. An algorithm was presented for extracting the boundary curves based on the properties of point clouds and deriving a combined criterion for automatic hole detection. First, the k -neighboring points for each point were collected in a given point-based model and then the normal of the point-set surface at the point is evaluated. For each point, several essential criteria were combined, such as the largest angle criterion, half-disc criterion and shape criterion respectively, into a weighted blended probability. Finally, the boundary curves of holes were constructed by searching the nearest point strategy and the boundary points were connected by a poly-line to generate the boundary curves. Experiments show that this algorithm can run stably and robustly, and can extract various hole boundary curves from point cloud models.

Key words: Digital geometry processing Point-based model Boundary curve Hole detecting