

自适应邻域尺寸选择的点云法向量估计算法

王兆丰, 闫 镔, 童 莉, 陈 健, 李建新

(解放军信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450002)

摘要: 三维空间中的法向量估计在计算机视觉和表面重建等研究领域具有重要的意义, 基于局部表面拟合的方法是基于点云数据的经典估计方法。为了增强该方法对于不同局部邻域细节尺度的适应性以得到更准确的估计结果, 提出了一种基于自适应邻域尺寸选择的点云法向量估计算法。该方法通过分析三维空间点的邻域点在点的梯度上投影来估计点云中各点的邻域分布情况; 最后根据不同的分布情况选择不同的邻域大小, 根据该邻域范围内的点拟合出的平面求解得到各点的法向矢量。实验结果表明: 该方法能够克服邻域半径选择过大或者过小的情况, 有效地提高基于局部表面拟合法向矢量求解的正确性。

关键词: 三维图像; 点云; 局部表面拟合; 自适应

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2014)04-1322-05

Normal estimate method of point clouds based on adaptive neighbor size

Wang Zhaofeng, Yan Bin, Tong Li, Chen Jian, Li Jianxin

(Information Systems Engineering College, Information Engineering University, Zhengzhou 450002, China)

Abstract: Normal vector estimation in three-dimensional space is of great significance in the field of research in computer vision and surface reconstruction, the local surface fitting method is a classical estimation method of point cloud data. In order to improve the veracity of the normal vector which computed by the way of local surface fitting, a method based on optimal neighborhood size for normals estimation was described and analyzed in this paper. The distribution of the neighbor of every point was formulated on the basis of the projection of gradient. Then, the adaptive size was chosen based on the distribution of the neighbor, the normal vector was fitted by the adaptive size. Experimental results show that presented algorithm could avoid the radius of neighbor estimated too large or too small, improve the veracity of the normal vector which computed by the way of local surface fitting effectively.

Key words: three-dimensional image; point clouds; local surface fitting; adaptive

收稿日期: 2013-08-20; 修订日期: 2013-09-28

基金项目: 国家 863 计划(2012AA011603)

作者简介: 王兆丰(1988-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理、科学可视化等研究。Email: wangalps@gmail.com

导师简介: 李建新(1954-), 男, 硕士, 教授, 硕士生导师, 主要从事信号处理方面的研究。Email: lijianxin1954@126.com

0 引言

对于复杂的大规模三维几何模型,传统的多边形表面网格的几何表达方式因拓扑重构困难而受到一定制约;点云模型具有数据获取方便、结构简单、无需维护全局一致拓扑、便于硬件并行加速等优点,成为了计算机图形学中一个新兴的研究热点^[1-2],在一些应用中激光点云^[3]已经用来替代传统的三角网格模型。

法向量信息^[4]是离散点模型中的一个十分重要的属性。除了高质量的基于点的绘制方法^[5]十分依赖于它之外,大量曲面重构算法^[6]也必须依靠精确的法向量求解,如多层次单位划分、隐式表面重建等算法。传统的点云法矢估计算法主要有两种:第一种首先将点云数据进行三角剖分^[6],将离散点数据转化成为三角网格数据,这样各顶点可以由其邻接的空间三角形法向量加权求解。这种方法增加了额外的三角剖分的工作,无疑增加了时间上的开销。另外一种方法是基于局部表面拟合的方法,其首先是在表面重建算法中由Hoppe^[7]提出。假设点云模型所代表物体的表面是平滑的,那么各点都可以用一微小平面来拟合其局部领域;所以,对于点云中的各点 p ,获取与其最相近的 m 个邻域点,然后采用最小二乘的方法拟合一个局部平面 P ,并认为平面 P 的法向量即为点 p 的法向量。Gross^[8]改进了基本局部拟合方法,考虑了邻域点的分布情况对最终结果的影响,为点 p 的邻域点赋予一定的权重。距离点 p 较近的点能够对法向量估计结果产生更大的影响,反之,离点 p 较远的点则影响较小。但是其并未从根本上改变由于邻域范围选择固定而不能适应于较复杂表面的点云法向量求解问题,并且引入的参数 $\theta(\cdot)$ 也是依据于经验。Mitra等^[9]在对局部邻域拟合的基础上,给出了局部领域大小与点云中各点的局部属性(包括噪声大小、曲率和采样密度)的计算关系,但所需的先验信息在实际中往往无法取得。Yoon M^[10]则采用ensemble方法来抑制点云中的噪声。对点云数据中的各点去估计其在多个尺寸下的邻域中的法向量,然后去除与其他法向量有明显差异值,使用剩余的合法向量来求取最终的结果。由于在多个不同的邻域下多次求解各点法向量,也会使得工作量增加多倍。

文中提出的自适应邻域选择的法向量估计算法同样源于基于局部表面拟合的方法,和传统的基于局部表面拟合方法的区别在于其能够根据邻域点的

分布情况自适应地选择邻域范围的大小,因此能够较好地克服点云中噪声的影响,提高复杂物体表面点云模型的法向量求解的准确性。

1 基于局部表面拟合的法向量估计算法

基于局部表面拟合的法向量估计方法就是利用该数据点的某邻域范围内所有点拟合一张平面,通过计算平面的法矢来估算点的法矢,也被称为“微切平面法”。方法如下:

给定点集 $P_i\{i=1,2,3,\dots,n\}(n>3)$,求一平面 S ,使得各点 p_i 与平面 S 的距离的平方和最小,平面 S 的方程可表示为:

$$ax+by+cz+d=0 \quad (1)$$

则其法向量为 (a,b,c) ,目标函数则为:

$$\sum_{i=1}^n (S-p_i)^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

即使得 $D=\sum_{i=1}^n (ax_i+by_i+cz_i+d)^2$ 最小,应满足:

$$\frac{\partial D}{\partial v}=0(v=a,b,c,d) \quad (3)$$

于是有

$$\begin{aligned} \sum 2(ax_i+by_i+cz_i+d) \cdot x_i &= 0 \\ \sum 2(ax_i+by_i+cz_i+d) \cdot y_i &= 0 \\ \sum 2(ax_i+by_i+cz_i+d) \cdot z_i &= 0 \\ \sum 2(ax_i+by_i+cz_i+d) &= 0 \end{aligned} \quad (4)$$

解方程组

$$\begin{vmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i y_i & \sum x_i z_i & \sum x_i \\ \sum x_i y_i & \sum y_i^2 & \sum y_i z_i & \sum y_i \\ \sum x_i z_i & \sum y_i z_i & \sum z_i^2 & \sum z_i \\ \sum x_i & \sum y_i & \sum z_i & 1 \end{vmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ c \\ d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \quad (5)$$

即可求的平面 S 的法向量 (a,b,c) ,其也是通过局部平面拟合方法求得的待求点的法向量。

通过该方法拟合平面首要选择待求点周围某邻域内所有点组成输入点集 P_i ,通常对于一个点云模型会设置一个固定的邻域半径 R ,因此可能需要尝试不同的取值并从中选择一个较好的结果。三维模型各部分的细节不同,单一的邻域尺寸必将拟合出不够精确的结果。图1和图2给出了在二维情况下(三维类似)由于邻域大小选择不合理而导致的法向量求解会有较大偏差。

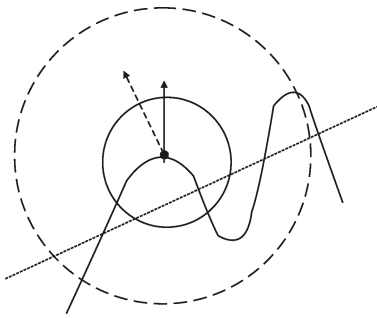


图 1 邻域范围选择过大影响正确性

Fig.1 Correctness is reduced for oversize neighbor

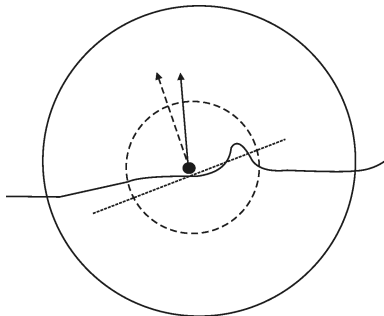


图 2 邻域范围选择过小影响正确性

Fig.2 Correctness is reduced for too small neighbor

图中虚线代表在其范围内的数据拟合形成的直线,虚线箭头代表红色圆形内数据拟合计算得到的法向量,实线箭头表示其圆形内数据拟合得到的法向量。图 1 和图 2 说明了针对不同的点云分布情况,应当选择不同的邻域大小来拟合平面,才能够得到更加准确的结果。图 1 中,待求点周围其他点的分布变化比较“剧烈”,距离待求点周围较远的点已经不再具有和其法向量信息上的相似性,因此针对这种分布情况,应当选择较小的邻域来拟合微切平面。图 2 中,整体上点云分布比较“平坦”,只有局部出现了“抖动”,此时对于“抖动区域”临近的点计算其拟合平面的时候如果选择较小的邻域范围,则该“抖动”对于拟合出来的平面影响过大,因此针对较为平坦的点云分布,应该选择较大的邻域分布,从而能够减小随机噪声或者其他微小形变带来的法向矢量计算的不确定性。

2 自适应邻域选择的点云法向量估计算法

该算法的数据来源是 CT、MRI 或者其他设备所采集重建得到的三维规则网格数据,即一般意义上的三维图像,而点云为非结构化的三维数据。参考文献[11]给出了一种由三维图像转化为点云的一般性方法,其通过图像分割和轮廓提取等图像处理的方法得到目标物体的三维轮廓点坐标,从而进一步得

到点云数据,如图 3 所示。

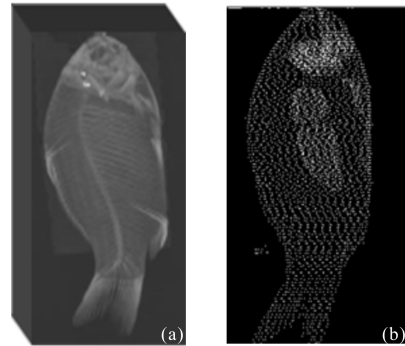


图 3 三维图像及其点云数据

Fig.3 Three-dimensional image and point cloud

在三维图像分割得到点云中各离散点 p_i 坐标 (G_x, G_y, G_z) ,同时求取该点的梯度方向 (G_x, G_y, G_z) ,三维图像相对应的点云中点 p_i 周围邻近点分别在该梯度方向上投影,通过统计这些投影长度的方差值来判断待求点周围其他点的分布情况。若方差较大,则可以认为该点周围其它点分布变化比较“剧烈”,适合采用较小的邻域范围拟合求取法向量,若方差较小,则说明该点周围其余点分布较为平坦,应当采用较大的邻域范围拟合求取法向量。

(1) 基于中心差分法的梯度向量求解

三维图像中各点的梯度方向为灰度下降(或上升)最快的方向,因此在有些要求不严格的场合可以用来代替法向方向,梯度可由中心差分法近似求解:

$$G(x_i, y_i, z_i) = \nabla f(x_i, y_i, z_i) \approx$$

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{2}f(x_{i-1}, y_i, z_i) - \frac{1}{2}f(x_{i+1}, y_i, z_i) \\ \frac{1}{2}f(x_i, y_{i-1}, z_i) - \frac{1}{2}f(x_i, y_{i+1}, z_i) \\ \frac{1}{2}f(x_i, y_i, z_{i-1}) - \frac{1}{2}f(x_i, y_i, z_{i+1}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中 $f(x_i, y_i, z_i)$ 表示在 (x_i, y_i, z_i) 点的像素灰度值。

中心差分法是对梯度方向的一个估计,不可避免的存在一定误差,但是其给出了各点梯度的一个大致方向,此外该方向必然是由灰度高的区域指向灰度低的区域,因此对于绝大部分物体来说,当背景区域灰度小于物体区域灰度的时候,就无需再进行法向量的重定向问题。

(2) 点云数据的各点邻域分布情况估计

从图 1 和图 2 中可以看到,当某点 p_i 的曲率较大时,那么无疑其周围点在法向上的投影分布将会比较分散,而如果点 p_i 的邻域比较平坦时,那么周围点在法向上的投影将会比较集中。因此文中将通过

计算点 p_i 周围点在前面求得的梯度方向上的投影值的分布情况来刻画各点邻域分布情况,如图 4 所示。

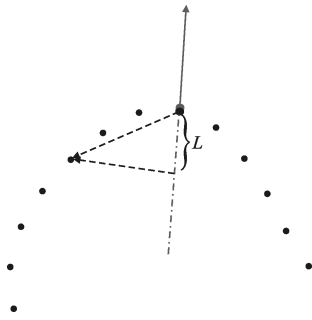


图 4 p_i 临近点在梯度方向上的投影

Fig.4 Projection on gradient of points in neighbor of p_i

统计求得 p_i 周围点与点 p_i 的连接向量在 p_i 的梯度方向上的投影长度的方差值:

$$V_L = \frac{1}{N} \sum_N [(L_1 - \bar{L})^2 + (L_2 - \bar{L})^2 + \dots + (L_N - \bar{L})^2] \quad (7)$$

式中: $L_i(i=1, 2, \dots, N)$ 为各点在梯度方向上的投影长度; N 为投影点的各数。

(3) 根据 V_L 的值确定各点邻域大小

计算得到的 V_L 和点 p_i 的周围其他点的分布有关, V_L 越小则说明 p_i 的周围越“平坦”, 因此希望拟合平面时能够在更大的邻域范围内进行, 因此邻域半径 R 应当与 V_L 是一个反相关的关系。

假设固定邻域的方法选择在半径为 Lr 的范围内拟合“微切平面”, 大量数据测试的实验结果表明, R 的变化范围控制在 $0.33Lr \sim 2Lr$ 之间比较适合, 因此取

$$R = Lr/K \quad K = -\frac{5}{2}a^{V_L} + 3(a=0.98) \quad (8)$$

K 与 V_L 的关系如图 5 所示。

由公式(6)~(8)可得, 当待求点周围邻域点分布情况比较复杂时, 邻域点在待求点 p_i 的梯度上投影就会相对分散, 因此求得的 V_L 也会较大, 最终得到的 R 值会相应较小; 反之, 当待求点 p_i 的邻域点分

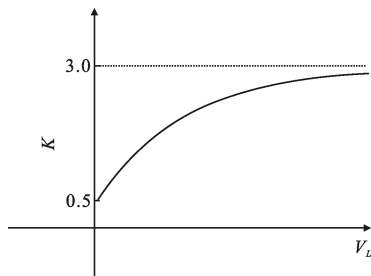


图 5 K 与 V_L 的关系曲线

Fig.5 Relationship of K and V_L

布相对平坦时, 最终得到的 R 值会相应增大。因此, 文中算法能根据离散点云数据的各部分细节的不同自适应地选择局部平面拟合时的邻域范围, 对于较复杂的点云模型仍有较好的适用性。

3 实验与讨论

为验证算法的有效性, 文中构建了一个 stair 体模测试自适应邻域大小选择的方法相对于固定邻域大小选择的方法的有效性。通过对比自适应算法求得的法向量与实际法向量之间的夹角大小与固定邻域算法计算得到的法向量与实际法向量之间的夹角大小来测试文中提出的自适应算法的性能。

文中构建的 stair 体模如图 6, 大小为 $1024 \times 256 \times 768$, 图中方框中分别有与 $X-Y$ 平面平行的 4 个小平面, 在 X 方向的长度分别为 10、30、50 和 70, 分别记为 A 、 B 、 C 、 D 。在这些小平面上的各点的实际

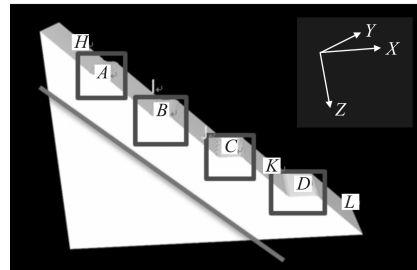


图 6 Stair 体模

Fig.6 Stair model

法向量应当为 $(0, 0, -1)$ 。与实线平行的五个斜平面的实际法向量应当是 $(0.707, 0, -0.707)$, 分别记为 H 、 I 、 J 、 K 、 L 。 A 、 B 、 C 、 D 可以看做是整个斜平面上的“细节”, 在计算其上的点的法向量的时候不希望受到 H 、 I 、 J 、 K 、 L 面上的点的影响, 因此构建“微切平面”的时候邻域半径应尽量减小。而在计算其面上的点, 尤其是其中靠近 A 、 B 、 C 、 D 上的点时候(记 H 中点距离 A 中任意一点小于 50 的区域为 H' , I' 、 J' 、 K' 定义类似), 为尽量减少这些“细节部分”点的影响, 邻域半径应尽量增大, 这样拟合平面的点集中, 这些“细节部分”点的比例就会减小。

图 6 中 stair 体模分割提取得到的点云数据, 如图 7 所示。

分别计算 A 、 B 、 C 、 D 、 H' 区域中所有点在 $R=30$ 、 $R=10$ 、 R 为自适应选择三种情况下求得的法向量的平均值, 如表 1 所示。

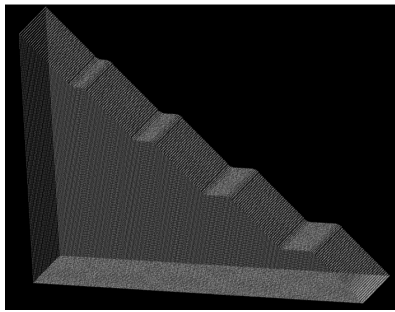


图 7 Stair 体模的点云数据

Fig.7 Point cloud of stair model

表 1 部分区域中的点在不同 R 条件下的法矢平均值Tab.1 Normal vector average of points in partial region under different R

Area	$R=30$	Declination with the right normal/($^{\circ}$)	$R=10$	Declination with the right normal/($^{\circ}$)	Adaptive R	Declination with the right normal/($^{\circ}$)
A	(0.40,0,-0.91)	24.5	(0.06,0,-0.99)	8.1	(0.10,0,-0.98)	11.5
B	(0.21,0,-0.95)	18.2	(0.02,0,-0.99)	8.1	(0.05,0,-0.99)	8.1
C	(0.12,0,-0.97)	14.1	(0.01,0,-0.99)	8.1	(0.05,0,-0.99)	8.1
D	(0.08,0,-0.98)	11.5	(0.01,0,-0.99)	8.1	(0.03,0,-0.99)	8.1
H'	(0.62,0,-0.78)	6.7	(0.65,0,-0.73)	13.59	(0.63,0,-0.74)	11.53

4 结 论

文中提出了一种基于自适应邻域尺寸选择的三维图像提取得到的点云的法向量估计算法,实验表明,该算法在选取邻域大小拟合平面的时候能够克服邻域半径过大或者过小的问题,能够一定程度上提高较为复杂的点云模型的法向量求解的正确性,而这也是逆向工程和计算机视觉等很多领域中所需要的。

参考文献:

- [1] Levoy M, Whitted T. The use of points as display primitives [R]. US: CS Department, University of North Carolina at Chapel Hill, 1985.
- [2] Pfister H, Zwicker M, Baar J V. Surfels: surface elements as rendering primitives [C]//Computer Graphics Proceedings, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH, 2000: 335-342.
- [3] Zhang Dawei, Liu Zhi, Yang Yang, et al. 3D laser scanning technology based on right-angle reflection mode [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(3): 443-447. (in Chinese)
- [4] Li Bao, Cheng Zhiqian, Dang Gang, et al. Survey on normal estimation for 3D point clouds[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(23): 1-7. (in Chinese)
- [5] Wang Wenbiao, Wu Defeng, Ma Zi, et al. Surface reconstruction techniques for a novel 3D laser scanning system [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2011, 40(5): 931-934. (in Chinese)
- [6] Amenta N, Bern M. Surface reconstruction by voronoi filtering [C]//SCG'98: Proceedings of the Fourteenth Annual Symposium on Computational Geometry, 1998: 39-48.
- [7] Hoppe H, DeRose T, Duchamp T, et al. Surface reconstruction from unorganized points [C]//ACM Siggraph, 1992, 1992: 71-78.
- [8] Gross M, Pfister H. Point-based graphics[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2007.
- [9] Mitra N J, Nguyen A. Estimating surface normals in noisy point cloud data [C]//Proceedings of the Nineteenth Annual Symposium on Computational Geometry, 2003: 322-328.
- [10] Yoon M, Lee Y, Lee S, et al. Surface and normal ensembles for surface reconstruction[J]. *Comput Aided Des*, 2007, 39(5): 408-420.
- [11] Wang Zhaofeng, Yan Bin, Li Jianxin, et al. A new method of point clouds extraction from the 3D volume data [C]//International Conference on Nature Computation, 2012: 369-372.