

空间超限邻域点云去噪算法的研究与实现^①

李元旺 黄文明 温佩芝 吴晓军 (桂林电子科技大学 计算机与控制学院 广西 桂林 541004)

摘要: 对获取的点云数据进行降噪处理,是曲面重构过程的关键技术之一。充分利用三维空间散乱点的深度信息,重新诠释图像去噪中的“超限邻域平均法”,使其对二维图像的运用转换为对三维图形数据点的操作,并结合运用空间解析几何理论,提出一种直接对三维无组织散乱点去噪算法。从试验结果来看,本算法在去除噪声点的同时很好地保留了散乱点模型的细节特征,噪声去除效果理想。

关键词: 点云数据;数据预处理;邻域;离群点;去噪

Research and Implementation for Over-Domain of Space Point Clouds Denoising

LI Yuan-Wang, HUANG Wen-Ming, WEN Pei-Zhi, WU Xiao-Jun

(Department of Computer and Control, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Point clouds denoising is one of surface reconstruction's key technologies. This paper makes full use of space unorganized points' inner information, to re-interpret over-domain average method of image denoising theory, so that the theory of two-dimensional space can be applied to three-dimensional space's point data. And based on the space analytic geometry theory, it creates a method of three-dimensional space's unorganized point clouds denoising. The experimental results show that this method better retains detail features of the unorganized points of 3D shape and noise is obviously suppressed after point clouds denoising.

Keywords: point cloud data; data preprocessing; domain-denoising

1 引言

三维扫描仪的输出通常是模型的大量离散点云数据,这些采样点包含了物体的几何表面特征信息,可以方便地重建出物体的数字模型,并可以进行编辑、绘制等操作。然而即使是高质量的扫描设备,输出的采样点信息都会受到噪声的污染^[1,2],所以在对点模型做进一步操作之前必须进行降噪处理。去噪的目的是获取离散曲面更高阶光滑性。同时,去噪过程中尽量防止模型产生收缩和过光滑,使模型失真。

2 相关研究情况

在逆向工程中,最简单的噪声处理方法是人机交互方法,其通过图形显示来判别明显坏点,并在数据序列中将这些点删除。很明显,这种方法在大数据量

的情况下是不适宜的。

噪声点处理方法与最终获取的“点云”数据的排列形式是密切相关的。一般“点云”数据的排列形式大致可分为三类:阵列数据,数据具有行×列的特点;按扫描线组织的数据,数据点基本上位于同一等截面线上,可认为是部分散乱数据;完全散乱的、无组织数据。对于第1类和第2类数据噪声点的处理,目前主要方法是把三维数据点云变换为二维的形式,把散乱点云当作二维图像型数据来进行处理^[8,14],国内外许多学者对此都进行了大量的研究,并提出了许多有效的方法。常用的方法除了直观检查法之外,还有空间域方法、多次测量平均法和频率域方法,另外还有随机滤波法、弦高差法和曲线检查法等。对于第3类噪声点的处理,因为点与点之间的拓扑关系并没有建立。

① 基金项目:国家自然科学基金(50805031),广西科学基金(桂科自0991240),广西研究生科研创新项目(2008105950812M423)

收稿时间:2009-06-23

目前,对于完全散乱数据点的噪声处理,还没有一个通用的方法。文献[3]介绍了一种利用复合二次插值函数实现对散乱“点云”数据平滑的方法。该方法虽然在去除小振幅噪声方面效果良好,但对于一些离群点大多只能依靠手工才能实现。文献[4]提出了一种点云双边滤波去噪的数据平滑方法。但对散乱点云数据离群点的自动识别和去除难题仍然没有得到很好的解决。

3 本文算法描述

3.1 三维散乱点的空间栅格划分

无组织散乱点数据中除了包含了海量点的三维坐标信息以外,没有任何点与点之间的空间拓扑关系。所以为了初步确定散乱点的空间位置,本文的方法首先构造了三维栅格阵列:由一系列分别垂直于 x 或 y 或 z 轴等距平面对三维空间进行剖分,得到紧密排列的三维栅格阵列。由于无法将所有栅格都显示出来,为了阐述明白,分别取 x 、 y 、 z 轴三方向的四个等距(距离为 r)平面,剖分三维空间所获得的栅格,作为本文构建的栅格阵列的示意图(图 1)。由图 1 可以容易看到,阵列中每个栅格都是一个正六面体,栅格每个面分别垂直于 x 、或 y 、或 z 轴。

按照每个散乱点所在的栅格,可以粗略确定散乱点之间的空间位置关系。

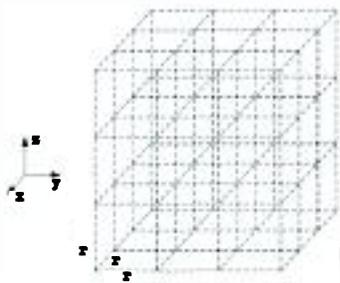


图 1 三维栅格示意

3.1.1 栅格阵列极限位置的确定

对点云数据中所有散乱点的三维坐标进行搜索,可以得到散乱点三维坐标分别在 x 、 y 、 z 轴上的最小值和最大值。利用这两组极值,创建两个极限点,其坐标分别为 $(x_{min}, y_{min}, z_{min})$ 和 $(x_{max}, y_{max}, z_{max})$,以两个极限点为对角线构建正六面体(正六面体的六个面分别垂直于 x 或 y 或 z 轴),则所有的散乱点将包含在这个正六面体之中。为了便于阐述,在本文中将这个正六面体命名为空间栅格。

3.1.2 栅格阵列间隔宽度的确定

用分别垂直于 x 、 y 、 z 轴的等距平行平面对栅格进行细分,划分得到等边长的子栅格阵列。划分过程要遵循的规则是:三个方向的平行平面序列按照同一距离,一一等距的方式排列,即得到的子栅格的 x, y, z 轴方向上的边长相等,设为 r 。边长 r 的选择是栅格划分的关键。在本文的方案中,将散乱点按照栅格进行划分,除了初步确定散乱点三维拓扑关系的目标之外,其另一个重要的目的就是为了实现将散乱点划分成局部小区域内,对散乱点进行局部数据处理。在局部小区域内对散乱点数据处理可以避免全局数据的干涉、影响,更有利于噪声的剔除。局部区域的大小决定于区域中包含的散乱点数目,因此栅格的边长 r 与栅格中包含的散乱点数目密切相关。

3.1.3 栅格数目的确定

选取适当栅格的宽度阈值 r 值以后,就可以确定 x, y, z 轴方向上,剖分三维空间的平面的个数了。指定符号 N_x, N_y, N_z , 分别代表各个轴上剖分平面的个数,其计算公式如下:

$$\begin{aligned} N_x &= \lceil (X_{max} - X_{min}) / r \rceil \\ N_y &= \lceil (Y_{max} - Y_{min}) / r \rceil \\ N_z &= \lceil (Z_{max} - Z_{min}) / r \rceil \end{aligned} \quad (1)$$

其中 $\lceil A \rceil$ 符号是向上取整运算。当三维栅格阵列建立起来之后,按照散乱点和每个栅格的三维坐标,就可以确定散乱点所在的栅格了。

3.2 求栅格中散乱点的最佳逼近平面

在取得栅格中散乱点的最佳逼近平面前,先介绍几个定义与方程。

定义 1. 散乱点的 k -邻域: 设数据点集 $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, n\}$ 是某未知曲面上的空间取样点,对于 $x \in X$, 待求的 k 个数据点的点集 $Q \subset X$, 使得 $\forall q \in Q, \forall h \in X - Q$, 则 $\|x - q\| \leq \|x - h\|$, 其中 $\| \cdot \|$ 表示点与点之间的欧氏距离,而这 k 个数据点即称为 x 的邻近点。

定义 2. 最佳逼近平面: k -邻域中最贴近全体三维散乱点真实空间位置的平面。

定义 3. 平面的点法式方程: 设 $M_0(x_0, y_0, z_0)$ 是平面 Π (图 2) 上的一已知点, $n = (A, B, C)$ 为该平面的法线向量。 $M(x, y, z)$ 是平面上的任意一点。可知, 向量 $\overline{M_0M}$ 必与平面 Π 的法向量 n 垂直, 即它们数量积等于零:

$$n \cdot \overline{M_0M} = 0$$

由于 $n=(A,B,C)$, $\overline{M_0M}=(x-x_0, y-y_0, z-z_0)$ 所以有:
 $A(x-x_0)+B(y-y_0)+C(z-z_0)=0$ (2)

方程(2)叫做平面的点法式方程。

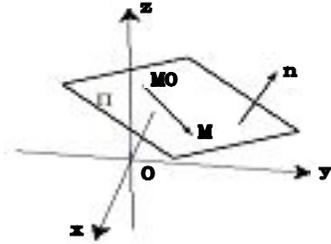


图 2 平面示意

在本文中，由于已经对点云数据进行了三维空间栅格划分。因此，这里所讲的散乱点的 k -邻域就集中在划分的栅格里面，以栅格的立方体中的点云形式体现。栅格中的散乱点云就是待求的 K 个数据点的点集 Q 。为了确定栅格中散乱点的最佳逼近平面在这里先计算出栅格中所有点的平均点坐标(3)与平均法向量(4)即

$$\bar{f}(x, y, z) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M f(x_i, y_i, z_i)$$

其中 $f(x_i, y_i, z_i) \in A, i=1, 2, 3, \dots$ (3)

$$\bar{n}(x, y, z) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M n(x_i, y_i, z_i)$$

其中 $n(x_i, y_i, z_i) \in R, i=1, 2, 3, \dots$ (4)

M 是 (x_i, y_i, z_i) 点的邻域内的点集, 即每个栅格内的所有点。

以平均点坐标与平均法向量为依据, 通过公式(2)就可以得出此邻域范围内的一个平面, 可以证明^[11,12]此平面位置最贴近邻域内真实点云数据所在的位置, 此平面的方向也最贴近邻域内真实点云数据所指向的方向。此平面即为我们所求的栅格中散乱点的最佳逼近平面。

3.3 栅格中散乱点的最佳逼近多面体的确定

设 $P_0(x_0, y_0, z_0)$ 是平面 $Ax+By+Cz+D=0$ 外的一点, 则点到平面的距离^[12]:

$$d = \frac{|Ax_0 + By_0 + Cz_0 + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (5)$$

此部分主要是以第二步确定的最佳逼近平面为基础, 计算出所有 k -邻域内的每一点到最佳逼近平面的距离 $d_i(i=1, 2, 3, \dots)$, 取平均距离 \bar{d} , k -邻域内点到平面的距离 d 大于阈值 T 则表明此为噪声予以去除。

在阈值范围内的点予以保留。即

$$\bar{d} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M d_i \quad i=1, 2, 3, \dots \quad (6)$$

$$T = \bar{d} \times t \quad (7)$$

$$g(x_i, y_i, z_i) = \begin{cases} f(x_i, y_i, z_i) & d \leq T \\ \infty & d > T \end{cases} \quad (8)$$

其中 M 是 (x_i, y_i, z_i) 点的邻域内的点集, t 为控制阈值参数大小的变量, 用来控制多面体的大小与形状, 的值为 ∞ 表示该点被确认为噪声点。如图 3 所示: 多面体 ABCDEFGUM 中的点为有效点, 多面体之外的点被判定为噪音点。

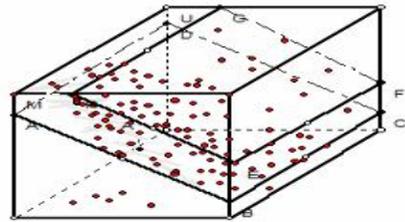


图 3 多面体

由于大振幅噪声的低采样密度特性, 用最佳逼近多面体在局部范围内过滤, 除了极少数点之外, 在 k -邻域内的大振幅噪声点几乎被全部滤除了, 这样便得到很好的过滤效果。

4 算法应用及结果

为了验证本文提出的无组织点云去噪方法的有效性, 本文选用两组含噪声的无组织散乱点云进行了测试(相对复杂曲面以及复杂曲面), 先按照文献[4]中提出的方法进行散乱点去噪, 再用本文提出的方法对点云进行去噪处理, 然后通过三维重建来显示去噪成果, 通过对比可以发现对散乱点云数据离群点的自动识别问题得到很好的解决。图 4(a), 图 5(a)为带有噪声的点云数据, 图 4(b), 图 5(b)为带有噪声的点云数据三维重建后的效果。图 4(c), 图 5(c)为用文献[4]的方法去噪后点云数据, 图 4(d), 图 5(d)为用文献[4]的方法去噪后点云数据三维重建后的效果。图 4(e), 图 5(e)为用本文的方法去噪后点云数据, 图 4(f), 图 5(f)为用本文的方法去噪后点云数据三维重建后的效果。表 1 总结了两种方法对两组实验数据的过滤结果, 其中参数 N 为输入的采样点数, M 为文献[4]的方法去噪后的点数, G 为本文方法去噪后的点数, $T1$ 为文献[4]

的方法去噪所用时间，T2为本文方法去噪所用时间，所有结果都是在Pentium3.0GHz,内存2GB的PC机上以Matlab7.0为程序运行平台完成的。



图 4(a)



图 4(b)



图 4(c)



图 4(d)



图 4(e)



图 4(f)



图 5(a)

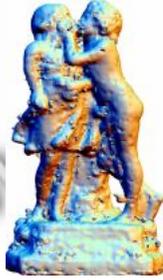


图 5(b)



图 5(c)



图 5(d)



图 5(e)

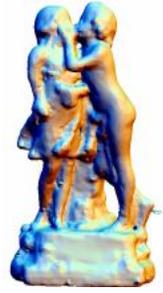


图 5(f)

表 1 两种方法对不同点云模型的去噪对照表

点云数 据	N	M	G	T ₁ /s	T ₂ /s
手掌	4.9743×10 ⁴	4.0541×10 ⁴	3.6735×10 ⁴	781.2364	558.2175
人体	6.3189×10 ⁴	5.6727×10 ⁴	5.4231×10 ⁴	867.5419	715.3354

通过以上几种点云数据模型可以看出，带噪声点的点云数据曲面重建效果非常粗糙，并带有很多散乱的毛刺以及突出和凹陷面。采用本算法后的点云数据重建效果图表面平滑光滑，效果逼真，对比结果很明显。因此把本文算法和现有的曲面重构算法结合起来是一个提高曲面重建效率的有效方法。

5 结论

提出了一种用于去除散乱点云数据噪声点算法，该算法可以很容易检测出离群点，并去除不同振幅的噪声数据，大大提高了三维扫描的散乱点云数据的处理效率。并且该算法能够和曲面重构算法很好地结合起来，也提高了曲面重建的速度和效果。但当对每次去噪选取的阈值不同时，得到的效果差别比较大。对栅格大小的划分，也对去噪效果有一定程度的影响。如何更科学的选取栅格空间，以及更合理的设定阈值是下一步的研究工作的重点。

参考文献

- 1 Rusinkiewicz S, Hall-Holt O, Levoy M. Real-Time 3Dmodel acquisition. ACM Transactions on Graphics, 2002,21(3):438 - 446.
- 2 Várady T, Martin RR, Cox J. Reverse engineering of geometric models an introduction. Computer-Aided Design, 1997,29(4):255 - 268.

(下转第 52 页)

(上接第 38 页)

- 3 Huang MC, Tai CC. The pre-processing of data points for curve fitting in reverse engineering. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2000, 16(9): 635 - 642.
- 4 Fleishman S, Drori I, Cohen-Or D. Bilateral mesh denoising. School of Computer Science, Tel Aviv University, 2004, 19(8): 169 - 175.
- 5 Lange C, Polthier K. Anisotropic smoothing of point-sets. Special Issue of Computer Aided Geometric Design, 2005, 22(7): 680 - 692.
- 6 Dey TK, Goswami IS, Sun J. Smoothing noisy point clouds with Delaunay preprocessing and MLS. Columbus: The Ohio State University, 2004, 31(9): 480 - 490.
- 7 Lu Y, Do MN. Multidimensional directional filter banks and surfacelets. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(4).
- 8 闫龙, 赵正旭, 周以齐. 基于形态学算法的摄影测量数据噪声滤波. 中国机械工程, 2008, 33(8): 25 - 32.
- 9 周利民. 自由曲面快速反求技术与应用研究. 西安交通大学学报, 1997.
- 10 许智钦, 闫明, 张宝峰, 等. 逆向工程技术三维激光扫描测量. 天津大学学报, 2001, 56(19): 89 - 94.
- 11 同济大学数学系主编, 高等数学(5版)上. 北京: 高等教育出版社, 2002.
- 12 朱鼎勋, 陈绍菱. 空间解析几何学. 北京: 北京师范大学出版社, 1984.
- 13 杨耀权, 施仁, 于希宁, 等. 激光扫描三角法大型曲面测量中影响参数分析. 西安交通大学学报, 1999, 78(3): 158 - 162.
- 14 潘洋宇, 李东波, 童一飞. 基于小波技术的数据降噪. 机械设计, 2006, 69(6): 75 - 78.

52 研究开发 Research and Development