

基于改进法线方向的泊松曲面重构算法

黄矿裕¹, 唐昀超², 邹湘军^{1*}, 陈明猷¹, 方雅媚¹, 雷子毅¹

¹华南农业大学工程学院, 广东 广州 510642;

²仲恺农业工程学院城乡建设学院, 广东 广州 510225

摘要 针对三维点云在泊松曲面重构过程中由于法线方向不一致而导致重构结果出现偏差的问题, 提出一种基于改进法线方向的泊松曲面重构算法。利用包围盒将原始点云分割为若干个立方体体素, 并将每个有效体素标记为“位置已知”或“位置未知”。采用 KD(k -dimensional) 树对每个有效体素内的点云重新排序, 利用主成分分析法进行法线估计, 将新的顺序作为法线传播方向, 实现点云法线的局部定向。针对“位置已知”的体素, 依据体素质心位置完成法线的全局定向; 对于“位置未知”的体素, 则依据相邻体素的法线实现法线的全局定向。最后, 结合法线定向结果对点云进行泊松曲面重构。实验结果表明, 该算法能将复杂曲面点云的法线定向至同一侧, 法线估计误差接近于 0, 能较好地实现泊松曲面重构, 提高重构曲面的准确度。

关键词 图像处理; 三维点云; 曲面重构; 法线定向; 法线估计; 泊松曲面重构

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.141005

Poisson Surface Reconstruction Algorithm Based on Improved Normal Orientation

Huang Kuangyu¹, Tang Yunchao², Zou Xiangjun^{1*}, Chen Mingyou¹, Fang Yamei¹, Lei Ziyi¹

¹College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China;

²College of Urban and Rural Construction, Zhongkai University of Agriculture and Engineering, Guangzhou, Guangdong 510225, China

Abstract This study proposes a Poisson surface reconstruction algorithm based on the improved normal orientation to verify the inaccurate reconstruction results obtained because of the inconsistent normal orientation of the three-dimensional point cloud in the Poisson surface reconstruction process. First, the original point cloud is segmented into a number of cubic voxels using the bounding box and each valid voxel is marked as “position known” or “position unknown”. Then, a k -dimensional tree is used to reorder the point cloud in each valid voxel; the principal component analysis method is used for normal estimation. The new order is used as the normal orientation of propagation to realize the local orientation of the point cloud normal. For voxels marked as “position known”, the global orientation of the normal is completed according to the physical position of the voxel centroid. For voxels marked as “position unknown”, the global orientation of the normal is implemented according to the normal of the adjacent voxels. Finally, Poisson surface reconstruction is performed on the point cloud in combination with the normal orientation results. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm can orient the normal of the complex surface point cloud to the same side and that the deviation of the normal estimation is approximately 0. Thus, the proposed algorithm can properly realize Poisson surface reconstruction and improve the accuracy of reconstructed surface.

Key words image processing; three-dimensional point cloud; surface reconstruction; normal orientation; normal estimation; Poisson surface reconstruction

OCIS codes 100.6890; 110.6880; 110.3010; 150.6910

收稿日期: 2019-01-20; 修回日期: 2019-01-26; 录用日期: 2019-02-17

基金项目: 国家重点科技计划(2017YFD0700100)

* E-mail: xjzou1@163.com

1 引言

三维点云及其曲面重构技术应用广泛^[1-3],特别是在激光扫描与立体视觉测量领域^[4]。目前点云的曲面重构方法主要有三角形网格法、参数曲面法和隐函数法^[5]。泊松曲面是基于隐函数的一种曲面重建方法,相较于其他方法,能够生成光滑平滑的水密性曲面^[6-7]。泊松曲面算法需要将点云数据以及法线作为输入,法线作为点云的重要特征^[8-9],是判断曲面正反面的依据^[10],因此,法线估计精度对曲面重构效果有重大影响。目前法线估计方法大致可分为3种,分别是局部邻域平面拟合法^[11]、Voronoi/Delaunay法^[12]和基于稳健统计的方法^[13],这3种算法解决了如何从点云生成法线的问题,但无法保证法线方向的一致性。若直接利用法线估计的结果进行泊松曲面重构,重构出的曲面模型会产生较大误差。

针对这一问题,国内外学者在泊松曲面重构和法线估计方面做了大量研究。张小兵等^[14]利用局部平面拟合法估计法线,并采用基于随机霍夫变换的方法对法线进行归类,以确定全局法线的方向,最后利用泊松曲面重构出密封平面表面形貌的模型,但该方法不适合用来构建复杂曲面的模型。王醒策等^[15]提出了新的邻域确定策略,并结合局部平面拟合与最小移动二乘法进行法线估计,然后将法线定向问题转化成求解图的最大代价问题,使用切向约束规则约束定向过程中的法线传播方向,最终完成法线的定向。由于采用了移动最小二乘法,该算法可能会丢失细节信息。袁小翠等^[16]针对尖锐特征模型的法线估计,首先使用主成分分析法生成法线,再利用距离权重和法线偏差权重对邻域点的法线进行加权,用于修正不正确的法线,该方法能较好地保留特征,但需人工设定法线偏差带宽。Estellers等^[17]提出了一种更具稳健性的泊松曲面重构方法,将曲面重建问题转化为表面内部指示函数的凸函数最小化问题,并利用Huber惩罚代替最小二乘保真项,在非均匀采样和噪点的环境下仍能取得较好的结果,该方法只适用于有序点云。Huang等^[18]首先利用加权局部最优投影算子在原始点云上生成均匀粒子集,再对粒子集进行局部法线估计,然后引入迭代框架,确定法线传播方案,以翻转合并粒子集与原始点云的法线,最终准确完成法线的估计,但该方法容易丢失点云数据。

基于上述研究基础以及存在的问题,本文提出了一种基于改进的法线方向的泊松曲面重构算法。

利用包围盒对原始点云进行空间划分,分割为若干个立方体体素,结合体素质心与整体点云质心的关系将体素划分为“位置已知”与“位置未知”。利用KD树对体素内的点云进行重新排序,采用主成分分析法进行法线估计,并将新的顺序作为法线传播方向,实现点云法线的局部定向。针对“位置已知”的体素,依据体素质心位置完成法线的全局定向;对于“位置未知”的体素,则依据相邻体素的法线实现法线的全局定向。最终,将法线定向结果作为输入,实现点云的泊松曲面重构。

2 算法原理

2.1 法线估计

假设 $\mathbf{p}_i = [x_i \ y_i \ z_i]^T$ 为点云中第 i 个数据点 p_i 的点向量,为了计算 p_i 的法线,首先寻找 p_i 的最近 k 邻域,基于最小二乘法利用点 p_i 和 k 个近邻点拟合局部切平面,最后通过主成分分析法得到切平面的法向量^[11],并作为点 p_i 的法线。依据文献^[11], p_i 点对应的协方差矩阵 \mathbf{C} 为

$$\mathbf{C} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k (\mathbf{p}_j - \bar{\mathbf{p}})(\mathbf{p}_j - \bar{\mathbf{p}})^T = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \begin{bmatrix} x_j - \bar{x} \\ y_j - \bar{y} \\ z_j - \bar{z} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_j - \bar{x} \\ y_j - \bar{y} \\ z_j - \bar{z} \end{bmatrix}^T, \quad (1)$$

式中: $\mathbf{p}_j = [x_j \ y_j \ z_j]^T$ 为点 p_i 的第 j 个近邻点的点向量; $\bar{\mathbf{p}} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \mathbf{p}_j$ 为 k 邻域的质心。协方差矩阵 \mathbf{C} 的最小特征值对应的特征向量可以近似表示为点 p_i 的法线 \mathbf{n}_i 。法线的方向有二义性,主成分分析法并不能确定法线的方向,如图1所示,点 p_1 和 p_2 的法线方向存在两种可能性。为解决这一问题,通常选定某一点作为视点 p_v ,该点的点向量为 \mathbf{p}_v ,定义向量 $\mathbf{n}_{vi} = \mathbf{p}_v - \mathbf{p}_i$ (图1中 i 取1、2),若 \mathbf{n}_i 与 \mathbf{n}_{vi} 之间的夹角 θ_i 为钝角,则翻转法线 \mathbf{n}_i 的方向,使 \mathbf{n}_i 始终朝向视点,从而确定 \mathbf{n}_i 的方向。针对简单的曲面,该方法能够将法线方向定向到曲面的同一侧,但是对复杂曲面却无能为力,如图1中法线 \mathbf{n}_1 和 \mathbf{n}_2 不在曲面同一侧。

2.2 空间划分及判断体素质心位置

为解决上述问题,采用空间划分的思想将复杂曲面的点云分割成若干部分。首先基于包围盒的原理^[19],确定三维点云在 X 、 Y 、 Z 三个维度上的最大与最小坐标值,构造出长宽高分别与坐标系 X 、 Y 、 Z 轴平行的长方体包围盒,长方体的边长为

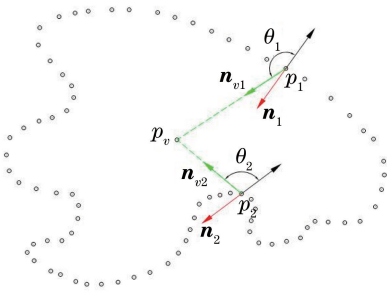


图1 法线方向的二义性

Fig. 1 Ambiguity of normal orientation

$$\begin{cases} E_x = x_{\max} - x_{\min} \\ E_y = y_{\max} - y_{\min} \\ E_z = z_{\max} - z_{\min} \end{cases} \quad (2)$$

式中： E_x 、 E_y 和 E_z 分别为长方体在 X 、 Y 和 Z 轴方向上的边长； x_{\max} 、 y_{\max} 和 z_{\max} 分别为点云在 X 、 Y 和 Z 轴方向的最大坐标值； x_{\min} 、 y_{\min} 和 z_{\min} 分别为在 X 、 Y 和 Z 轴方向上的最小坐标值。然后将长方体划分成为若干个子立方体，立方体的边长依据长方体包围盒的大小人为给出。按照空间划分的顺序给所有子立方体建立索引号，对于内部不包含点云的子立方体，记为无效体素，保留其编号，但不对其进行任何操作。

在空间划分的同时，对于内部包含点云的立方体体素（记为有效体素），计算内部点云的质心，记为 $P_{\text{cov}}(x_{\text{cov}}, y_{\text{cov}}, z_{\text{cov}})$ ，计算公式为

$$P_{\text{cov}} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m p_i, \quad (3)$$

式中： m 为点云数量； p_i 为第 i 个点的三维坐标值。

体素质心相对于整体点云曲面的位置是后续法线定向的重要依据，在计算体素内点云的法线时将该质心作为视点，而后判断质心位于整体曲面点云的内部还是外部，当质心位于曲面外部时，翻转法线的方向，完成初步定向。本文提出的判断体素质心位置的算法如下。

利用(3)式的原理计算整体点云的质心，记为 $P_c(x_c, y_c, z_c)$ ， P_c 与 P_{cov} 两点构成的直线 l 的表达式为

$$\frac{x - x_c}{x_{\text{cov}} - x_c} = \frac{y - y_c}{y_{\text{cov}} - y_c} = \frac{z - z_c}{z_{\text{cov}} - z_c}, \quad (4)$$

若体素内存在任意点能够满足直线 l 的方程，则说明直线 l 与体素内的点云之间存在交点，定义满足(4)式的交点为理论交点。实际中，很难刚好存在满足(4)式的点，因此，设定误差阈值 ϵ ，设 $k_1 =$

$$\frac{x_i - x_c}{x_{\text{cov}} - x_c}, k_2 = \frac{y_i - y_c}{y_{\text{cov}} - y_c}, k_3 = \frac{z_i - z_c}{z_{\text{cov}} - z_c}, \text{对 } k_1, k_2$$

和 k_3 由大到小进行排序，假设 $k_1 \geq k_2 \geq k_3$ ，若满足关系

$$\begin{cases} k_1 - k_2 < \epsilon \\ k_2 - k_3 < \epsilon \end{cases}, \quad (5)$$

则说明存在交点 $P_1(x_1, y_1, z_1)$ 。将满足(5)式的交点定义为实际交点。显然，可能存在着多个实际交点对应着一个理论交点的情况，这种情况下仍然认为只有一个交点。

通过比较所有的 P_1 、 P_c 之间的距离与 P_{cov} 、 P_c 之间的距离，可判断理论交点的个数。如图 2(a)所示，以二维点为例，虚线为划分的正方形体素，空心点为体素质心，实心点为理论交点，对于 $P_{\text{cov}1}$ 和 $P_{\text{cov}2}$ 对应的体素，只存在一个交点，这种情况下将满足判断条件

$$\begin{cases} \forall P_1 \in P, |P_1 P_c| > |P_{\text{cov}} P_c| \Rightarrow \text{Inside} \\ \forall P_1 \in P, |P_1 P_c| < |P_{\text{cov}} P_c| \Rightarrow \text{Outside} \end{cases}, \quad (6)$$

式中： P 为所有实际交点的集合。根据此条件可判断出 P_{cov} 的位置。当满足

$$\begin{aligned} &\exists P_1 \in P, |P_1 P_c| > |P_{\text{cov}} P_c|, \text{ and,} \\ &\exists P_1 \in P, |P_1 P_c| < |P_{\text{cov}} P_c| \end{aligned} \quad (7)$$

条件时，说明交点个数为 2，如图 2(a)中 $P_{\text{cov}3}$ 和 $P_{\text{cov}4}$ 对应的体素，这种情况下难以判断 P_{cov} 的位置，因此将交点个数为 2 的体素标记为“位置未知”，在后续算法中再校正方向。通常交点的最大个数为 2，若存在 2 个以上的交点，应该考虑缩小体素的边长。

误差阈值 ϵ 过小时，不易找到交点， ϵ 值过大时则会出现如下情况：如图 2(b)所示，阴影区域内的黑色空心点为实际交点，针对 $P_{\text{cov}1}$ 对应的体素，所有实际交点到 P_c 的距离应该都大于 $P_{\text{cov}1}$ 、 P_c 之间的距离，然而，由于 ϵ 值过大，某个实际交点到 P_c 的距离小于 $P_{\text{cov}1}$ 、 P_c 之间的距离，这样，将导致 $P_{\text{cov}1}$ 的位置判断出错。因此 ϵ 值的大小需根据体素内部点云的密度来确定。首先给定阈值的上下限，分别记为 ϵ_{\min} 和 ϵ_{\max} ，以 ϵ_{\min} 为初始阈值，若不存在交点，则增加阈值的大小，直至找到交点或阈值达到上限。当误差阈值达到上限仍没有找到交点时，则表明该体素不存在交点，此时也标记为“位置未知”，在后续算法中再行处理。算法流程图如图 3 所示。

2.3 法线初定向

对于单个体素而言，法线估计时以其质心为视点，使所有点的法线指向体素质心，但是，仍会存在

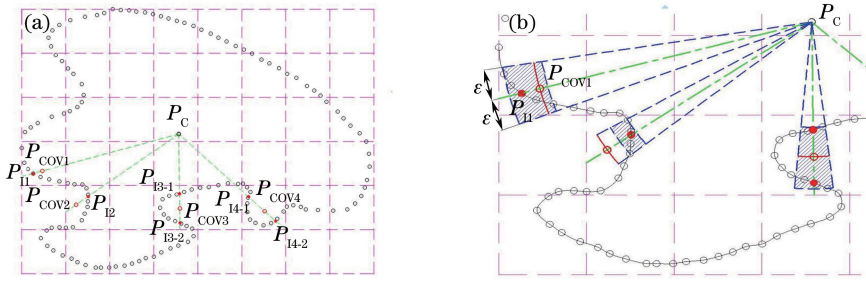


图 2 二维点示意图。(a) 理论交点个数;(b) 误差阈值过大导致的现象

Fig. 2 Schematic of two-dimensional points. (a) Number of theoretical intersections; (b) phenomena caused by excessive error threshold

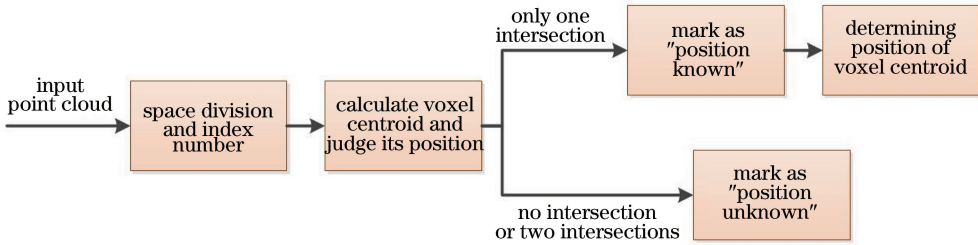


图 3 空间划分及判断体素质心位置算法流程图

Fig. 3 Flow chart of spatial division and algorithm for judging voxel centroid position

着少数点法线朝向不一致的现象,如图 4(a)与 4(b)所示。为此,提出一个算法,对于“位置已知”的体素,使其点云法线定向到整体曲面的同一侧(全局);对于“位置未知”的体素,在单个体素的范围内使点云法线的方向保存在同一侧(局部)。算法流程图如图 5 所示,具体过程如下。

1) 对体素内部的点进行重新排序。点云中的每个点都会有对应的索引值,点云的无序性导致无法通过索引值来确定两个点之间的邻接关系,因此,本文对点云进行重新排序,使得索引值相邻的两个点在几何空间上也是相邻的。首先,寻找体素内点云的边缘点,以 z 坐标值最大的点为例,将该点作为初始点,利用 KD 树^[20]寻找与初始点距离最近的点为第 2 个点;然后,以第 2 个点为当前点,在剩余的点中寻找距离最近的点为第 3 个点,以此类推,直至体素内所有点排序完成。

2) 体素内部点云的法线定向。首先依据 2.1 节的原理并以体素质心为视点计算法线;然后,以第一个索引值为起始点,逐个计算相邻两点之间法线的数量积,用 n_i 表示体素内第 i 个点的法线,若 $n_i \cdot n_{i+1} < 0$,则翻转 n_{i+1} 的方向,直至全部点翻转完毕。对于质心位置未知的体素,执行到这一步便可以使点云的法线保持在局部同侧,然而,对于质心位置已知的体素,还需要检测法线方向。

3) 法线方向检测。若步骤 2) 中起始点的法线方向朝向错误,则会导致体素内所有点的法线朝向全部错误。为解决这个问题,需要最终检查法线的方向。由于法线朝向不一致的点占少数,因此,本文统计了点云中法线方向朝向体素质心的点的比例,若体素质心位置在曲面内侧,则该比例需大于 50%,当体素质心位置在曲面外侧时,该比例需小于 50%,否则,需进行翻转。定向后的效果如图 4(c)和 4(d)所示,体素内的法线已定向到同一侧。

2.4 法线二次定向

若所有有效体素的体素质心都是“位置已知”的,通过上述算法已经足以使法线定向到曲面的同一侧,无需再进行该步骤。本节算法是针对被标记为“位置未知”的体素提出的,由 2.3 节可知,“位置未知”的体素的法线方向实现了局部同侧,但是没有实现全局同侧,本节将利用体素间的邻接关系实现其全局同侧。

假设存在某一“位置未知”的体素,不考虑线连接和点连接,则最多存在 6 个与其相邻的体素,若相邻体素中存在任意一个“位置已知”的体素,且两体素的点云是相接的,便可通过该相邻体素的法线实现法线方向的全局同侧。

按序遍历所有“位置未知”的体素,分别寻找体素内 X、Y、Z 方向上的极值点,然后确定其相邻体

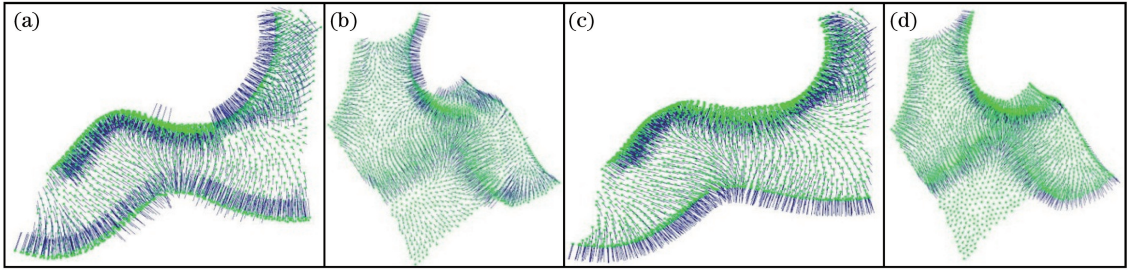


图 4 不同视角下某一体素内部点云的法线。(a)视角 1:未经定向;(b)视角 2:未经定向;(c)视角 1:初定向;(d)视角 2:初定向
Fig. 4 Normal of point cloud inside voxel from different perspectives. (a) Perspective 1: without orientation; (b) perspective 2: without orientation; (c) perspective 1: initial orientation; (d) perspective 2: initial orientation

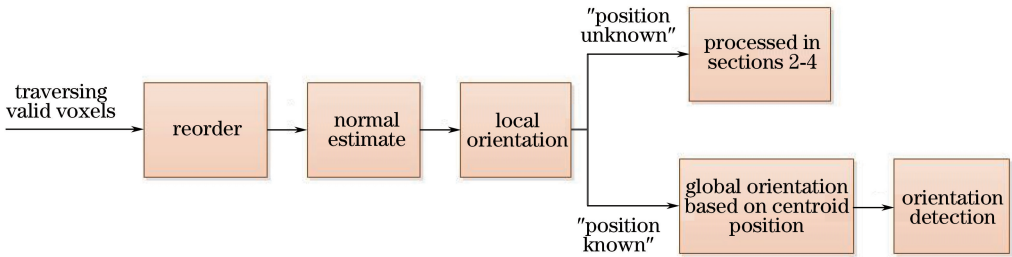


图 5 法线初定向算法流程图

Fig. 5 Flow chart of normal initial orientation algorithm

素,并排除无效体素和“位置未知”的体素,若还有相邻体素剩余,则判断相邻体素的点云与当前体素的点云是否相接,否则,先跳过当前体素。当相邻体素位于当前体素的 Z 正方向时,判断当前体素的最大 z 值是否约等于相邻体素的最小 z 值,若是,则说明点云有相接;接着分别获取最大 z 值与最小 z 值对应点的法线,判断其夹角并决定是否进行翻转;若最大 z 值与最小 z 值相差较大,则说明点云没有相接。

对于 Z 负方向,以及 Y 、 X 的正负方向,采用相同的方法判断。为减少计算量,一旦确定了当前体素的点云与某一相邻体素的点云相接,便不再寻找与其他相邻体素点云的相接关系。对于完成翻转的体素,将其标记为“位置已知”,完成一次遍历后,若还存在“位置未知”的体素,则开始第二次遍历,直至消除所有“位置未知”的标记。法线二次定向算法流程图如图 6 所示。

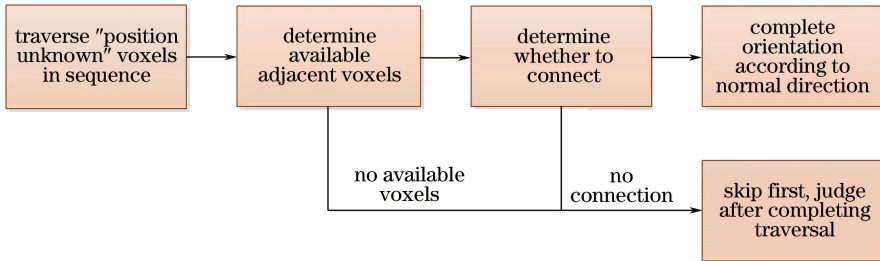


图 6 法线二次定向算法流程图

Fig. 6 Flow chart of normal quadratic orientation algorithm

3 实验结果与分析

泊松曲面重构属于隐式曲面重构,能够自动过滤噪点,而且对不均匀点云的容差性较高^[21]。通过提供带法线信息的点云,该算法可以求解曲面指示函数,从而区分曲面模型的内外部,模型内部取值为 1,模型外部取值为 0,利用函数的等值面构建模型

的曲面,从而解决曲面重构问题。

为验证本文算法的有效性,以 64 位 Windows 7 操作系统为试验平台,其中 CPU 为 i3-6400,8 GB 内存,显卡为 GTX750Ti。利用 Visual Studio 2013 与基于 C++ 的开源点云库 PCL(Point Cloud Library)^[22]进行编程,以兔子、大象和马的三维点云模型为实验对象,将本文算法的法线定向结果、泊松

曲面重构结果与文献[11]中方法的法线定向结果、泊松曲面重构结果进行定性对比。同时,定量分析文献[11]、文献[16]中的方法与本文方法的法线准确率,验证本算法的有效性及其稳健性。

图7展示了运用文献[11]中的方法与本文方法对3个实验模型进行法线估计及泊松曲面重构的正面效果,人为设定兔子、大象及马的体素边长分别为10,11,20 mm,误差阈值上限均为0.2,下限均为0.02,每次增量为0.01。本文方法的法线估计能够实现模型法线的定向,使所有法线均指向模型的内侧,泊松曲面的重构结果与原始模型基本一致。对比文献[11]中的结果可知,其法线估计无法实现全局法线的定向,3个模型的多个位置出现法线方向不一致的情况,见椭圆框标记的位置,对应位置的泊松曲面重构果也出现了较大偏差。图8为3种模型改进前后的背面效果对比,从本文方法效果图中椭圆框标记的位置可以看出,泊松曲面重构可以实现小型空洞的填补,如马模型上的空洞,然而对于尺寸较大的空洞,会沿着垂直于边界法线的方向向外延伸出冗余的曲面,如兔子模型上椭圆框标记的位置。

为了定量分析法线定向的准确性,通过比较估计法线与标准法线之间的误差进行衡量,引入法线偏差均方根(RMS)进行评估^[16], f_{RMS} 表示两者的平均偏移量,其值越大,法线估计的误差越大。其表达式为

$$f_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m f(\langle \mathbf{n}_{i-s}, \mathbf{n}_{i-e} \rangle)^2}, \quad (8)$$

式中: m 为点云总点数; \mathbf{n}_{i-s} 和 \mathbf{n}_{i-e} 分别为第 i 个点归一化后的标准法线与估计法线; $f(\langle \mathbf{n}_{i-s}, \mathbf{n}_{i-e} \rangle)$ 为两个法线之间的误差,其计算公式为

$$f(\langle \mathbf{n}_{i-s}, \mathbf{n}_{i-e} \rangle) = \begin{cases} \langle \mathbf{n}_{i-s}, \mathbf{n}_{i-e} \rangle, & \text{if } \langle \mathbf{n}_{i-s}, \mathbf{n}_{i-e} \rangle < \lambda \\ \pi/2, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (9)$$

式中: λ 为阈值。根据文献[16],阈值一般取值为 10° ,即0.9848。对于复杂曲面模型,无法确定其标准法线,因此需人工合成形状规则的点云模型。为与文献[16]进行对比,合成了带有尖锐边角特征的立方体与圆柱体模型,并统计其RMS,不同方法对立方体与圆柱体模型的RMS见表1,可见,本文方法法线估计的误差略小于文献[16]。

此外,以上述立方体与圆柱体为例,对3种方法进行法线估计与泊松曲面重建的耗时分析,结果如表2所示,文献[11]中只进行了法线估计,并没有更正法线的方向,因此其法线估计的耗时最少,但由于

表1 不同方法对立方体与圆柱体模型的RMS
Table 1 RMS for cube and cylinder models by different methods

Model	Method in Ref. [11]	Method in Ref. [16]	Proposed method
Cube	0.1393	0.0310	0.0259
Cylinder	0.1485	0.0309	0.0291

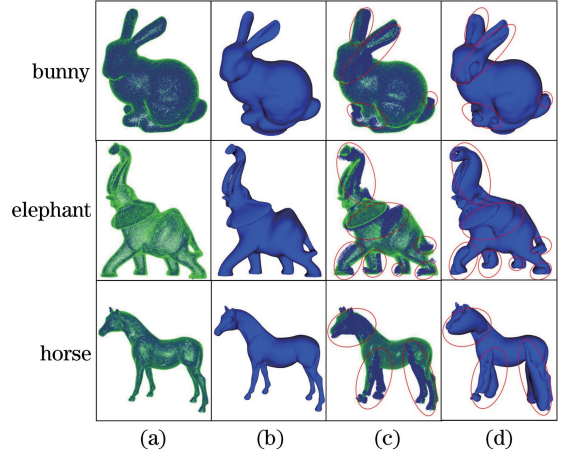


图7 3种模型改进前后的正面效果对比。(a)所提方法的法线估计;(b)所提方法的泊松曲面重构;(c)文献[11]的法线估计;(d)文献[11]的泊松曲面重构

Fig. 7 Comparison of frontage effects of three models before and after improvement. (a) Normal estimate by proposed method; (b) Poisson surface reconstruction by proposed method; (c) normal estimation from Ref. [11]; (d) Poisson surface reconstruction from Ref. [11]

存在着错误的法线,曲面重构产生了一些冗余,导致其重构时间略多于其他方法。本文方法的耗时与文献[16]差异不大,针对不同模型,本文方法中每个体素的执行步骤不尽相同,因此,相对于文献[16],耗时会产生波动。

4 结 论

提出了一种基于改进法线方向的泊松曲面重构算法,针对复杂曲面模型,该算法能够将点云法线的方向定向至曲面同一侧,为泊松曲面重构提供了准确的法线输入,取得精确的曲面重构结果。该算法对三维点云模型进行空间划分,并对划分得到的所有体素进行标记。针对不同标记的体素,采用不同的处理方法实现法线的定向,最终合并每个有效体素的点云及法线,完成整体点云模型的法线估计,并进行泊松曲面重构。本文算法的法线估计误差均值为0.0275,曲面重构结果也更为准确,针对不同的

表2 3种方法法线估计与曲面重构的耗时分析

Table 2 Time-consuming comparison of normal estimation and surface reconstruction by three methods

Model	Method in Ref. [11]		Method in Ref. [16]		Proposed method	
	Normal estimation	Poisson surface reconstruction	Normal estimation	Poisson surface reconstruction	Normal estimation	Poisson surface reconstruction
Cube	2.9	13.9	8.5	11.6	9.2	11.9
Cylinder	10.8	32.4	29.4	29.9	27.6	29.3

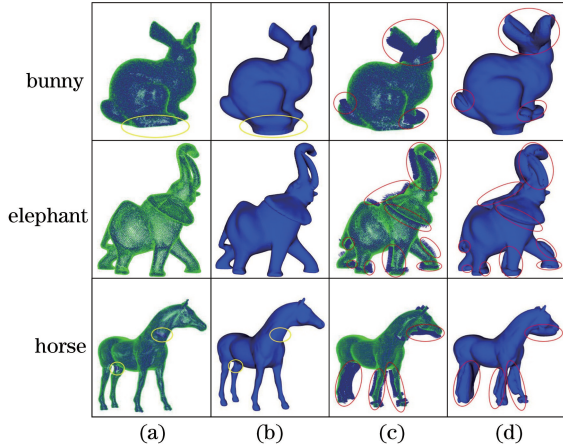


图8 3种模型改进前后的背面效果对比。(a)所提方法的法线估计;(b)所提方法的泊松曲面重构;(c)文献[11]的法线估计;(d)文献[11]的泊松曲面重构

Fig. 8 Comparison of backside effects of three models before and after improvement. (a) Normal estimate by proposed method; (b) Poisson surface reconstruction by proposed method; (c) normal estimation from Ref. [11]; (d) Poisson surface reconstruction from Ref. [11]

复杂曲面,展现了较好的稳健性及通用性。但该算法需要人为根据不同的点云模型确定体素的边长,往往需要多次调试后才能确定合适的边长值。下一步工作将利用法线差异或超体素对其进行改进,以解决边长的自适应问题。

参 考 文 献

- [1] Wiemann T, Mitschke I, Mock A, *et al.* Surface reconstruction from arbitrarily large point clouds [C]//2018 Second IEEE International Conference on Robotic Computing (IRC), January 31-February 2, 2018, Laguna Hills, CA, USA. New York: IEEE, 2018: 278-281.
- [2] Ye J F, Gao Z S, Liu X L, *et al.* Freeform surfaces reconstruction based on Zernike polynomials and radial basis function[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(8): 0822003.
- 叶井飞, 高志山, 刘晓莉, 等. 基于 Zernike 多项式

和径向基函数的自由曲面重构方法[J]. 光学学报, 2014, 34(8): 0822003.

- [3] Chen M Y, Tang Y C, Zou X J, *et al.* Multi-shaped targets recognition and point clouds acquisition algorithm in complex environment [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(11): 111505.
- 陈明猷, 唐响超, 邹湘军, 等. 复杂环境下异形多目标识别与点云获取算法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(11): 111505.
- [4] Tang Y C, Li L J, Feng W X, *et al.* Binocular vision measurement and its application in full-field convex deformation of concrete-filled steel tubular columns [J]. Measurement, 2018, 130: 372-383.
- [5] Berger M, Levine J A, Nonato L G, *et al.* A benchmark for surface reconstruction [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(2): 20.
- [6] Kazhdan M, Hoppe H. Screened Poisson surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(3): 29.
- [7] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction[C]//Proceedings of 4th Eurographics Symposium on Geometry Processing, June 26-28, 2006, Cagliari, Sardinia. Switzerland: Eurographics Association Aire-la-Ville, 2006: 61-70.
- [8] Ioannou Y, Taati B, Harrap R, *et al.* Difference of normals as a multi-scale operator in unorganized point clouds[C]//2012 Second International Conference on 3D Imaging, Modeling, Processing, Visualization & Transmission, October 13-15, 2012, Zurich, Switzerland. New York: IEEE, 2012: 501-508.
- [9] Yang Z X, Cheng X J, Li Q, *et al.* Segmentation of point cloud in tank of plane bulkhead type [J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(10): 1010006.
- 杨泽鑫, 程效军, 李泉, 等. 平面舱壁类型的船舱点云分割方法[J]. 中国激光, 2017, 44(10): 1010006.
- [10] Berger M, Tagliasacchi A, Seversky L M, *et al.* A survey of surface reconstruction from point clouds [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(1): 301-329.
- [11] Mitra N J, Nguyen A. Estimating surface normals in noisy point cloud data[C]//Proceedings of the 19th

- Annual Symposium on Computational Geometry, June 8-10, 2003, San Diego, California, USA. New York: ACM, 2003: 322-328.
- [12] Amenta N, Bern M. Surface reconstruction by Voronoi filtering [J]. *Discrete & Computational Geometry*, 1999, 22(4): 481-504.
- [13] Li B, Schnabel R, Klein R, *et al.* Robust normal estimation for point clouds with sharp features [J]. *Computers & Graphics*, 2010, 34(2): 94-106.
- [14] Zhang X B, Liu H J. Measurement and model reconstruction of topography of sealing plane based on digital holography [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(9): 0912001.
张小兵, 刘海江. 基于数字全息密封平面表面形貌测量及其模型重建 [J]. *光学学报*, 2018, 38(9): 0912001.
- [15] Wang X C, Cai J P, Wu Z K, *et al.* Normal estimation and normal orientation for point cloud model based on improved local surface fitting [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2015, 27(4): 614-620.
王醒策, 蔡建平, 武仲科, 等. 局部表面拟合的点云模型法向估计及重定向算法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2015, 27(4): 614-620.
- [16] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(10): 2581-2588.
袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 尖锐特征曲面散乱点云法向估计 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(10): 2581-2588.
- [17] Estellers V, Scott M, Tew K, *et al.* Robust Poisson surface reconstruction [M] // Aujol J F, Nikolova M, Papadakis N. *Lecture Notes in Computer Science*. Cham: Springer, 2015, 9087: 525-537.
- [18] Huang H, Li D, Zhang H, *et al.* Consolidation of unorganized point clouds for surface reconstruction [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(5): 176.
- [19] Li R Z, Yang M, Liu Y Y, *et al.* A uniform simplification algorithm for scattered point cloud [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(7): 0710002.
李仁忠, 杨曼, 刘阳阳, 等. 一种散乱点云的均匀精简算法 [J]. *光学学报*, 2017, 37(7): 0710002.
- [20] Chen K, Zhang D, Zhang Y S. Point cloud data processing method of cavity 3D laser scanner [J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(8): 0812003.
陈凯, 张达, 张元生. 采空区三维激光扫描点云数据处理方法 [J]. *光学学报*, 2013, 33(8): 0812003.
- [21] Morel J, Bac A, Véga C. Surface reconstruction of incomplete datasets: a novel Poisson surface approach based on CSRBF [J]. *Computers & Graphics*, 2018, 74: 44-55.
- [22] Rusu R B, Cousins S. 3D is here: point cloud library (PCL) [C] // 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 9-13, 2011, Shanghai, China. New York: IEEE, 2011: 5980567.