

# 基于向量场和等值面的改进泊松重建算法

高峰<sup>1</sup>, 周虹<sup>1\*</sup>, 黄超<sup>2</sup>

<sup>1</sup>上海工程技术大学航空运输学院, 上海 201620;

<sup>2</sup>上海工程技术大学城市轨道交通学院, 上海 201620

**摘要** 为了提高点云表面的重建精度和准确度, 针对泊松重建算法误连接孔洞区域及法线方向不一致导致重建结果偏差的问题, 提出一种基于向量场和等值面的改进泊松重建算法。先利用统计滤波器对有噪声的点云数据进行去噪; 再利用加权主成分分析估计法并结合移动最小二乘 (MLS) 法计算点云法向和优化测量误差, 利用 OpenMP 加速法线估计; 最后利用改进 DC (Dual Contouring) 算法提取等值面来消除曲面孔洞和误连接曲面特征的问题。经过实验验证, 改进的泊松算法可有效地去除模型中可能存在的孔洞问题和伪封闭曲面, 提高重建曲面的准确度和效率。

**关键词** 图像处理; 三维点云; 泊松重建; 移动最小二乘法; 法向量; 改进 DC 算法

**中图分类号** TP391.9

**文献标志码** A

**doi:** 10.3788/LOP57.101016

## Improved Poisson Reconstruction Algorithm Based on Vector Field and Isosurface

Gao Feng<sup>1</sup>, Zhou Hong<sup>1\*</sup>, Huang Chao<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Air Transport, Shanghai University of Engineering and Technology, Shanghai 201620, China;

<sup>2</sup> School of Urban Rail Transit, Shanghai University of Engineering and Technology, Shanghai 201620, China

**Abstract** We propose an improved Poisson reconstruction algorithm based on a vector field and an isosurface to improve the precision and accuracy associated with point cloud surface reconstruction. The proposed algorithm intends to solve the following problems: the Poisson reconstruction algorithm misconnects the empty regions and different normal directions cause the deviation of the reconstruction results. Initially, a statistical filter was used to denoise the noisy point cloud data. Subsequently, the weighted principal component analysis method was used to estimate the normal direction, and the moving least squares (MLS) method was used to calculate and optimize the measurement error associated with the point cloud normal. Further, OpenMP was used for accelerating the proposed method. Finally, the improved dual contouring algorithm was used for extracting the isosurface to eliminate the problems of surface empty regions and misconnected surface features. The experimental results demonstrate that the improved Poisson algorithm can effectively eliminate the possible empty regions and pseudo-enclosed surfaces in the model and improve the accuracy as well as efficiency of the surface reconstruction.

**Key words** image processing; three-dimensional point cloud; Poisson reconstruction; moving least square method; normal vector; improved dual contouring algorithm

**OCIS codes** 100.3010; 110.6880; 150.6910

## 1 引言

三维点云重建技术在医疗可视化、无人驾驶、测绘和工业自动化等领域得到了广泛应用<sup>[1-3]</sup>。泊松

重建算法是基于隐函数的曲面重建<sup>[4]</sup>, 相比于其他算法, 该算法结合了全局和局部方法的优点, 允许对局部基函数划分层次结构, 将其重建投射成为泊松空间问题。该算法输入点云及法向量, 点云数据的

收稿日期: 2019-08-29; 修回日期: 2019-10-14; 录用日期: 2019-10-22

基金项目: 国家自然科学基金(51465047)

\* E-mail: 1013689903@qq.com

预处理影响重建结果的精度,而整个算法是基于估计模型的表面指示函数和等值面的提取进行的,指示函数的梯度集合由点集的法向量确定,因此法向量的估计精度和等值面的提取算法对表面重建效果有重大影响。

近年来,国内外学者在泊松重建方面作了大量研究。Bolitho 等<sup>[5]</sup>基于多网格域分解实现泊松重建算法并行化,使用分布式内存在不影响精度的情况下,提供 9 倍加速。Kazhdan 等<sup>[6]</sup>提出一种屏蔽的泊松表面重建算法,对输入的点云数据进行插值约束,利用多重网格算法求解,能够保持系统的稀疏点结构不发生改变。Estellers 等<sup>[7]</sup>提出一种更具鲁棒性的泊松曲面重建算法,利用 Huber 惩罚代替最小二乘保真项,求解表面指示函数时引入凸函数最小化问题,在非均匀采样和有噪点的情况下仍能重建出较好的结果。袁小翠等<sup>[8]</sup>提出一种邻域法向迭代估计法,采用主成分分析(PCA)法估计和加权邻域法向之和来确定法向,该方法能够较准确地估计法向和保留曲面的尖锐特征。张小兵等<sup>[9]</sup>提出一种基于数字全息与虚拟制造相结合的地貌测量和模型重建方法,采用平面拟合结合随机霍夫变换法估计法向量,最后基于筛选的泊松曲面重建和曲面分割完成密封平面地貌的表面重建,但不适用于复杂曲面模型。李青等<sup>[10]</sup>提出一种基于移动广义三棱柱(GTP)的等值面提取算法,根据提取非空的 GTP 来生成等值面,利用移动 GTP(MGTP)算法对等值点的个数进行对比,通过剖分法有效地消除拓扑二义性。王明等<sup>[11]</sup>将移动立方体(MC)算法与移动四面体(MT)算法进行了对比和分析,通过 5 个不同的代数曲面实验得到 MC 算法精度较高,MT 算法效率较高。

传统泊松重建算法误连接点云孔洞区域及法线方向不一致的问题并没有很好解决,基于上述研究基础及存在的问题,本文提出一种基于向量场和等值面的改进泊松重建算法。先利用统计滤波器对点云数据进行去噪,为点云的配准提供均匀的采样点,再利用加权 PCA 结合移动最小二乘(MLS)法对点云法向量进行计算并优化测量误差,利用 OpenMP 加速法线估计,最后利用改进的 DC(Dual Contouring)算法提取等值面来消除曲面孔洞和误连接曲面特征的问题,实现点云的表面重建。经过实验验证,该算法有效地解决了传统泊松重建算法的法线方向不一致和孔洞误连接区域的问题,提高了重建曲面的精准度且减少了重建时间。

## 2 改进算法原理

改进的泊松重建算法流程如图 1 所示,基于传统泊松表面重建算法,主要改进了三个方面:1)传统泊松算法对点云数据缺少有效的预处理,测量中的误差会产生稀疏的离群点,导致点云的配准和后期处理失败,因此利用统计滤波器对点云数据进行预处理,实现精准的点云配准和后期表面重建;2)传统算法采用 PCA 来估计法向量,存在法线方向不一致和抗噪能力较弱的问题,故利用加权 PCA 结合 MLS 法对点云法向量进行计算和误差优化,使得法向量更加精准且重建表面更加光滑;3)传统重建算法在提取等值面时,运用的 MC 算法原理简单,运用范围广泛,但点云数据的重建密度较大时,面片运算量过大,并会出现模型二义性和模型特征误连接问题,通过改进的 DC 算法<sup>[12]</sup>提取等值面,克服了 MC 算法的上述缺点,实现了更加精准的表面重建。

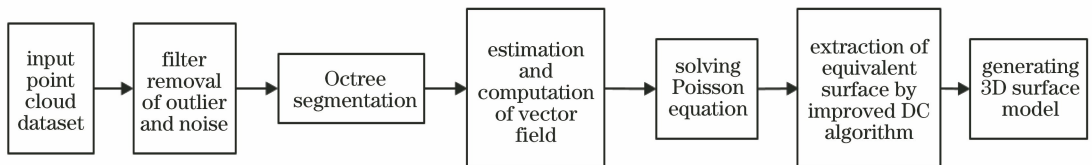


图 1 改进的泊松表面重建算法流程

Fig. 1 Flow chart of improved Poisson surface reconstruction algorithm

### 2.1 点云滤波

对点云数据进行采样时,由于传感器的精度、获取人员的视线和光照等因素,掺杂着一些噪声点或离群点,造成重建的结果产生伪表面,因此使用统计滤波器移除输入点云集的测量噪声点,其思想是对每个点的邻域进行统计分析,计算其与邻域点的平

均距离。经多次实验发现,邻域点个数  $K$  取 50,标准差倍数为 1 时,滤波效果最佳。假设得到的平均距离满足正态分布,根据其均值和方差定义一个距离阈值,若某个点到邻域点的平均距离大于该距离阈值,则视为噪点并去除。点云滤波算法的具体步骤如下。

1) 计算点云集  $S = \{p_i, i = 1, 2, \dots, n\}$  中每个点  $p_i$  到所有  $K$  邻域点的平均距离  $d_i$ 。

2) 计算  $d_i$  的平均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ , 表达式为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i, \quad (1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (d_i - \mu)^2}. \quad (2)$$

3) 根据  $\mu$  和  $\sigma$  设定距离阈值  $z = \mu + \alpha\sigma$ , 其中  $\alpha$  为标准差倍数, 依次将每个点的  $d_i$  与  $z$  相比, 大于

阈值的点被标记为离群点或噪声点, 并将其移除。

## 2.2 法向量方向估计

泊松重建算法建立在已有法向量信息的三维点云模型的基础上, 根据高斯散度理论, 表面法向量的向量场等于指示函数的梯度, 因此对于向量场的估计和计算对后续重建精度有很大影响。计算每个点  $p_i$  的  $K$  邻域中的加权最小二乘平面, 并将平面的法向作为真实曲面法向的估计, 再从点  $p_i$  的邻域中构造一个加权协方差矩阵。图 2 为法线估计过程。

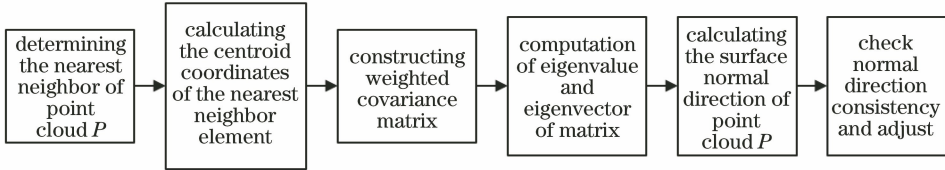


图 2 法线估计流程图

Fig. 2 Flow chart of normal estimation

法线估计算法的具体步骤如下。

1) 使用 KD 树搜索最近邻, 得到点云  $P$  的最近邻元素  $p_m, m = 1, 2, \dots, k, k$  为邻域点个数。

2) 依次计算每个点  $p_i$  的最近邻全部元素的质心坐标  $\bar{p}$  为

$$\bar{p} = \frac{1}{k} \sum_{m=1}^k p_m. \quad (3)$$

3) 计算点云  $P$  与其最近邻元素构造的协方差矩阵  $C$ , 加入权值  $\phi_i$  [13] 并计算特征值和特征向量, 表达式为

$$C = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \phi_i (p_i - \bar{p}) \cdot (p_i - \bar{p})^T, \quad (4)$$

$$C \cdot v_j = \lambda_j \cdot v_j, j \in \{1, 2, 3\}, \quad (5)$$

式中:  $p_i$  为点  $p_i$  的坐标向量;  $\lambda_j$  为  $C$  的第  $j$  个特征值;  $v_j$  为第  $j$  个特征向量;  $\phi_i$  表达式为

$$\phi_i = \exp(-v_i^2/d_i^2), \quad (6)$$

式中:  $v_i$  为  $p_i$  到某个邻近点的距离。

4) 对得到的法向量进行方向一致性处理。假设已知视点  $v_p$ , 对所有  $n_i$  法线定向只需要使其一致朝向视点方向, 满足方程  $n_i \cdot (v_p - p_i) > 0$ , 则法线  $n_i$  满足方向一致性, 若不满足方程, 则法向量取反方向。

## 2.3 法向量计算

通过 2.2 节的方法可得到加权协方差矩阵的特征向量, 其列向量用来存储法线位置, 法线与邻域点拟合的最优平面正交, 通过 MLS 法优化误差函数 [14], 从而求得更加精确的法向量。误差函数  $\epsilon$  定义为

$$\epsilon = \sum_{i=1}^n (\langle n_0, p_i \rangle - D)^2 \omega(\|p_i - q_j\|), \quad (7)$$

式中:  $\langle \cdot \rangle$  为向量的点乘运算;  $\|\cdot\|$  为向量的模;  $n_0$  为拟合平面的法向量估计, 并进行归一化, 即  $\|n\| = 1$ ;  $D$  为原始点到拟合平面的距离;  $q_j$  为点  $p_i$  或邻域点在局部基准面上的投影点;  $\omega$  为减函数, 随距离增加而减少, 通常取高斯形式, 即

$$\omega(d) = \exp(-d^2/h^2), \quad (8)$$

式中:  $h$  为平滑参数。

综合 2.1~2.2 节的方法, 具体算法步骤如下。

1) 将权值参数引入误差函数, 则定义为

$$\epsilon' = \sum_{i=1}^n \phi_i (\langle n, p_i \rangle - D)^2 \omega(\|p_i - q_j\|), \quad (9)$$

式中:  $(\langle n, p_i \rangle - D)^2$  为拟合平面的误差。

2) 将问题转化为求解误差函数中的最小值, 求得  $n$  和  $D$ , 目标函数  $T$  和约束条件可表示为

$$\begin{cases} T = \min_{n, D} \sum_{i=1}^n \phi_i (\langle n, p_i \rangle - D)^2 \omega(\|p_i - q_j\|) \\ \text{s.t. } \|n\| = 1, D \in \mathbf{R} \end{cases}, \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{R}$  为实数集。

3) 最小化公式可重新写成双线性形式 [15]。加权协方差矩阵  $B = [b_{kl}]$ , 则

$$b_{kl} = \sum_{i=1}^n \phi_i \omega_i (p_{il} - q_{jl})(p_{ik} - q_{jk}). \quad (11)$$

4) 计算  $B$  的最小特征值对应的特征向量, 求得  $n$  和  $D$ 。法向量拟合结构如图 3 所示。

## 2.4 改进的 DC 算法

传统泊松重建利用 MC 算法提取等值面会出现模型二义性和表面特征问题, 体素中面上的一

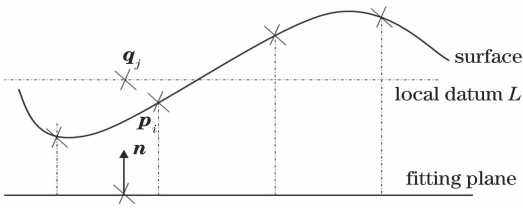


图3 法向量拟合结构图

Fig. 3 Normal vector fitting structure diagram

条对角线上的两端点值大于等值面的极限值,另一条对角线上的两端点值小于等值面的极限值,即为二义性问题,如图4所示,在三维空间中则表现为表面出现孔洞现象。由于等值面与体素相交,MC算法只计算相交点,忽略体素内存在的几何模型的特征信息,如棱边和棱角,如图5所示。采用改进DC算法代替MC算法,通过二次误差函数生成顶点坐标,利用交点位置和法向提取等值面,连接包含体素边的四个相邻体素单元的顶点

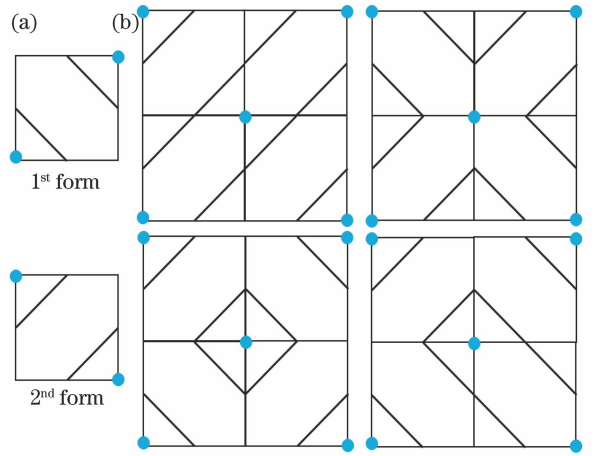


图4 MC算法二义性的结果。(a)两种形式;(b)四种结果

Fig. 4 Results of ambiguity of MC algorithm.

(a) Two forms, (b) four results

并生成四边形网格面片,较好地弥补了MC算法的两个缺陷。

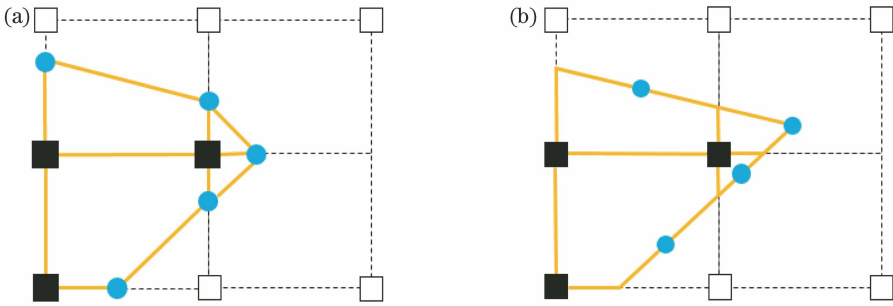


图5 不同算法的结构示意图。(a)MC算法;(b)改进的DC算法

Fig. 5 Structure diagram of different algorithms. (a) MC algorithm; (b) improved DC algorithm

改进的DC算法具体步骤如下。

1) 在相交点外定义一个顶点坐标,顶点位于二次误差函数的最小值处,二次误差函数定义为

$$E(x) = \sum_{i=1}^n [n_i \cdot (x - m_i)]^2, \quad (12)$$

式中: $m_i$ 为交点; $n_i$ 为交点位置的法向量; $x$ 为点云三维坐标。

2) 定义  $n \times 3$  矩阵  $A$  的行向量为相交点的法向量  $n_i$ ,  $n \times 1$  矩阵  $B$  的行向量为  $n_i \cdot m_i$ ,故二次误差函数可写为  $E(x) = (Ax - B)^T (Ax - B)$ , 扩展开为  $E(x) = x^T A^T A x - 2x^T A^T B + B^T B$ , 其中  $A^T A$  为  $3 \times 3$  对称矩阵,  $A^T B$  为  $3 \times 1$  矩阵,  $B^T B$  为单标量, 最小值  $\hat{x}$  为方程  $A^T A x = A^T B$  的解。

3) 基于QR( $R$ 为上三角矩阵)分解的方法计算一个正交矩阵 $Q$ ,其作为给定旋转序列,使得 $Q$ 与 $(AB)$ 的乘积满足

$$\begin{bmatrix} x & x & x & x \\ 0 & x & x & x \\ 0 & 0 & x & x \\ 0 & 0 & 0 & x \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \hat{A} & \hat{B} \\ \mathbf{0} & r \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中: $\hat{A}$ 为一个上三角  $3 \times 3$  矩阵; $\hat{B}$ 为  $3 \times 1$  矩阵; $r$ 为  $1 \times 1$  矩阵。因此二次误差函数变为

$$E(x) = (\hat{A}x - \hat{B})^T (\hat{A}x - \hat{B}) + r^2. \quad (14)$$

4) 将  $4 \times 4$  矩阵初始化为  $\mathbf{0}$  矩阵来形成QR分解的结果,对于体素中符号更改的每个边,将边上交点和法向描述的平面方程附加到矩阵底部,并在  $5 \times 4$  矩阵上执行给定旋转,使其成为上三角形的形式。

5) 根据  $A^T A = \hat{A}^T \hat{A}$  计算该矩阵的奇异值并计算伪逆矩阵  $(A^T A)^+$ , 并根据奇异值的绝对值大小截取奇异值。定义体素边缘精确交点的平均值为质量点  $c$ , 让  $x = c + m$  并计算  $c = (A^T A)^+ (A^T A m)$ ,

当系统满秩时,  $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})^+ = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1}$ , 求解满足方程  $\mathbf{Ax} = \mathbf{B}$  且在空间中与点  $m$  的最小距离  $x$ , 即为体素单元中的顶点坐标。

6) 选取体素与等值面相交的一边, 计算周围四个体素单元的顶点, 将其连接成四边形面片, 当质量点  $c$  在体素外, 则舍去此等值面。

### 3 实验分析与讨论

实验的运行环境: Inter(R)Core(TM)i7-8750, CPU 为 2.2 GHz, 显卡为 GTX1060, 运行内存 8 GB。使用 Visual Studio 2017 开发工具结合 PCL (Point Cloud Library)<sup>[16]</sup> 1.8.1 库函数进行实验。采用已有的 rabbit、table 和 horse 等模型<sup>[17]</sup> 作为实验对象, 将运用改进算法的点云去噪、法线定向结果

和表面重建结果与传统泊松重建算法、贪婪投影三角化算法和文献[18]重建算法进行对比, 验证所提算法的有效性和可行性。

在传统泊松重建算法中加入点云数据预处理过程, 先通过改进算法对 table 模型点云数据进行去噪处理,  $K$  值分别取 30、50 和 70 进行比较, 得到处理前后的效果和点云数量的对比, 如图 6 所示。从图 6 可以看到, 改进算法对原始点云数据有较好的去噪效果, 不同  $K$  值对点云数据的去噪效果不同, 在  $K=50$  附近时最佳, 如图 6(c) 所示; 小于 50 时, 过滤的噪声点或离群点还有残余, 如图 6(b) 所示; 大于 50 时, 边缘处出现不完整现象, 如图 6(d) 所示。表 1 为不同点云数据去噪前后的点云数量变化。

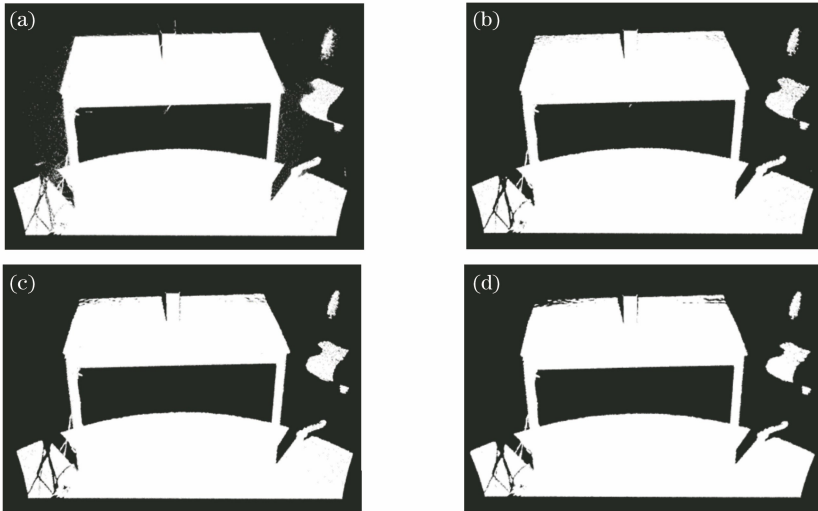


图 6 所提算法的滤波效果对比。(a)原始点云数据;(b)  $K=30$ ;(c)  $K=50$ ;(d)  $K=70$

Fig. 6 Comparison of filtering effect of the proposed algorithm. (a) Original point cloud dataset; (b)  $K=30$ ; (c)  $K=50$ ; (d)  $K=70$

表 1 不同点云去噪前后的点云数量对比

Table 1 Comparison of number of point clouds before and after denoising of different point clouds

Method	Number of point clouds				
	Rabbit	Horse	Hand	Table	Pig
Before denoising	35947	48485	327323	460400	502964
After denoising	31018	41977	285671	451410	439329

图 7(a), 7(e) 和 7(i) 与图 7(b), 7(f) 和 7(j) 分别为预处理后的点云数据和两种传统算法(改进前的泊松重建算法和贪婪投影三角化算法)的法线估计, 图 7(c), 7(g) 和 7(k) 为文献[18]算法的法线估计, 图 7(d), 7(h) 和 7(l) 为改进后算法的法线估计, 传统泊松重建算法与贪婪投影三角化算法的法线估计方法一致。图 7(b), 7(f) 和 7(j) 与图 7(d), 7(h) 和 7(l) 对比, 明显看到改进算法得到的法向一致性

优于传统算法, 传统算法的法线估计方向一致性较差, 特别是在模型边缘和角点处, 改进算法在模型边缘和角点处的法线方向估计一致性较好; 图 7(c), 7(g) 和 7(k) 与图 7(d), 7(h) 和 7(l) 对比发现, 文献[18]的法线估计方向一致性较好, 但方向错误的法线明显多于改进算法, 特别是在模型的腿部; 因此改进算法的法线估计为后期表面重建提供更加精确的法线输入, 提高重建模型的精度。

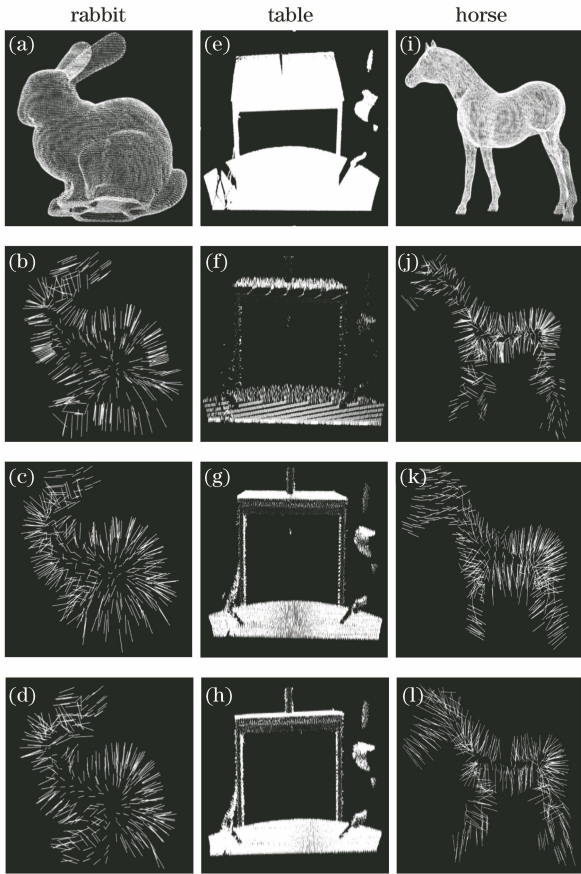


图7 法线估计可视化。(a)(e)(i)预处理后点云；(b)(f)(j)两种传统算法的法线估计；(c)(g)(k)文献[18]的法线估计；(d)(h)(l)改进算法的法线估计

Fig. 7 Visualization of normal estimation. (a) (e) (i) Point cloud after preprocessing; (b) (f) (j) normal estimation of two traditional algorithms; (c)(g)(k) normal estimation of Ref. [18]; (d) (h) (l) normal estimation of improved algorithm

为了进一步体现改进算法的性能,对比了四种算法的不同点云重建时间并分析四种算法的时间复杂度,如图8所示。从图8可以得到传统泊松算法、文献[18]算法与改进算法的时间复杂度均呈指数变化,贪婪投影三角化算法的时间复杂度呈线性变化,计算更庞大的点云数据时,改进算法减少了运行内存。从表2可以得到文献[18]与传统泊松算法的重建时间基本一致,改进算法的重建时间比传统泊松重建算法减少了约20%,但比贪婪投影三角化算法重建时间长,由于改进泊松算法运用改进DC算法来提取等值面,因此耗时更久,仍需进一步提高效率。

使用四种重建算法分别对不同点云数据进行三维模型重建实验,可得到四种算法实现的三维表面

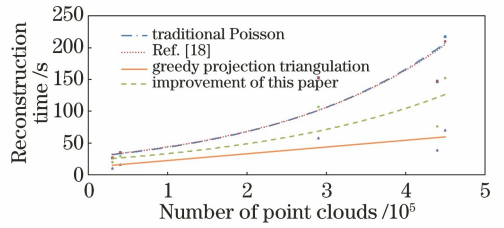


图8 四种算法的时间复杂度对比

Fig. 8 Comparison of time complexity between four algorithms

表2 不同点云数据的重建时间对比

Table 2 Comparison of reconstruction time for different point cloud data

Algorithm	Time /s				
	Rabbit	Horse	Hand	Table	Pig
Traditional Poisson	26	35	153	217	146
Greedy projection triangulation	10	16	58	70	39
Ref. [18]	27	35	152	210	148
Improved algorithm	20	29	107	152	76

模型,如图9所示。由图9(a)和9(e)、图9(b)和9(f)和图9(d)和9(h)对比可以看到,传统泊松算法的表面特征封闭性很差,将边缘处不属于形态特征的区域误连接,如模型上椭圆框区域,文献[18]减少了封闭区域但并没有完全消除,改进算法基本消除了误连接封闭区域,且图像纹理更加清晰;图9(c)和9(g)为利用贪婪投影三角化算法重建的结果,出现了较多孔洞问题,如模型上椭圆框区域,而改进算法有了较好优化。为了验证改进算法的通用性,通过改进算法对不同点云数据进行三维模型重建,如图10所示,可以看到改进算法的重建结果表面光滑,在视觉上与实际三维模型更加接近。

利用两个定量分析精度评价指标,即精度和完整度,对四种重建算法的模型结果进行定量精度评价。利用迭代最近点(ICP)算法计算网格模型的精确性,运用 MeshLab 工具显示面片数量并计算重建模型的完整性,考虑原始点云数据的不完整性,所以评价时会滤除4%的最近邻的异常值,如表3和表4所示。文献[18]算法较传统泊松算法的三角面片数量增加了约2.3%,但精确度没有改善,为4.4 mm,模型完整度由86.53%改善到88.72%;贪婪三角算法的三角面片数量约为传统泊松算法的2倍,精度提升0.1 mm,模型完整度提升到91.48%;改进算法重建的面片为四边形,数量有了大幅度提高,精度提升0.3 mm,模型完整度提升到92.81%,可以看到改进算法重建后的模型精准度得到提高。

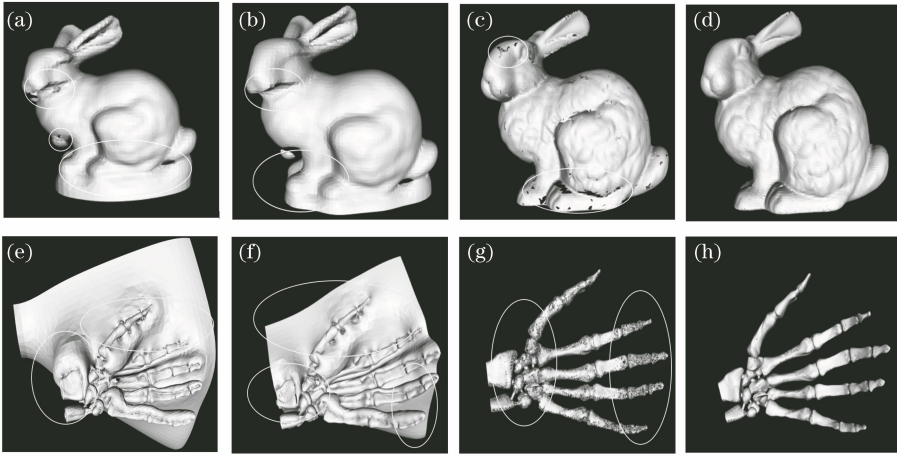


图 9 四种算法的表面重建比较。(a)(e)传统泊松算法重建;(b)(f)文献[18]算法重建;(c)(g)贪婪投影三角化算法重建;(d)(h)改进算法重建

Fig. 9 Comparison of surface reconstruction with four algorithms. (a)(e) Reconstruction of traditional Poisson algorithm; (b)(f) reconstruction of algorithm in Ref. [18]; (c)(g) reconstruction of greedy projection triangulation algorithm; (d)(h) reconstruction of improved algorithm in this paper

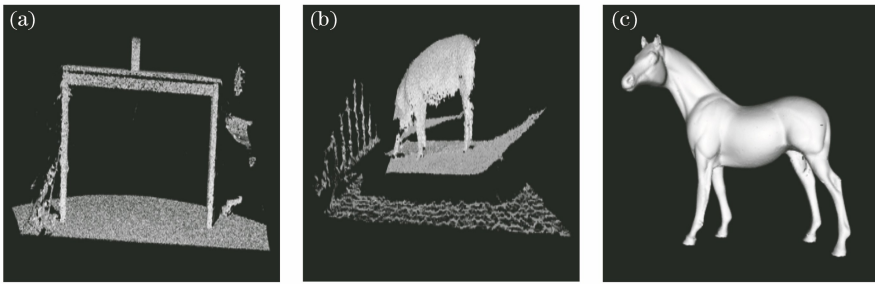


图 10 改进算法的不同点云数据表面重建。(a) Table 模型重建;(b) pig 模型重建;(c) horse 模型重建

Fig. 10 Improved algorithm for surface reconstruction of different point cloud data. (a) Table model reconstruction; (b) pig model reconstruction; (c) horse model reconstruction

表 3 四种算法重建模型的面片数量

Table 3 Patch number of the reconstructed model of four algorithms

Algorithm	Number of model patches				
	Rabbit	Horse	Hand	Table	Pig
Traditional Poisson	26985	36556	260869	382635	362543
Greedy projection triangulation	62427	82328	558510	746385	712476
Ref. [18]	27593	37386	270170	386528	375241
Improved	38712	46634	297823	396427	385894

表 4 四种算法重建模型精度

Table 4 Reconstructed model accuracy of four algorithms

Algorithm	Precision /mm	Completion /%
Traditional Poisson	4.4	86.53
Greedy projection triangulation	4.2	91.48
Ref. [18]	4.4	88.72
Improved	4.1	92.81

## 4 结 论

提出一种基于向量场和等值面的改进泊松表面重建算法,实现了更加精准和高效率的表面重建。改进算法利用统计滤波器对采样的点云数据进行去噪处理,同时采用加权 PCA 结合 MLS 法进行法线估计并利用 OpenMP 加速法线估计,与传统泊松算法相比,提出的算法可较好地解决法线估计方向不一致问题。此外,利用改进 DC 算法代替 MC 算法,多生成一个顶点以连接成四边形面片提取等值面并舍去冗余等值面。实验结果表明,与传统泊松重建算法相比,改进算法有效地去除点云噪声点,提高法线估计方向一致性,并有效地去除模型中可能存在的孔洞和伪封闭曲面,提高重建曲面的准确度且减少了 20% 的重建时间,并展示了较好的鲁棒性和通用性;与贪婪投影三角化算法相比,改进算法虽然重建时间加长,但孔洞现象大大减少,提高了重建模型

的精度。但该算法中法线估计需多次调试后才能确定合适参数,并且重建的时间复杂度并没有很好改善,因此,如何自适应法线估计和提高重建精度的同时降低时间复杂度是今后的研究方向。

## 参 考 文 献

- [1] Liu T H, Teng G H, Zhang S N, et al. Reconstruction and application of 3D pig body model based on point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(6): 291-295.  
刘同海, 滕光辉, 张盛南, 等. 基于点云数据的猪体曲面三维重建与应用[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 291-295.
- [2] 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. New York: IEEE, 2018: 278-281.
- [3] Meng Z Y, Qian L. Cultural relics fine modeling based on point clouds[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2011(12): 40-43.  
孟志义, 钱林. 基于点云数据的文物精细建模[J]. 测绘通报, 2011(12): 40-43.
- [4] Kazhdan M, Bolitho M, Hoppe H. Poisson surface reconstruction [C] // Proceedings of the fourth Eurographics symposium on Geometry processing, June 26-28, 2006, Cagliari, Sardinia, Italy. New York: ACM, 2006: 61-70.
- [5] Bolitho M, Kazhdan M, Burns R, et al. Parallel Poisson surface reconstruction[M] // Bebis G, Boyle R, Parvin B, et al. Advances in visual computing. Lecture notes in computer scienc. Heidelberg: Springer, 2009, 5875: 678-689.
- [6] Kazhdan M, Hoppe H. Screened Poisson surface reconstruction[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(3): 29.
- [7] Estellers V, Scott M, Tew K, et al. Robust Poisson surface reconstruction[M] // Aujol J F, Nikolova M, Papadakis N. Scale space and variational methods in computer vision. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2015, 9087: 525-537.
- [8] Yuan X C, Wu L S, Chen H W. Normal estimation of scattered point cloud with sharp feature[J]. Optics and Precision Engineering, 2016, 34(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, 34(10): 2581-2588.
- [9] 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. 基于数字全息图的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.
- [10] Li Q, Li Q Y, Liu X L, et al. Isosurface extraction based on marching generalized three prism [J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(10): 86-89.  
李青, 李青元, 刘孝璐, 等. 基于移动广义三棱柱的等值面提取算法[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(10): 86-89.
- [11] Wang M, Feng J Q, Yang B. Comparison and evaluation of marching cubes and marching tetrahedra [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(12): 2099-2106.  
王明, 冯结青, 杨贲. 移动立方体算法与移动四面体算法的对比与评估[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(12): 2099-2106.
- [12] Ju T, Losasso F, Schaefer S, et al. Dual contouring of hermite data[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2002, 21(3): 339-346.
- [13] Marton Z C, Rusu R B, Beetz M. On fast surface reconstruction methods for large and noisy point clouds[C] // 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 12-17, 2009, Kobe. New York: IEEE, 2009: 3218-3223.
- [14] Oh S, Park H D, Jo Y D. Automatic extraction of rock joints from laser scanned data by moving least squares method and fuzzy K-means clustering [J]. ISPRS-International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2012, XXXVIII-5/W12: 243-246.
- [15] Alexa M, Adamson A. Interpolatory point set surfaces: convexity and Hermite data [J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(2): 20.
- [16] 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: 12315963.
- [17] Pang Z Y, Zhou Z F, Wang L D, et al. An improved 3D reconstruction algorithm for point cloud data[J].



Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021102.

庞正雅, 周志峰, 王立端, 等. 一种改进的点云数据三维重建算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021102.

[18] Huang K Y, Tang Y C, Zou X J, et al. Poisson

surface reconstruction algorithm based on improved normal orientation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(14): 141005.

黄矿裕, 唐昀超, 邹湘军, 等. 基于改进法线方向的泊松曲面重构算法[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(14): 141005.