

顾及 RGB-D 图像的刚性点云鲁棒配准方法

钟赛尚^{1,2)}, 李彦磊³⁾, 刘郑^{3,4)*}, 谢忠^{3,4)}, 陈建国^{1,2)}, 王伟明⁵⁾, 刘秀平⁵⁾

¹⁾ (中国地质大学(武汉)地质过程与矿产资源国家重点实验室 武汉 430074)

²⁾ (中国地质大学(武汉)资源学院 武汉 430074)

³⁾ (中国地质大学(武汉)国家地理信息系统工程研究技术中心 武汉 430074)

⁴⁾ (中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院 武汉 430074)

⁵⁾ (大连理工大学数学科学院 大连 116024)

(liu.zheng.jojo@gmail.com)

摘要: RGB-D 相机作为一种常见的便携式三维数据采集工具被广泛使用于计算机图形学、计算机视觉等诸多领域,然而,由于设备的物理误差、光照干扰等因素,采集的三维点云中往往包含大尺度噪声,现有的点云配准方法处理这类数据时无法取得理想的配准结果,进而影响后续三维重建的质量.为了解决这一问题,提出一种鲁棒的基于 RGB-D 图像的刚性点云配准方法.首先,提出一种基于全变分和各向异性二阶算子的点法向估计方法,能够有效地去除点法向的噪声并且较好地保持尖锐和非线性光滑特征;其次,联合 RGB 图像的纹理信息和点云的几何信息设计了一种复合特征描述子,能够在包含噪声的点云上鲁棒地提取初始匹配点;最后,采用一种快速的全局配准方法计算待配准点云之间的刚性变换.在多组合成及真实点云数据上进行配准实验,并从视觉效果和配准误差 2 个方面对实验结果进行分析,分析结果表明,所提方法能够鲁棒地配准大噪声干扰的点云数据,验证了方法的有效性.

关键词: RGB-D 相机; 点云配准; 点法向估计; 全变分; 各向异性二阶算子

中图分类号: TP391.41 **DOI:** 10.3724/SP.J.1089.2022.18823

Robust Rigid Point Cloud Registration via RGB-D Images

Zhong Saishang^{1,2)}, Li Yanlei³⁾, Liu Zheng^{3,4)*}, Xie Zhong^{3,4)}, Chen Jianguo^{1,2)}, Wang Weiming⁵⁾, and Liu Xiuping⁵⁾

¹⁾ (State Key Laboratory of Geological Processes and Mineral Resources, China University of Geosciences, Wuhan 430074)

²⁾ (School of Earth Resources, China University of Geosciences, Wuhan 430074)

³⁾ (National Engineering Research Center of Geographic Information System, China University of Geosciences, Wuhan 430074)

⁴⁾ (School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences, Wuhan 430074)

⁵⁾ (School of Mathematical Sciences, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

Abstract: RGB-D camera, as a common portable 3D data acquisition tool, has been widely utilized in many fields, such as computer graphics, computer vision. However, the captured data is usually corrupted by large noise due to several reasons. For examples, the error of sensor, light interference, etc. The existing point cloud registration methods are incapable of generating desired registration results when processing such data corrupted by large noise, it will directly lead to the quality degradation of the subsequent 3D reconstruction. To tackle the problem, a robust point cloud registration method based on RGB-D images is introduced. First,

收稿日期: 2020-12-01; 修回日期: 2021-01-26. 基金项目: 国家自然科学基金(61702467, 41671400, 61702079); 开放基金(CY119R015); 国家重点研发计划(2017YFC0601500, 2017YFC0601504, 2018YFB0505500). 钟赛尚(1990—), 男, 博士, 主要研究方向为点云配准、网络滤波; 李彦磊(1997—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为点云去噪; 刘郑(1983—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, 论文通信作者, 主要研究方向为数字几何处理、基于变分法的图像处理等; 谢忠(1968—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 会员, 主要研究方向为遥感图像处理和分析; 陈建国(1964—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为地球探测与信息技术、深部矿产资源定量评价; 王伟明(1986—), 男, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、3D 打印; 刘秀平(1964—), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多元样条处理、图像计算.

a point normal estimation method based on a novel second-order operator is proposed, which can effectively remove the noise and simultaneously recover sharp features and nonlinear smooth regions. Then, a compound descriptor, used to robustly extract initial correspondences from noisy point clouds, is designed by combining both texture and geometry information obtained from RGB images and point clouds respectively. Finally, a fast optimization-based method is utilized to calculate the rigid transformation between a pair of point clouds. Intensive experiments on a variety of synthetic and raw point cloud data are conducted, and the experimental results are analyzed from points of the visual effect and the registration error. The analysis results demonstrate the effectiveness of the proposed method, especially in robustly registering point clouds corrupted by large noise.

Key words: RGB-D cameras; point cloud registration; point normal estimation; total variation; anisotropic second-order operator

随着信息技术和传感器技术的发展, RGB-D 相机(如 Microsoft Kinect, Asus Xtion 等)已经成功地应用于计算机图形学、计算机视觉和测绘科学等诸多领域,尤其在三维场景建模领域受到了广泛的关注^[1]. 与传统三维扫描设备相比, RGB-D 相机具有低廉的价格、良好的便携性能,且能够同时获得被扫描场景的纹理和深度信息^[2-4]. 然而,由于 RGB-D 相机容易受到光照等环境因素的干扰,利用深度图像转换生成的点云数据往往包含较大尺度的噪声. 因此,如何鲁棒地配准 RGB-D 相机采集的点云数据是现阶段计算机图形学和计算机视觉等领域的难点问题.

点云配准问题的目标是将多个视角扫描获得的点云配准到统一的坐标系下. 为了解决该问题,国内外的许多学者对该问题进行了大量的探索和研究,并取得了一系列的成果. 在现有的点云配准算法中,最著名的是迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法^[5]. 微软在 Kinect-Fusion 系统^[6-7]中采用了 ICP 算法和帧-模型的配准方法. 在此基础上,Bylow 等^[8]提出了 point-to-point 和 point-to-plane 2 种距离函数,并对比了 2 种函数对相机姿态跟踪结果的影响; Pan 等^[9]首先利用 ICP 算法对获取的点云进行初配准,然后采用光束平差算法优化配准结果; Takimoto 等^[10]设计了一个 ICP 算法的变种,并结合纹理特征对多片点云进行全局配准; 基于 RGB-D 相机的同时构图和地图重建(simultaneous localization and mapping, SLAM)将纹理特征与 ICP 算法结合,提高了相机姿态计算精度,改善了点云配准质量^[11-12]. 然而, ICP 及相关算法有效率低、对点云初始位置要求高和对噪声敏感等缺点.

为了增强配准算法对噪声的鲁棒性, Bouaziz

等^[13]将配准问题建模成一个 L_p 极小化问题,提出稀疏性 ICP 方法. 该方法可以通过调节参数 p 的值控制异常值对配准结果的影响,但是需要求解非凸优化问题,算法收敛速度慢且整体效率较低. Aiger 等^[14]提出了一种 4 点一致集(4-points congruent sets, 4PCS)算法,能够在不依赖任何关于初始状态的情况下进行鲁棒的点云配准. 该算法具有一定的抗噪声能力,但其包含随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)随机迭代过程^[15-16],当处理大规模点云数据时,算法开销过大. 进一步地, Mellado 等^[17]在 4PCS 配准算法的基础上提出了 Super4PCS 算法,在一定程度上提高了算法效率. 为减小离群点对点云配准精度的影响,李准等^[18]基于鲁棒性准则函数点云配准框架,提出泰勒级数准则函数鲁棒性点云配准方法. 该方法对离群点的鲁棒性较高,并且能够避免点云配准迭代计算过程陷入局部最小值,但其计算复杂度较高. Zhou 等^[19]基于 Geman-McClure 函数将点云配准问题建模成一个全局性的非凸优化问题,能够自动消除错误对应关系的影响,实现了快速、鲁棒的点云配准.

此外,假设模板点云元素服从高斯混合分布,林桂潮等^[20]提出一种基于高斯混合模型和点到面距离的点云配准算法,实现了目标的精准定位. 针对文物碎片点云之间不存在包含关系、对应点难以确定以及配准效率低的问题,孙家泽等^[21]提出一种群体智能的文物点云配准优化算法,能够较为精确地配准文物碎片点云数据,但是其需要预先识别出配准文物点云的断裂面,且对噪声信号比较敏感. 针对目前已有的三维点云配准方法不能有效地处理重叠比例低和重叠区域特征不明显的

三维点云数据的问题, 韩宝昌等^[22]提出一种区域层次上的自动点云配准算法, 其对噪声有一定的鲁棒性, 并且能对重叠比例较低的点云进行配准。

上述配准算法中, 建立对应关系的方式包括基于最近点、基于纹理特征、迭代随机选取和基于几何特征, 这些方式在待配准点云的变换较小和噪声尺度较小的情况下, 能在待配准点云之间建立准确的对应关系, 有效地实现点云配准。然而, 由于 RGB-D 相机获取点云的数据量较大, 同时包含复杂噪声, 直接运用上述方式建立对应关系存在计算量大、获取对应关系的错误率较高等问题, 使得后续配准出现较大的误差。

考虑 RGB-D 相机可以同时获取纹理信息和深度信息, 并且 RGB 图像上的纹理和深度图像生成点云的几何特征间可以互为补充, 同时利用纹理和几何信息在待配准点云之间快速建立准确的对应关系成为可能。因此, 本文提出了一种基于 RGB-D 图像的快速点云配准方法, 包括点法向估计、初始匹配点计算和刚性变换矩阵计算 3 个阶段。在点法向估计阶段, 提出的基于全变分和各向异性二阶算子的方法, 能够鲁棒地恢复原始曲面的尖锐和非线性光滑特征; 在初始匹配点计算阶段, 提出一种联合纹理信息和几何特征的复合特征描述子, 能够鲁棒地在待配准点云上计算初始匹配点; 在刚性变换计算阶段, 采用全局性的配准方法, 可以快速、鲁棒地计算出待配准点云之间的刚性变换矩阵。在一系列合成点云数据和真实点云数据上的配准实验, 验证了本文方法的有效性和鲁棒性。

1 点法向估计

点云曲面的点法向信息能够准确地刻画原始曲面的朝向, 且相邻点之间的法向差异能够反映出曲面上的局部形状变化。准确的点法向信息是提取点云特征描述子的基础。然而, 由于噪声的干扰, 估计的点法向通常杂乱无章, 并不能准确地表示原始曲面的朝向。因此, 为了鲁棒地计算点法向信息, 提出一种基于全变分和各向异性二阶算子的点法向估计方法, 其内容包括初始点法向计算、点法向估计模型构建和求解。需要说明的是, 本节估计点法向后不需要重建点的位置。

1.1 初始点法向计算

利用深度图像生成的点云属于结构化的点云,

即三维点之间的邻接关系可以通过深度图像上像素之间的邻接关系确定。基于已知的邻域关系, 计算每帧点云的初始法向量, 即

$$\bar{N}_{u,v} = \rho(\mathbf{p}_{u+1,v} - \mathbf{p}_{u,v}) \times (\mathbf{p}_{u,v+1} - \mathbf{p}_{u,v}).$$

其中, $\mathbf{p}_{u,v}$ 表示像素 (u,v) 对应的三维点; $N_{u,v}$ 表示点 $\mathbf{p}_{u,v}$ 的法向量; 单位化函数 $\rho(\mathbf{x}) = \mathbf{x} / \|\mathbf{x}\|$ 。

1.2 基于全变分和二阶算子的点法向估计模型构建

Avron 等^[23]通过使用 L_1 范数在点法向的变化域中引入稀疏性优化点法向信息, 有效地去除了噪声, 同时较好地保持了曲面上尖锐特征处的点法向变化。然而, 由于非线性区域的点法向变化不具有稀疏性, 该方法不可避免地破坏了非线性光滑区域的法向变化, 甚至产生了“阶梯”现象^[24-25]。为了解决这一问题, 构建了基于全变分和各向异性二阶算子的点法向估计模型, 以同时保持曲面上的尖锐和非线性光滑特征。

假设采集的任意深度图像大小为 $M \times N$, 其对应生成的点云 P 可以看成是一个结构化的点集 $\{\mathbf{p}_{i,j}\}_{i=1,j=1}^{M,N}$ 。对于任意点 $\mathbf{p}_{i,j}$, 本文定义其一环邻域为 $\Omega(i,j) = \{\mathbf{p}_{i-1,j}, \mathbf{p}_{i+1,j}, \mathbf{p}_{i,j-1}, \mathbf{p}_{i,j+1}\}$ 。进一步地, 定义与点 $\mathbf{p}_{i,j}$ 相连的边集合为 $e(i,j) = \{e = (\mathbf{p}_{i,j}, \mathbf{p}) : \mathbf{p} \in \Omega(i,j)\}$, 所有点的边集合构成集合 $E = \{e(i,j)\}_{i=1,j=1}^{M,N}$ 。近年来, Liu 等^[26]在点云上设计了如图 1 所示的辅助几何结构 l , 并创新地定义了点云上依附于该结构的各向异性二阶算子, 具体定义为 $(Du)_l = (w_j + w_k)\mathbf{u}_i - w_j\mathbf{u}_j - w_k\mathbf{u}_k$ 。其中, \mathbf{u} 为定义在点上的信号。当算子中的权系数均为 1 时, 该算子即退化成各向同性二阶算子。

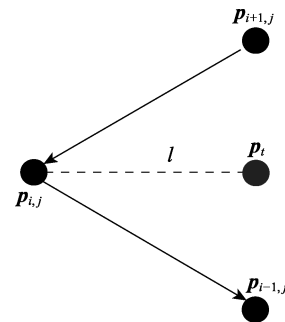


图 1 辅助几何结构 l

基于各向异性二阶算子, 文献[26]在稀疏优化理论的框架下提出的点法向估计方法能够较好地恢复非线性光滑特征, 但在噪声尺度较大的情况下可能模糊尖锐特征。为了解决大噪声下尖锐

特征容易被模糊这一难点问题, 本文提出基于全变分和各向异性二阶算子的点云法向估计模型, 即

$$\min_{N \in C} \left\{ \sum_{e \in E} \eta(e) w_e \|(\nabla N)_e\| + \frac{\beta}{2} \sum_{l \in L} \eta(l) \|(DN)_l\|^2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{i,j} \tau(p_{i,j}) \|N_{i,j} - \bar{N}_{i,j}\|^2 \right\} \quad (1)$$

其中, $\eta(e)$ 表示边 e 的长度; $\eta(l)$ 表示线 l 的长度; $\tau(p_{i,j})$ 表示以点 $p_{i,j}$ 为圆心并且以边集合 $e(i,j)$ 中所有边的平均长度为半径的圆盘的面积; L 表示点云上所有辅助几何结构线的集合; $C = \{N_i : \|N_i\| = 1\}$; α 和 β 为 2 个用于调节各项权重的参数; $(\nabla N)_e$ 表示定义在边 e 上的一阶算子.

1.3 点法向估计模型求解算法

由于式(1)中的点法向估计模型不可导并且包含非线性约束条件, 直接解算该问题非常困难. 受已有工作的启发^[24-26], 本文提出基于变量分离法和增广拉格朗日法的求解算法, 接下来介绍具体的求解过程.

首先引入辅助变量 Y 将式(1)改写成等式约束问题, 即

$$\begin{cases} \min_{N, Y} \left\{ \sum_{e \in E} \eta(e) w_e \|Y_e\| + \frac{\beta}{2} \sum_{l \in L} \eta(l) \|(DN)_l\|^2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{i,j} \tau(p_{i,j}) \|N_i - \bar{N}_i\|^2 + \psi(N) \right\} \\ \text{s.t. } Y = \nabla N \end{cases} .$$

其中,

$$\psi(N) = \begin{cases} 0, & N \in C \\ +\infty, & \text{其他} \end{cases} .$$

进一步地, 该问题的增广拉格朗日函数可以表达为

$$\begin{aligned} L(N, Y; \mu) = & \sum_{e \in E} \eta(e) \|Y_e\| + \frac{\beta}{2} \sum_{l \in L} \eta(l) \|(DN)_l\|^2 + \\ & \frac{\alpha}{2} \sum_{i,j} \tau(p_{i,j}) \|N_i - \bar{N}_i\|^2 + \psi(N) + \\ & \sum_{e \in E} \eta(e) w_e [\mu_e \cdot (Y_e - (\nabla N)_e)] + \\ & \frac{t}{2} \sum_{e \in E} \eta(e) w_e \|Y_e - (\nabla N)_e\|^2 \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\mu = \{\mu_e\}$ 为拉格朗日乘子; t 为大于零的惩罚系数. 值得注意的是, 式(1)中极小化问题等价于极小化式(2)中函数. 该极小化问题的求解过程可以分为关于变量 N 和 Y 的 2 个子问题交替进行求解.

(1) N 子问题

$$\min_N \left\{ \frac{\beta}{2} \sum_{l \in L} \eta(l) \|(DN)_l\|^2 + \frac{\alpha}{2} \sum_{i,j} \tau(p_{i,j}) \|N_i - \bar{N}_i\|^2 + \psi(N) + \frac{t}{2} \sum_{e \in E} \eta(e) w_e \left\| (\nabla N)_e - \left(Y_e + \frac{\mu_e}{t} \right) \right\|^2 \right\} \quad (3)$$

由于约束项 $\psi(N)$ 不可导, 该问题难以求解. 本文采用逼近策略^[27]进行求解, 即忽略约束项 $\psi(N)$, 通过二次优化问题的一阶最优条件构建稀疏线性系统, 并采用成熟的软件包(如 Eigen, Taucs 和 MKL 等工具)进行求解, 最后, 将中间解投影到单位球表面得到最终的解.

(2) Y 子问题

$$\min_Y \sum_{e \in E} \eta(e) \|Y_e\| + \frac{t}{2} \sum_{e \in E} \eta(e) w_e \left\| Y_e - \left((\nabla N)_e - \frac{\mu_e}{t} \right) \right\|^2 \quad (4)$$

通过观察可以发现变量 Y_e 之间相互独立, 因此, 基于变量 Y_e 分解式(4)问题为更为简单的问题

$$\min_{Y_e} \|Y_e\| + \frac{t}{2} \left\| Y_e - \left((\nabla N)_e - \frac{\mu_e}{t} \right) \right\|^2 .$$

通过分析, 该问题存在封闭解为

$$Y_e = \max \left(0, 1 - \frac{1}{v \|w\|} \right) w \quad (5)$$

其中,

$$\begin{cases} v = t \\ w = (\nabla N)_e - \frac{\mu_e}{t} \end{cases} .$$

上述求解过程可以归纳为如下.

输入. 点云 P .

输出. 估计的法向量 N .

Step1. 计算点云的初始法向量 \bar{N} , 并令 $\mu = \mathbf{0}$.

Step2. 迭代至算法收敛:

Step2.1. 求解 N 子问题: 固定 (μ, Y) , 根据式(3)计算并单位化 N ;

Step2.2. 求解 Y 子问题: 固定 (μ, N) , 根据式(5)计算 Y ;

Step2.3. 更新拉格朗日乘子 μ .

算法收敛条件为其达到最大迭代次数, 或者相邻 2 次迭代的法向差异小于给定的阈值.

1.4 有效性评价

为了客观地评价所提点法向估计方法的有效性, 本文进行了多组点云法向估计实验, 并且与现有的

几种先进方法进行了比较, 具体包括 MRPCA^[28], RIMLS^[29]和 L_0 ^[30]. 为了清晰地显示不同方法的特点, 本文在展示点法向估计结果时采用点位置更新方法^[26]重建点云. 图 2 和图 3 展示了上述点法向估计方法的实验结果, 可以清楚地看到, 这些方法均能有效地去除噪声. 然而, MRPCA 和 L_0 方法在非线性光滑区域产生了比较明显的“阶梯”现象, 如图 2b、图 2d、图 3b 和图 3d 所示. 而 RIMLS 方法模糊了尖锐特征, 如图 2c 和图 3c 所示. 与上述方法不同的是, 本文的点法向估计模型由于包含一阶稀疏正则项和二阶光滑项, 因而能够同时恢

复尖锐和非线性光滑特征, 如图 2e 和图 3e 所示. 进一步地, 本文在表 1 中统计了点云法向估计前后的平均角度误差. 可以看出, 本文方法的误差数值均小于其他 3 种对比方法, 定量地说明了其有效性. 另外, 为了展示上述求解算法的收敛性, 本文在图 4 中展示了 Block 点云法向估计过程中点法向估计模型的能量变化曲线. 可以看出, 能量数值在 20 次迭代时已经大幅下降, 并且在 60 次迭代时达到收敛状态. 这是由于在迭代过程中, 本文方法通过极小化 N 子问题和 Y 子问题均能使当前计算的能量不超过上一步迭代的能量大小, 直到算法收敛.

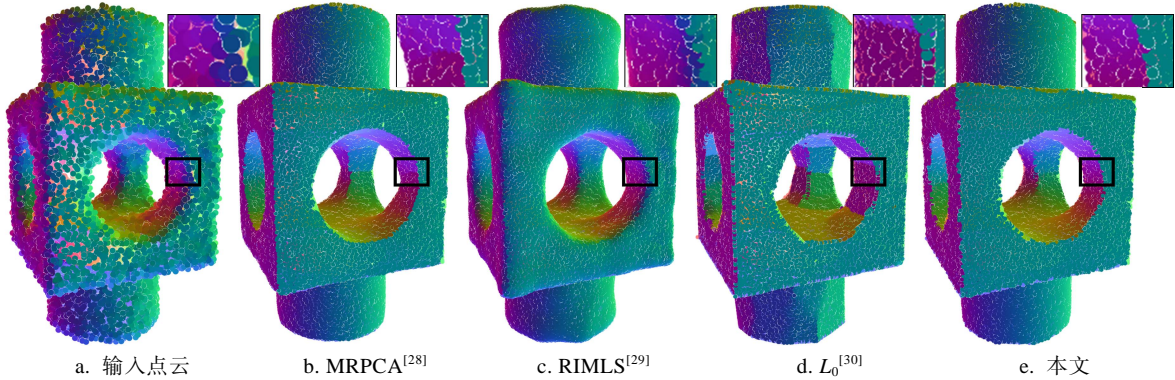


图 2 Block 点云 ($\sigma = 1.5\%$) 上 4 种方法的法向估计结果

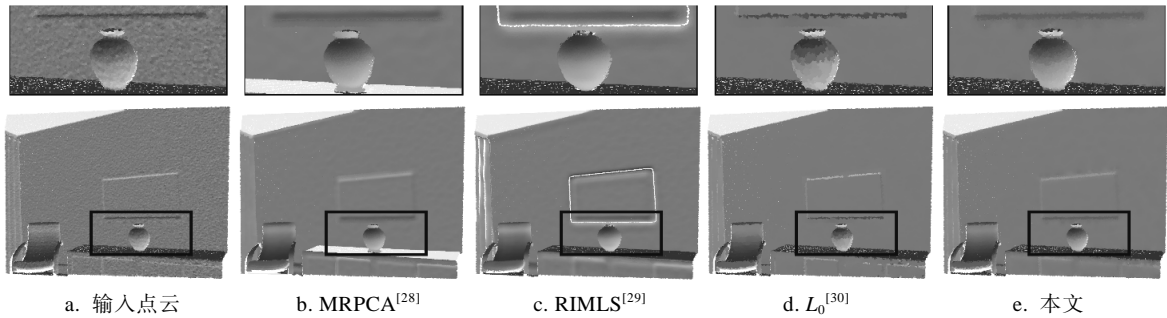


图 3 RGB-D 点云 ($\sigma = 0.25\%$) 上 4 种方法的法向估计结果

表 1 不同方法点云法向估计误差对比

点云模型	MRPCA ^[28]	RIMLS ^[29]	L_0 ^[30]	本文
Block	0.085	0.138	0.082	0.069
RGB-D	0.151	0.068	0.026	0.024

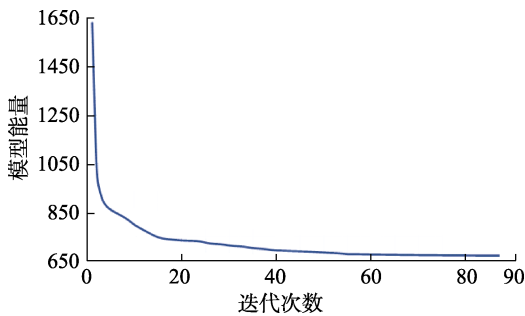


图 4 点法向估计模型的能量变化曲线

2 初始匹配点计算

匹配点指待配准点云之间描述三维空间中同一位置的点对. 建立准确的匹配点是将不同视角获取的点云配准到统一坐标系下的基础. 基于估计的点法向信息, 本文提出一种联合纹理和几何信息的初始匹配点计算方法, 主要内容包括复合特征描述子构建和匹配点计算.

由于真实场景中存在纹理稀疏的区域, RGB 图像上的二维图像特征稀少, 且 RGB-D 相机容易受环境因素(如光照)的干扰, 点云上同时存在多种类型、不同尺度的噪声. 因此, 单纯利用 RGB 图像上的纹理信息或点云上的几何特征均无法鲁棒

地建立待配准点云之间的匹配点. 基于上述分析, 本文联合纹理和几何信息, 设计一种复合特征描述子. 对于任意点 p , 该描述子的具体形式为 $f^p = (\alpha f_{2D}^p, (1-\alpha)f_{3D}^p)$. 其中, f_{2D}^p 为 RGB 图像上归一化后的加速鲁棒特征 (speed up robust feature, SURF) 向量^[31], 该二维特征主要由图像的纹理信息构建; f_{3D}^p 为点云上归一化后的快速点特征直方图 (fast point feature histogram, FPFH) 向量, 由点的位置和点法向等信息构建^[32]; α 为平衡纹理特征和几何特征重要性的权重参数, 其取值范围为 $[0, 1]$. 在实际配准过程中, α 的取值策略与扫描获取的 RGB-D 数据类型密切相关. 由于类型多样, 本文给出 3 种一般性的参数设置策略: (1) 当扫描场景获得的 RGB 图像纹理特征非常稀疏、点云数据完整且噪声尺度较小时, 设置 $\alpha = 0$, 即只使用几何特征参与匹配点计算; (2) 当扫描场景获得的 RGB 图像纹理特征丰富、点云数据缺失严重或噪声尺度较大时, 设置 $\alpha = 1$, 即只使用纹理特征参与匹配点计算; (3) 其他情况, 设置 $\alpha = 0.5$, 即纹理特征和几何特征共同参与匹配点计算. 因此, 对于任意点云 P , 其特征向量集合可以计算为 $F(P) = \{f^p : \forall p \in P\}$.

假设待配准的 2 片点云数据为 A 和 B , 提取的特征向量集合为 $F(A)$ 和 $F(B)$. 对于任意点 $a \in A$, 可以从集合 $F(B)$ 中搜索距离向量 f^a 最近的特征向量构成一对匹配点. 类似地, 对于任意点 $b \in B$, 可以从集合 $F(A)$ 中搜索距离向量 f^b 最近的特征向量构成一对匹配点. 为了加速上述搜索过程, 本文在特征向量空间建立 K -D 树. 另外, 为了保证匹配点的准确性, 可以对集合中的匹配点执行相互性验证等操作, 进一步剔除误匹配点.

前文仅针对点法向进行了优化, 为了验证复合特征描述子的有效性, 本文将采用不同点法向计算的复合特征用于配准实验 (采用第 3 节中的刚性变换计算方法), 并且比较配准结果, 如图 5 所

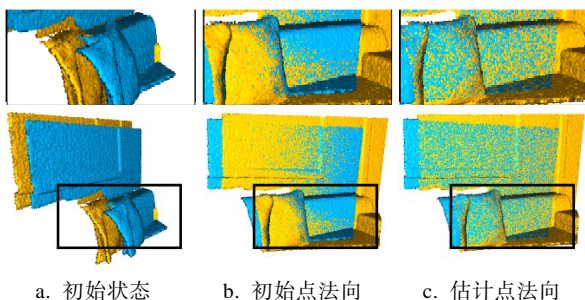


图 5 采用 2 种法向的点云配准结果

示. 从图 5b 中可以看出, 采用初始点法向获得的配准结果中 2 片点云之间仍存在较大的差异. 相反地, 从图 5c 中可以看出, 采用估计点法向能够更好地实现点云配准. 这说明, 在点云包含大尺度噪声的情况下, 本文的复合特征描述子仍然可以准确地配准点云.

3 刚性变换计算

传统基于 ICP 的刚性变换计算方法通常包含 3 个步骤.

Step1. 利用 SVD 方法极小化目标函数

$$E(T) = \sum_{i=1}^n w_i \|(p_i - Tq_i)\|^2 \quad (6)$$

计算待配准点云之间的刚性变换 T . 其中, p_i 和 q_i 为匹配点对; $w_i \geq 0$ 为每个匹配点对的权重.

Step2. 利用求解出的变换矩阵 T 将点云 B 变换到点云 A 所处的坐标系中, 得到新点云 B' .

Step3. 根据距离最近的原则更新匹配点, 并判断式(6)中的目标函数是否收敛. 上述方法是一个迭代逼近真实值的过程, 能够在给定初始对应关系的情况下, 逐步计算出刚性变换矩阵. 然而, 在每次迭代过程中, 算法均需要执行近邻搜索以更新对应关系, 耗费大量的时间和计算资源.

为了避免上述缺陷, 实现快速、鲁棒的点云配准, 文献[19]引入 Geman-McClure 函数将刚性变换计算问题建模为

$$E(T) = \sum_{(p_i, q_i)} \rho(\|(p_i - Tq_i)\|) \quad (7)$$

其中, (p_i, q_i) 属于预先计算出的初始匹配点集合 S_2 中的元素; Geman-McClure 函数 $\rho(\cdot)$ 的形式为 $\rho(x) = \mu x^2 / (\mu + x^2)$, μ 为常数. 由于极小化式(7)中的目标函数不能直接求解, 可以利用文献[33]算法将该函数改写为

$$E(T, L) = \sum_{(p, q)} l_{p, q} \|p - Tq\|^2 + \sum_{(p, q)} \psi(l_{p, q}) \quad (8)$$

其中, $\psi(l_{p, q}) = \mu(\sqrt{l_{p, q}} - 1)$; $L = \{l_{p, q}\}$. 式(8)中的目标函数需要优化 2 个变量 T 和 L , 而它们的最优值分别可以通过一阶最优条件和 Gauss-Newton 法求解. 由于目标函数中采用了 Geman-McClure 函数进行建模, 可以在一定程度上消除误匹配点对结果的影响, 因而不需要反复更新对应关系. 该方法比传统的 ICP 算法效率更高, 而且对噪声具有一定的鲁棒性.

4 实验结果与分析

为了验证方法的有效性和鲁棒性, 将本文点云配准方法在多组点云数据配准实验中进行测试, 并从可视化效果和数值误差 2 个方面与现有的几种先进配准方法进行比较, 包括 PCL^[32], Super4PCS^[17], GoICP^[34], GoICP-Trim^[34]和 FGR^[19]. 本文实验中添加的高斯噪声的均值为 0、标准差为点云数据最小包围盒对角线长度的 σ 倍. 值得指出的是, 在处理普通点云数据时, 本文方法选择使用邻域点集构建点云法向估计模型, 并且仅使用 FPFH 算子计算初始匹配点. 本文实验所使用的 RGB-D 图像数据来源于 ICL-NUIM 数据集中的 living room 部分的数据^[35], TUM 计算机视觉组中的 Teddy, Desk 部分的数据^[36]. 对比实验均在一台 CPU 为 Intel Core i7-6700HQ, 主频 2.6 GHz, 8 GB 内存, NVIDIA GeForce GTX960M 显卡的笔记本电脑上进行. 本文方法是在 Windows 10 操作系统上, 在以 Visual Studio 2015 为开发环境下实现的. 其中, 图像处理部分基于 OpenCV-2.4.13 图像处理库实现, 点云处理部分则是基于 PCL-1.8 点云处理库实现.

4.1 视觉效果比较

本文分别在单物体点云和场景点云 2 种不同类型的点云数据上进行配准实验, 并从结果点云的视觉效果定性比较各方法. 图 6 展示了场景点云对应的 RGB 图像. 表 2 统计了本文采用的点云配准实验数据的规模. 值得一提的是, 单物体点云

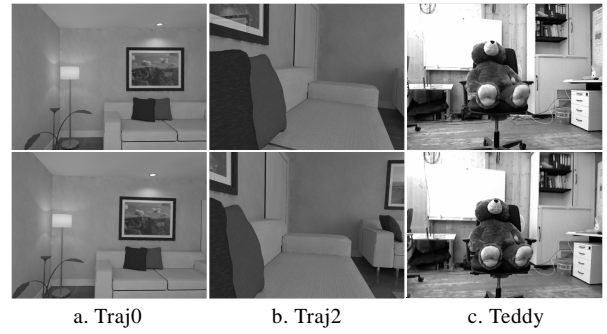


图 6 RGB-D 场景点云数据对应的 RGB 图像

表 2 不同模型点云实验数据规模

模型	点数	
	点云 A	点云 B
Bimba	15458	17102
Bunny	15446	14806
Traj0	307200	307200
Traj2	307200	307200
Teddy	246367	249536

缺乏对应的 RGB 图像, 单物体点云配准实验可以评价点法向估计对点云配准结果的影响.

图 7 展示了 6 种方法在具有较大的位移和旋转差异的单物体点云数据上的配准结果. 从配准结果可以看出, PCL, FGR 和本文方法都能够较好地实现配准, 如图 7b、图 7f 和图 7g 所示. 相反地, 虽然 Super4PCS, GoICP, GoICP-Trim 方法能够有效地消除 2 片待配准点云之间的旋转差异, 但是它们产生的结果仍存在一定的位移差异, 如图 7c、图 7d 和图 7e 所示.

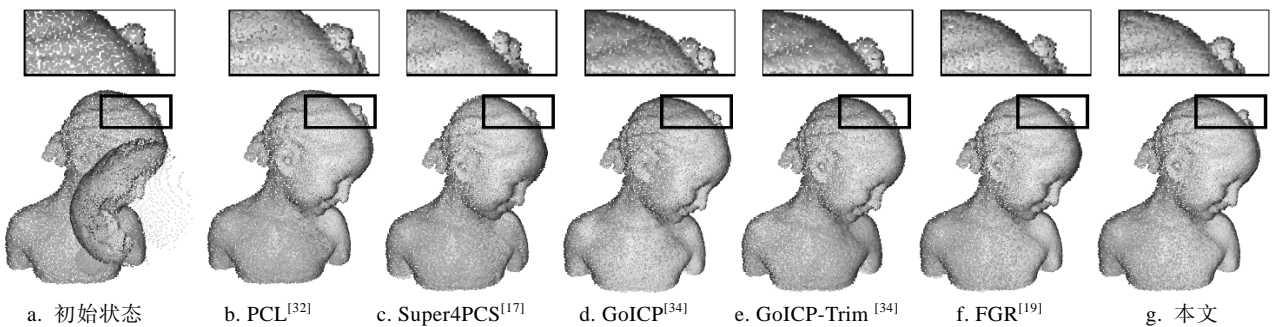


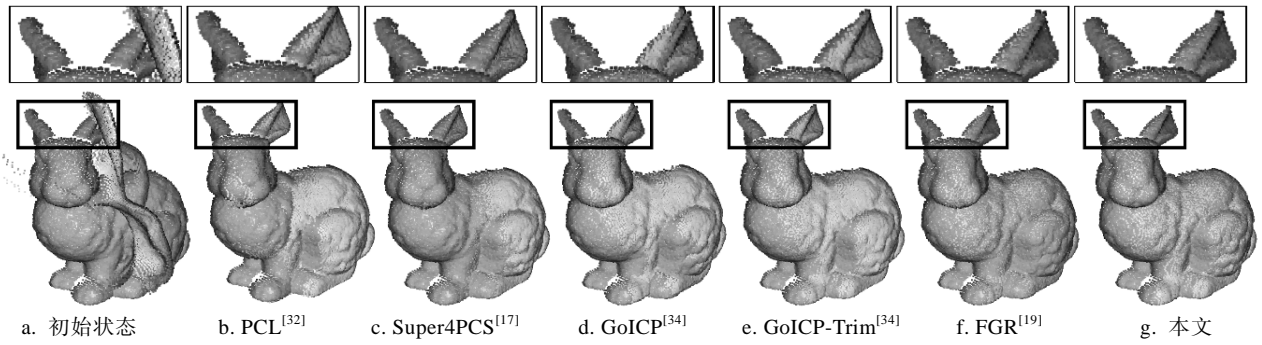
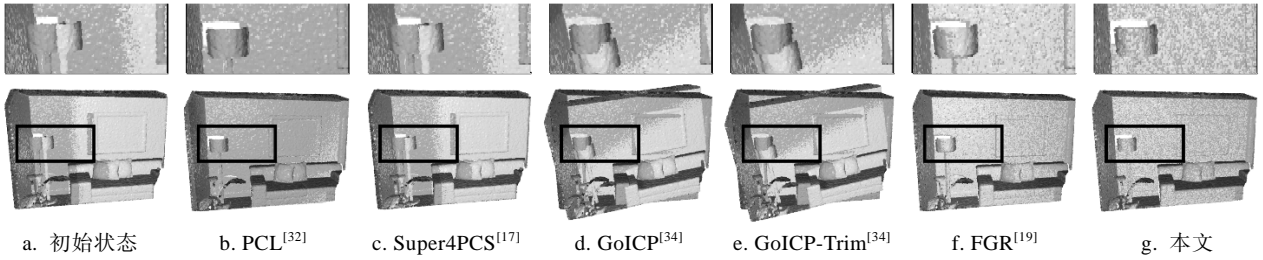
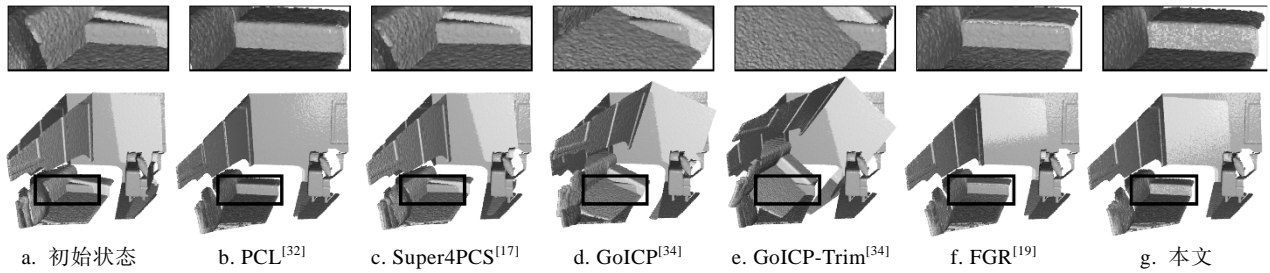
图 7 Bimba 点云 ($\sigma=0.5%$) 上 6 种方法的配准结果

图 8 给出了 6 种方法在具有较大旋转差异的单物体点云数据上的配准结果. 从配准结果可以看出, 除了图 8d 所示的 GoICP 方法, 其他方法均能较好地配准 2 片点云.

图 9 展示了 6 种方法在具有较大位移差异的 RGB-D 扫描点云数据上的配准结果. 从配准结果可以看出, PCL, FGR 和本文方法能够较好地实现配

准, 如图 9b、图 9f 和图 9g 所示. 由于噪声的影响, Super4PCS, GoICP 和 GoICP-Trim 方法均不能得到令人满意的结果, 如图 9c、图 9d 和图 9e 所示.

图 10 展示了 6 种方法在具有较大旋转差异的 RGB-D 扫描点云数据上的配准结果. 从配准结果可以看出, PCL, FGR 和本文方法能够较好地实现配准, 如图 10b、图 10f 和图 10g 所示. 而 Super4PCS,

图 8 Bunny 点云($\sigma=0.25\%$)上 6 种方法的配准结果图 9 Traj0 点云($\sigma=0.5\%$)上 6 种方法的配准结果图 10 Traj1 点云($\sigma=0.25\%$)上 6 种方法的配准结果

GoICP 和 GoICP-Trim 方法仍然不能得到令人满意的结果,如图 10c、图 10d 和图 10e 所示.

图 11 展示了 6 种方法在具有较大真实噪声和孔洞的 RGB-D 扫描点云数据上的配准结果.从配准结果可以看出,PCL,FGR 和本文方法能够较好地实现配准,如图 11b、图 11f 和图 11g 所示.同样地,Super4PCS,GoICP 和 GoICP-Trim 方法仍然不能得到令人满意的结果,如图 11c、图 11d 和图 11e 所示.

图 12 展示了本文与较新的配准方法 Symmetric

ICP^[37]在处理具有较大噪声且存在较大平移和旋转的 RGB-D 扫描点云时的配准结果.从图 12 中可以看到,本文方法仍然可以鲁棒、准确地配准点云,而 Symmetric ICP^[37]没有取得理想的配准结果.

综上所述,PCL,FGR 和本文方法均能在上述 5 组实验中表现出较好的配准性能.然而,从图 13 的配准误差统计中可以发现,本文方法在不同点云数据上的配准误差总是最小的.因此,本文方法的配准性能优于所有的对比方法.

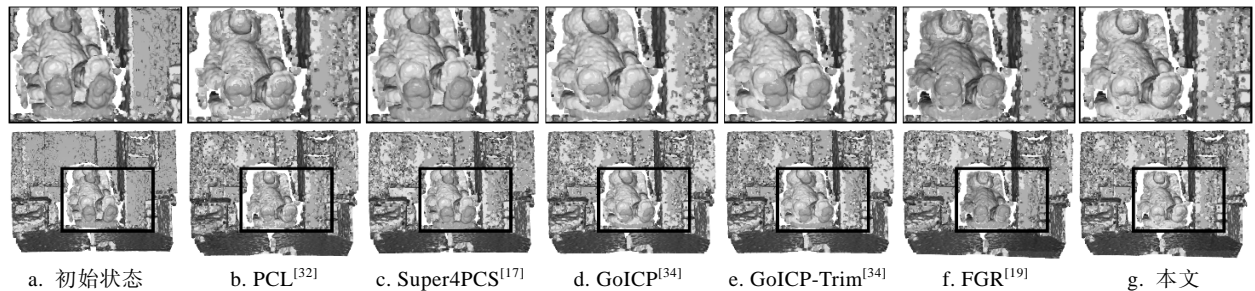


图 11 Teddy 点云上 6 种方法的配准结果

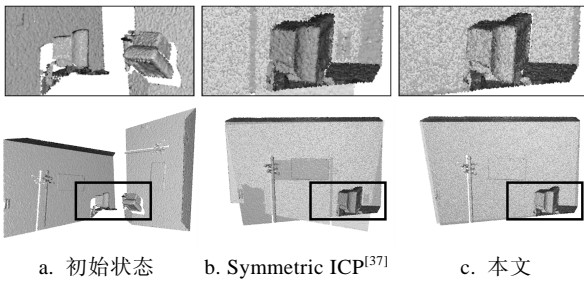


图 12 本文与 Symmetric ICP 方法对比

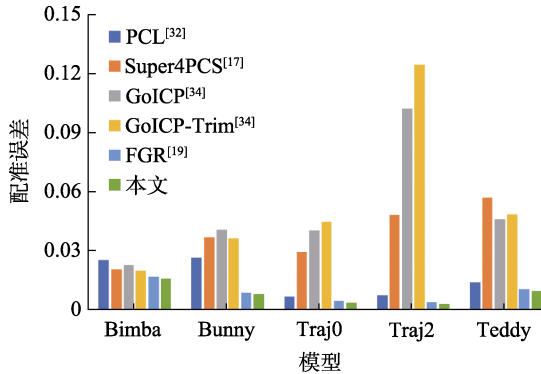


图 13 6 种方法的配准误差对比

4.2 配准误差比较

为了定性地评价配准方法的精度, 本文进一步计算上述配准结果的数值误差, 即

$$\varepsilon = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \|(p_i - Tq_i)\|^2.$$

其中, (p_i, q_i) 为匹配点; K 为匹配点对数目; T 为最终获得的刚性变换矩阵. 该误差度量统计了配准结果点云上匹配点之间的平均距离, 能够定量地衡量配准方法的性能. 从图 13 所示不同方法在上述 5 组数据上的配准误差可以看出, 本文方法在上述所有点云数据上的配准误差均最小, 其次是 FGR 的配准误差. 结合配准结果的可视化对比可知, 本文方法通过估计正确的点云法向并结合纹理信息计算初始匹配点, 能够更加鲁棒地实现点云配准. 除此之外, GoICP 和 GoICP-Trim 在大部分数据上的配准误差均是最大的. 结合前文中配准结果的视觉效果对比可知, 它们不能鲁棒地处理包含噪声的点云数据. 另外, 值得一提的是, Super4PCS 在配准 Teddy 数据时产生的数值误差大于其他对比方法, 说明 Super4PCS 并不能鲁棒地处理包含真实噪声和孔洞的点云数据.

除此之外, 表 3 中统计了各方法分别在上述 5 组点云配准实验中所消耗的时间. 从表 3 可以看出, FGR 的效率最高; 本文方法在处理规模较小的数据(Bimba, Bunny)时的效率较高, 而在处理规模

较大的数据(Traj0, Traj1, Teddy)时效率较低. 这是由于本文方法在点云法向估计过程中需要解算较大规模的线性系统, 耗费了较多的时间, 但本文方法仍然能够在可接受的时间范围内鲁棒地实现点云配准.

表 3 6 种方法处理不同模型的耗时对比 s

方法	模型				
	Bimba	Bunny	Traj0	Traj2	Teddy
PCL ^[32]	9.29	5.49	5.54	6.03	5.80
Super4PCS ^[17]	92.73	93.50	125.25	229.95	682.75
GoICP ^[34]	48.68	25.68	23.78	26.70	24.07
GoICP-Trim ^[34]	112.01	84.71	23.64	24.67	24.18
FGR ^[19]	0.23	0.19	0.66	0.25	1.26
本文	3.41	2.54	268.70	276.35	50.10

5 结 语

本文提出了一种鲁棒的基于 RGB-D 图像的刚性点云配准方法. 首先, 通过一种基于全变分和各向异性二阶算子的点法向估计模型, 计算出准确的点法向信息; 其次, 通过一种联合纹理信息和几何信息的复合特征描述子及几种典型场景的构建策略, 计算出待配准点云之间的初始匹配点; 最后, 通过一种基于非凸函数的全局优化方法, 计算出待配准点云间的刚性变换参数. 在多组点云数据上进行配准实验, 结果表明, 本文方法能够鲁棒地配准包含噪声的点云数据, 并且在视觉效果和数值误差 2 个方面均超过了现有的先进配准方法. 此外, 本文方法也存在一定的局限性, 如处理大规模真实场景点云数据时需要在点法向估计步骤消耗较多的时间. 下一步的工作将研究点法向估计方法的加速策略.

参考文献(References):

- [1] Mei Feng, Liu Jing, Li Chunpeng, *et al.* Improved RGB-D camera based indoor scene reconstruction[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(10): 1366-1373(in Chinese)
(梅峰, 刘京, 李淳芃, 等. 基于 RGB-D 深度相机的室内场景重建[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(10): 1366-1373)
- [2] Cui Y, Chang W, Nöll T, *et al.* KinectAvatar: fully automatic body capture using a single Kinect[C] //Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2012: 133-147
- [3] Jin Xin, Sun Weidong. Texture mapping of 3D scenes based on

- the laser-synchronized visual image[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(z3): 2083-2085(in Chinese)
(金鑫, 孙卫东. 基于激光同步扫描图像的三维景物纹理映射[J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(z3): 2083-2085)
- [4] Chen Hui, Ma Shiwei, Andreas Nuechter. Non-synchronous point cloud algorithm for 3D reconstruction based on laser scanning and SFM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 17(5): 1148-1157(in Chinese)
(陈辉, 马世伟, Andreas Nuechter. 基于激光扫描和 SFM 的非同步点云三维重构方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 17(5): 1148-1157)
- [5] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256
- [6] Newcombe R A, Izadi S, Hilliges O, *et al.* KinectFusion: real-time dense surface mapping and tracking[C] //Proceedings of the 10th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2011: 127-136
- [7] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm[C] //Proceedings of the 3rd International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2001: 145-152
- [8] Bylow E, Sturm J, Kerl C, *et al.* Real-time camera tracking and 3D reconstruction using signed distance functions[C] //Proceedings of the Robotics: Science and Systems. Cambridge: MIT Press, 2013: 1-9
- [9] Pan H L, Guan T, Luo Y W, *et al.* Dense 3D reconstruction combining depth and RGB information[J]. Neurocomputing, 2016, 175: 644-651
- [10] Takimoto R Y, Tsuzuki M D S G, Vogelaar R, *et al.* 3D reconstruction and multiple point cloud registration using a low precision RGB-D sensor[J]. Mechatronics, 2016, 35: 11-22
- [11] Endres F, Hess J, Engelhard N, *et al.* An evaluation of the RGB-D SLAM system[C] //Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 1691-1696
- [12] Henry P, Krainin M, Herbst E, *et al.* RGB-D mapping: using depth cameras for dense 3D modeling of indoor environments[M] //Experimental Robotics. Heidelberg: Springer, 2012: 477-491
- [13] Bouaziz S, Tagliasacchi A, Pauly M. Sparse iterative closest point[J]. Computer Graphics Forum, 2013, 32(5): 113-123
- [14] Aiger D, Mitra N J, Cohen-Or D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): Article No.85
- [15] Raguram R, Frahm J M, Pollefeys M. A comparative analysis of RANSAC techniques leading to adaptive real-time random sample consensus[C] //Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2008: 500-513
- [16] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Communications of the ACM, 1981, 24(6): 381-395
- [17] Mellado N, Aiger D, Mitra N J. Super 4PCS: fast global point-cloud registration via smart indexing[C] //Proceedings of the Computer Graphics Forum. New York: Wiley, 2014: 205-215
- [18] Li Zhun, Pan Xingzi, Dong Fangmin, *et al.* Robust point cloud registration algorithm for Taylor series criterion function[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(4): 784-790(in Chinese)
(李准, 潘幸子, 董方敏, 等. 泰勒级数准则函数鲁棒性点云配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(4): 784-790)
- [19] Zhou Q Y, Park J, Koltun V. Fast global registration[C] //Proceedings of the European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer, 2016: 766-782
- [20] Liu Guichao, Tang Yunchao, Zou Xiangjun, *et al.* Point cloud registration algorithm combined gaussian mixture model and point-to-plane metric[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2018, 30(4): 642-650(in Chinese)
(林桂潮, 唐昀超, 邹湘军, 等. 融合高斯混合模型和点到面距离的点云配准[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2018, 30(4): 642-650)
- [21] Sun Jiase, Chen Hao, Geng Guohua. Registration optimization algorithm for 3D cultural relics point cloud model[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2016, 28(7): 1068-1074(in Chinese)
(孙家泽, 陈皓, 耿国华. 三维文物点云模型配准优化算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(7): 1068-1074)
- [22] Han Baochang, Cao Junjie, Su Zhixun. Automatic point clouds registration based on regions[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015, 27(2): 313-319(in Chinese)
(韩宝昌, 曹俊杰, 苏志勋. 一种区域层次上的自动点云配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(2): 313-319)
- [23] Avron H, Sharf A, Greif C, *et al.* l_1 -sparse reconstruction of sharp point set surfaces[J]. ACM Transactions on Graphics, 2010, 29(5): Article No.135
- [24] Zhong S S, Xie Z, Wang W N, *et al.* Mesh denoising via total variation and weighted Laplacian regularizations[J]. Computer Animation and Virtual Worlds, 2018, 29(3/4): Article No.e1827
- [25] Zhong S S, Xie Z, Liu J Q, *et al.* Robust mesh denoising via triple sparsity[J]. Sensors, 2019, 19(5): Article No.1001
- [26] Liu Z, Xiao X W, Zhong S S, *et al.* A feature-preserving framework for point cloud denoising[J]. Computer-Aided Design, 2020, 127: Article No.102857
- [27] Zhang H Y, Wu C L, Zhang J Y, *et al.* Variational mesh denoising using total variation and piecewise constant function space[J]. IEEE Transactions on Visualization & Computer Graphics, 2015, 21(7): 873-886
- [28] Mattei E, Castrodad A. Point cloud denoising via moving RPCA[J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(8): 123-137
- [29] Oztireli A C, Guennebaud G, Gross M. Feature preserving point

- set surfaces based on non-linear kernel regression[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(2): 493-501
- [30] Sun Y J, Schaefer S, Wang W P. Denoising point sets via L_0 minimization[J]. *Computer Aided Geometry Design*, 2015, 35/36: 2-15
- [31] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. SURF: speeded up robust features[C] // *Proceedings of European Conference on Computer Vision*. Heidelberg: Springer, 2006: 404-417
- [32] Rusu R B, Blodow N, Beetz M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C] // *Proceedings of the International Conference on Robotics and Automation*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2009: 1848-1853
- [33] Black M J, Rangarajan A. On the unification of line processes, outlier rejection, and robust statistics with applications in early vision[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1996, 19(1): 57-91
- [34] Yang J L, Li H D, Campbell D, *et al.* Go-ICP: a globally optimal solution to 3D ICP point-set registration[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2016, 38(11): 2241-2254
- [35] Handa A, Whelan T, McDonald J, *et al.* A benchmark for RGB-D visual odometry, 3D reconstruction and SLAM[C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2014: 1524-1531
- [36] Sturm J, Engelhard N, Endres F, *et al.* A benchmark for the evaluation of RGB-D SLAM systems[C] // *Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 2012: 573-580
- [37] Rusinkiewicz S. A symmetric objective function for ICP[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2019, 38(4): Article No.85