

基于邻域曲率的分支定界点云配准方法

任小康, 石 珣

(西北师范大学 计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘 要: 点云配准是点云驱动图形学中的重要问题, 其配准精度与效率直接影响后期的建模. 针对多视角点云模型结合邻域曲率特征和分支定界方法提出一种新的点云配准算法. 引入归一化互相关系数度量点云邻域曲率相似度, 构造匹配点数组. 并用最小二乘模型求取点云配准变换参数得到初始配准参数; 通过分支定界法进行精准配准以得到全局最优解. 实验表明该算法对于曲率变化显著的点云能够快速收敛, 并且能够保证全局最优解.

关键词: 全局配准; 归一化互相关系数; 分支限界算法; 曲率

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)06-0007-04

Branch and Bound Point Cloud Algorithm Registration Based on Neighborhood Curvature Features

REN Xiao-kang, SHI Xun

(School of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Point cloud registration plays an important role in points-drive computer graphics as it affects modling quality directly. Aiming at the registration of multi-view point cloud data, It proposes a new registration method based on Branch and Bound(BNB)point cloud algorithm and neighborhood curvature features. The method introduces a new Zero -mean Normalized Cross-correlation Coefficient (ZNCC) to measure curvature similarity of the neighborhood of a point. The initial matching points is built. The transformation parameters of point cloud registration are obtained by the least square model, and the initial registration parameters are obtained . The global optimum solution is obtained by branch and bound method. The results show that the proposed algorithm can converge quickly to point clouds with apparent curvature features, and get the global optimum solution.

Key words: globally optimal registration; zero-mean normalized cross-correlation coefficient (ZNCC); branch and bound (BNB) ;curvature

1 引言

随着硬件设备的高速发展,点云驱动的图形学成为近年来的研究热点,其在逆向工程^[1]、虚拟现实^[2]、智能机器人^[3]等领域扮演着至关重要的角色.点云配准^[4]是将不同坐标系中的点云数据配准到同一坐标系下,其中点云数据是通过扫描设备获取的物体表面三维离散点集合.由于扫描设备的局限性,其只能扫描单一视角的点云数据,且运动轨迹未知,所以对点云数据进行配准操作是极其必要的.

针对多视角点云配准薛耀红等^[5]采用归一化互

相关系数度量曲率相似度,其方法会产生大量误匹配点对,张梅等^[6]结合迭代最近点^[7]方法提出了一种新的配准方法,提高了配准效率,本文结合分支定界法^[8]和 ZNCC 提出了一种新的配准方法,可以快速收敛到全局最优解.

2 邻域曲率法

2.1 计算邻域曲率

设相邻视角两片点云数据分别为 $D_1 = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$ 和 $D_2 = \{y_i, i = 1, \dots, m\}$, 本文通过点云的曲率不变特性来建立对应关系, 首先对 D_1 和 D_2 中

的每个点计算其曲率等相关信息并通过 ZNCC 度量曲率相似度得到初始点集,接下来采用最小二乘模型计算配准参数.基于 ZNCC 的邻域曲率方法^[9]描述如下:

(1) 对点云中任意一点 $x_0 \in D_1$ 设该点 k 邻域的二次曲面方程为

$$r(u, v) = \sum_{j=0}^2 \sum_{i=0}^2 Q_{ij} u^i v^j \quad (1)$$

通过文献[10] 计算该点的单位法向量 U 、高斯曲率 K 、平均曲率 H 、最大主曲率 k_1 和最小主曲率 k_2 ,以及相应的单位主方向向量.

(2) 通过约束条件初步过滤孤立点.

① 为了保证邻域曲面片类型相同,两片点云间对应点的平均曲率与高斯曲率方向要一致即

$$\begin{aligned} \text{sign}(K(x_i)) &= \text{sign}(K(y_i)) \\ \text{sign}(H(x_i)) &= \text{sign}(H(y_i)) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $\text{sign}()$ 是符号函数.

② 曲面模型中平面区域的特征不明显,故在匹配过程中不考虑平面点.即两点云满足

$$\begin{aligned} K(x_i) \cdot H(x_i) &> \alpha_1 \\ K(y_i) \cdot H(y_i) &> \alpha_2 \end{aligned} \quad (3)$$

式中, α_1 与 α_2 是充分小的阈值.

③ 主曲率相似度约束公式:

$$\begin{aligned} |k_1(x_i) - k_1(y_j)| / |k_1(x_i) + k_1(y_j)| &\leq \alpha_3 \\ |k_2(x_i) - k_2(y_j)| / |k_2(x_i) + k_2(y_j)| &\leq \alpha_4 \end{aligned} \quad (4)$$

将满足以上约束条件的点整合到集合 M 中.

(3) 引入 ZNCC 度量邻域曲率得到匹配点集.

设 $z^1 \in D_1$ 和 $z^2 \in D_2$ 分别是 x_i, y_i 附近的两点.

① 以 x_i 为原点并结合其单位法向量 U ,主方向向量 α 和 β 构成局部坐标系,同理构造 y_i 的局部坐标系.

② 将 x_1, y_1 投影到各自的局部坐标系的 UV 平面上,记作 p_1, p_2 ;并计算投影点与原点距离,记作 d_1, d_2 .

③ 选取 x_i 的 k 邻近点中与其最远的点和最近的点,并投影到局部坐标系的 UV 平面上,将投影点与原点距离分别记作 r_1, r_2 .

④ 若 $d_1 > r_1$ 或 $d_2 > r_1$,则认为 z_1 或 z_2 不是邻域内点,将其排除;若 $\|p_1 - p_2\| < r_2$,则 z_1, z_2 是邻域内对应点.

⑤ 运用 ZNCC 来度量点云的邻域曲率.约束表达式如下

$$Z_1(x_i, y_j) = \left[\sum_{l=1}^L (k_1(x_l) - \bar{k}_1^1) (k_1(y_l) - \bar{k}_1^2) \right] / \sqrt{\sum_{l=1}^L (k_1(x_l) - \bar{k}_1^1)^2 \sum_{l=1}^L (k_1(y_l) - \bar{k}_1^2)^2}$$

$$Z_2(x_i, y_j) = \left[\sum_{l=1}^L (k_2(x_l) - \bar{k}_2^1) (k_2(y_l) - \bar{k}_2^2) \right] / \sqrt{\sum_{l=1}^L (k_2(x_l) - \bar{k}_2^1)^2 \sum_{l=1}^L (k_2(y_l) - \bar{k}_2^2)^2} \quad (5)$$

式中, L 表示邻域点数量; $\bar{k}$ 表示均值; $\bar{k}$ 上角标取 1 表示 x_i 邻域内主曲率,取 2 表示 y_j 邻域内主曲率, $\bar{k}$ 下角标取 1 表示最大主曲率,取 2 表示最小主曲率.

⑥ 在集合 M 中,寻找与 x_i 邻域曲率相似度最高,且高于给定阈值 α_5 的点 $p^* \in D_2$ 作为 x_i 的唯一匹配点,即 p^* 满足

$$Z_1(x_i, d) + Z_2(x_i, d) \geq Z_1(x_i, y_j) + Z_2(x_i, y_j) \quad \forall y_j \in M;$$

$$[Z_1(x_i, d) + Z_2(x_i, d)] / 2 > \alpha_5 \quad (6)$$

式中, d 表示额外的对应点,将得出的点 d 加入到 M 中构成对应关系点集合.

2.2 估算初始配准参数

由得到的对应点集合 M 即可求解旋转矩阵 R 与平移向量 T 选取 (R, T) 使得满足 $|y_i - (Rx_i + T)|^2 < d$ 的匹配点对数目最多. d 的定义公式如下

$$d = \left(\sum_{i=1}^N |y_i - (R_0 x_i + t_0)|^2 \right) / N \quad (7)$$

式中, (R_0, t_0) 是使得相应 d 最小的变换参数.

3 分支定界法

3.1 刚性变换参数和距离误差模型

分支限界方法将三维刚性变换分解为两层空间进行搜索,外层搜索空间确定 3 个旋转角度,内层空间搜索确定 3 个平移向量.设定平移参数空间为 C_r ,旋转参数空间为 C_t ,由 $SE(3) = SO(3) * R^3$ 可知, $C_r * C_t$ 即为整个变换参数空间.

建立对应点间误差函数模型以度量匹配误差,表达式如下

$$E = \sum_{i=1}^n |x_i - Ry_i - t|^2 \quad (8)$$

式中, E 表示点云间距离误差; R 表示旋转矩阵; t 表

示平移向量;通过对对应点误差函数模型即可把配准问题转化为非线性最小二乘优化问题. 求取整片点云上下界表达式^[8]如下

$$E = \sum_{i=1}^n \max(e_i(\mathbf{R}, t) - (\mu_r + \mu_t), 0)^2$$
$$\bar{E} = \sum_{i=1}^n e_i(\mathbf{R}, t)^2 \tag{9}$$

式中, $\bar{E}$ 表示目标函数上界; E 表示目标函数下界; μ_r 表示旋转不确定量; μ_t 表示平移不确定量.

3.2 分支定界的配准法

采用优先队列搜索节点,即优先搜索下界值小的节点. 对于扩展后的节点,保留下界值小于当前最优误差的节点,否则剪枝. 设定一个阈值 σ 来限定当前最优误差 E 和节点误差下界 $\bar{E}$ 的差值,当达到阈值或者搜索层数达到设定的层数时停止扩展节点. 内嵌式分支限界算法^[11]如下

算法 1: 寻找最优旋转参数

输入点云数据 D_1, D_2 , 阈值 σ , 初始参数空间 C_r, C_t ; 输出全局最小误差 E^* , 对应旋转参数 r^* 和平移参数 t^* , 将 C_r 加入到优先队列 Q_r , 设置 $E^* = +\infty$, 从 Q_r 中读取具有最小下界 $\bar{E}_r$ 的参数空间, 如果 $E^* - \bar{E}_r < \sigma$ 则输出最小误差以及对应的参数, 否则将参数空间分解为 8 个子空间, 对每一个子空间执行以下步骤.

(1) 通过算法 2 计算 C_r 的上界 $\bar{E}_r$ 和相应的最优平移参数 t ; 如果 $\bar{E}_r < E^*$ 则以 $(r_0 t)$ 为初值运行 ICP 算法, 并更新 E^*, r^*, t^* .

(2) 通过算法 2 计算 C_r 的下界 E_r , 如果 $E_r \geq E^*$ 则舍弃 C_r , 继续循环, 否则将 C_r 加入到 Q_r 中.

算法 2: 在给定旋转空间下寻找平移最优解

输入点云数据 D_1, D_2 , 阈值 σ , 初始参数空间 C_t , 旋转参数 r_0 , 旋转不确定量 μ_r ; 输出最小误差 E_t^* , 对应平移参数 t^* , 将 C_t 加入到优先队列 Q_t , 设置 $E_t^* = E^*$, 从 Q_t 中读取具有最小下界 $\bar{E}_t$ 的参数空间, 如果 $E_t^* - \bar{E}_t < \sigma$ 则输出最小误差以及对应的参数, 否则将参数空间分解为 8 个子空间, 对每一个子空间执行以下步骤.

(1) 通过公式(9) 计算 C_t 的上界 $\bar{E}_t$; 如果 $\bar{E}_t < E_t^*$ 则更新参数 $E_t^* = \bar{E}_t, t^* = t_0$.

(2) 通过公式(9) 计算 C_r 的下界 E_t , 如果 $E_t \geq E_t^*$ 则舍弃 C_r , 继续循环, 否则将 C_t 加入到 Q_t 中.

4 实验与分析

实验采用斯坦福兔子模型作为点云配准数据. 实验对比了本文算法和文献[6] 算法的配准结果, 旨在验证算法效果. 对于阈值 α_1 和 α_2 设定一个大于零的充分小数, α_3 和 α_4 取 0.005 左右; α_5 取 0.7 ~ 0.8, σ 取 $0.001 * n$.

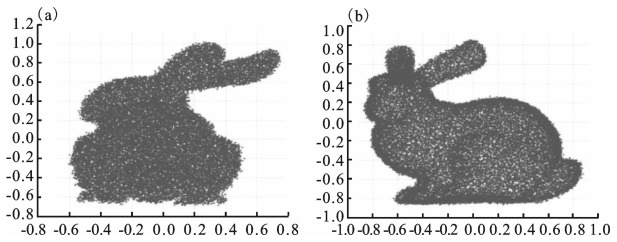


图 1 2 视角斯坦福兔子点云模型

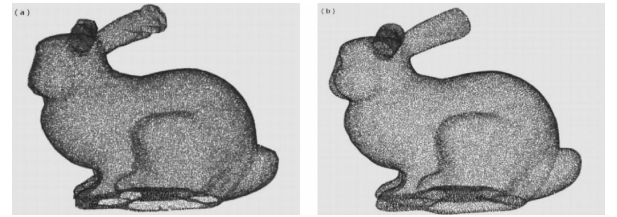


图 2 斯坦福兔子配准结果

采用两种算法对不同视角的斯坦福兔子进行配准. 图 1(a)所示点云包含 30 379 个数据点, 图 1(b)所示点云包含 35 947 个数据点. 图 2(a)是用文献[10]算法(NZCC-ICS)对图 1 两视角点云的配准结果, 图 2(b)是本文算法(NZCC-BNB)对图 1 两视角点云的配准结果, 比较两图可以看出, 本文配准效果更优.

对于 bunny 点云随机选取 9 个角度位置. 对于全部重合的情况本文算法收敛 9 次, 部分重合的情况本文算法收敛 6 次, 由此可验证 NZCC-BNB 全局算法能保证全部收敛成功. 两种算法的配准误差见表 1.

表 1 配准误差

算法	旋转误差	平移误差
NZCC-BNB	0.046 5	0.306 3
NZCC-ICS	0.047 0	0.308 2

5 结束语

引入归一化互相关系数度量邻域曲率特征,并采用分支定界方法搜索参数空间,不仅仅减少了异常点对配准收敛速率的影响,还可以保证全局最优解.基于邻域曲率和分支定界的方法在提高对异常点鲁棒性的同时也提高了点云的配准精度,但配准速率还有待提高.未来的工作是针对点云配准的速率方面进一步研究以期得到高速率高精度的实时全局配准方法.

参考文献:

- [1] 李波,李智,王祥凤.基于多角度点云数据的快速配准方法[J].微电子学与计算机,2017,34(2):123-127.
- [2] 赵沁平,周彬.虚拟现实研究综述与趋势[C]//中国计算机协会文集,2016.北京:机械工业出版社,2016:369-392.
- [3] 伍龙华,黄惠.点云驱动的计算机图形学综述[J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(8):1341-1353.
- [4] 周明全,耿国华.基于有界旋转角的点云配准算法[J].微电子学与计算机.2017,34(3):46-49.
- [5] 薛耀红,梁学章,马婷,等.扫描点云的一种自动配准方

法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(2):223-231.

- [6] 张梅,文静华.归一化互相关系数与迭代最近曲面片点云配准方法[J].计算机工程,2016,42(10):271-276.
- [7] 刘宇.基于微分信息的散乱点云拼合和分割[D].武汉:华中科技大学,2008:70-74.
- [8] Yang J, Li H, 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.
- [9] 张梅,文静华,杨滋荣.复杂曲面物体多视角激光点云3D建模关键技术研究[M].北京:科学出版社,2016.
- [10] 克利夫兰州立大学.微分几何及其应用[M].2版.陈智奇,译.北京:机械工业出版社,2006.
- [11] 刘通,罗天男,乔立岩,等.基于分支限界的三维曲面全局配准方法[J].仪器仪表学报,2016,37(8):1869-1877.

作者简介:

任小康 男,(1963-),硕士,教授,硕士生导师.研究方向为图形图像、多媒体信息处理.

石 珣(通信作者) 男,(1991-),硕士研究生.研究方向为三维图像处理. E-mail:471019001@qq.com.