

基于有界旋转角的点云配准算法

赵夫群^{1,2}, 周明全^{1,3}, 耿国华¹

(1 西北大学 信息科学与技术学院, 陕西 西安 710127; 2 咸阳师范学院 教育科学学院, 陕西 咸阳 712000; 3 北京师范大学 信息科学与技术学院, 北京 100875)

摘 要: 针对目前已有的三维点云配准算法不能很好地解决旋转角度变化较大的配准问题, 提出一种基于有界旋转角的配准算法. 首先根据刚体变换的低维性质将全局配准问题转化成区域配准问题, 通过区域划分、区域配准、求解组合系数、求解刚体变换等四个基本步骤实现初始配准; 然后在基本 ICP 算法的基础上通过设置旋转角度的边界来改进算法, 以达到精确配准的目的. 实验结果表明, 该算法具有精确、快速、鲁棒的特点, 并能避免噪声和外点的干扰, 适用范围更加广泛.

关键词: 点云配准; 有界旋转角; 区域划分; 刚体变换; 迭代最近点

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)03-0046-04

Point Cloud Registration Algorithm Based on Bounded Rotation Angle

ZHAO Fu-qun^{1,2}, ZHOU Ming-quan^{1,3}, GENG Guo-hua¹

(1 College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China;

2 College of Education Science, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China;

3 College of Information Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: In the paper, a registration algorithm based on bounded rotation angle is proposed to solve the problem of the existing 3D point cloud algorithm which can't complete registration with large rotation angle change. Firstly, the global registration is transformed into regional registration according to the low dimensional nature of the rigid body transformation, and it achieves initial registration through the four steps of region division, region registration, solving combination coefficient and solving rigid body transformation; Secondly, the basic ICP algorithm is improved by setting boundary for rotation angle to achieve fine registration. The experimental results show that the proposed algorithm in the paper is accurate, fast and robust, and it can avoid the interference of noises and outliers.

Key words: point cloud registration; bounded rotation angle; region division; rigid transformation; iterative closest point

1 引言

图像配准是图像融合的前提, 是数据处理的一个重要方面, 已经在三维重建、医学研究、军事等领域得到了广泛的应用. 通过三维扫描设备获得的物体表面数据是大量的离散数据点集合^[1], 我们称之为点云数据. 点云配准就是在两组点云数据集之间寻找三维刚体变换的过程, 一般分为两个阶段: 初始

配准和精确配准. 初始配准的主要目的是减小两组初始点云数据的旋转误差和平移误差, 为精配准提供良好的初始位置, 提高进一步配准的精度. 常用的初始配准方法主要有主方向贴合法^[2]、主成分分析法^[3]、基于法矢和曲率的方法^[4]等, 这些方法均是直接在点云数据上进行配准, 当数据量比较大时, 配准速度较慢. 本文采用基于区域层次上的配准算法^[5]进行点云数据的配准, 该方法通过对点云数据分区

的方式大大减少了点云配准的数量,而且在不影响配准精度的情况下,有效地提高了配准的速度。

精确配准的主要目的是进一步减小点云配准的误差。在精确配准阶段,应用最为广泛的算法是 Besl 等^[6]提出的迭代最近点 (Iterative Closest Point, ICP) 算法,该算法简单、配准精度高,但是对点云的初始位置要求较高,而且要求两组点云数据之间存在包含关系。针对以上问题,国内外研究者提出了很多改进的 ICP 算法^[7],本文采用一种基于有界旋转角的点云配准算法^[8]进行精确配准,克服了旋转角度变化所带来的问题,有效地提高了算法配准精度、鲁棒性和收敛速度,并能在一定程度上避免噪声和外点的干扰。

2 初始配准

本文的初始配准采用基于区域层次上的自动点云配准算法^[5],该算法分为区域划分、区域配准、求解组合系数、求解刚体变换等四个基本步骤。

首先,进行区域划分。对于待配准的两组点云数据,分别对其进行随机均匀采样,然后计算每个采样点的基于欧氏距离的 Voronoi 图作为划分的区域,即以均匀采样点为初始聚类中心,执行多次基于欧氏距离的 C-均值聚类,这样就可以将每组点云都划

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 + q_0q_3) & 2(q_1q_2 + q_0q_3) \\ q_0^2 + q_2^2 - q_1^2 - q_3^2 & 2(q_1q_3 - q_0q_2) & 2(q_2q_3 + q_0q_1) \\ 2(q_1q_3 + q_0q_2) & 2(q_2q_3 - q_0q_1) & q_0^2 + q_3^2 - q_1^2 - q_2^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $q_0 \geq 0$, $q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1$ 。 $\mathbf{R}$ 可以通过求解下面的约束优化问题求得:

$$\begin{cases} \min_{q_0, q_1, q_2, q_3} \|\mathbf{R}^* - \mathbf{R}\|_F^2 \\ s. t. \quad q_0 \geq 0, q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2 = 1 \end{cases} \quad (3)$$

通过以上步骤,就完成了两组点云数据的初始配准,此时两组点云数据基本对齐,下一步就可以进行精确配准了。

3 改进的 ICP 算法

本文采用的精确配准算法是基于有界旋转角的配准算法^[8],它是在基本 ICP 算法的基础上提出来的,通过设置旋转角度的边界来改进 ICP 算法。

3.1 ICP 算法

给定 $\mathbb{R}^2$ 中的两个点集 $M \triangleq \{\vec{m}_i\}, i = 1, 2, \dots, N_M$ 和 $D \triangleq \{\vec{d}_j\}, j = 1, 2, \dots, N_D$ 。 M 和 D 之间的配准就是计算 M 到 D 的最佳变换,数学公式表示

分成了一系列互不相交的区域。通常,划分的区域数目与物体的形状和点云的重叠比例有关,一般设置为 1 到 20 个。

其次,进行区域配准。与点云配准相比,区域配准是一种规模更小的配准过程,因此本文通过穷举法,将两组点云数据中的所有对应区域对进行配准,并按照配准后两个区域的重叠比例来评价配准的效果,由此得到最佳区域匹配。

再次,求解组合系数。这里通过引入可信性和一致性的概念,通过最大化能量函数来求解组合系数,能量函数的定义如下:

$$\begin{cases} E(\omega) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \omega_i \omega_j c_1(T_i, T_j) c_2(T_i, T_j) \\ s. t. \quad \sum_{i=1}^L \omega_i^2 = 1, \omega_i \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\omega = \{\omega_i\}_{i=1}^L$ 是待求解的组合系数, $c_1(T_i, T_j)$ 和 $c_2(T_i, T_j)$ 是可信性信息,即真实的全局刚体变换的可能性。

最后,求解刚体变换。通过求解组合系数得到的线性变换一般不是刚体变换,因此为了得到刚体变换就要将该变换分解成一个旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和一个平移向量 t ,这里的 $\mathbf{R}$ 可以用四元数法来表示,如下所示:

$$\min \sum_{i=1}^{N_M} \|F(\vec{m}_i) - \vec{d}_{c(i)}\|^2 \quad (4)$$

式中, $F(\vec{m}_i)$ 是 M 的点云变换, $\vec{d}_{c(i)}$ 是 D 中的对应点。

在刚体变换中, F 可表示为 $F(\vec{m}_i) = \mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}$, 其中 $\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ 是一个旋转矩阵, $\vec{t} \in \mathbb{R}^n$ 是一个平移向量。因此,点云配准问题的公式可描述如下:

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{R}, \vec{t}, c(i) \in \{1, 2, \dots, N_D\}} \sum_{i=1}^{N_M} \|(\mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}) - \vec{d}_{c(i)}\|^2 \\ s. t. \quad \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}_n, \det(\mathbf{R}) = 1 \end{cases} \quad (5)$$

ICP 算法的步骤可描述如下:

(1) 根据下面公式,对 M 中的每一个点,根据已知的刚体变换 R_k 和 $\vec{t}_k$ 在 D 中寻找最近点;

$$c_{k+1}(i) = \underset{c(i) \in \{1,2,\dots,N_D\}}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N_M} \|(\mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}) - \vec{d}_{c(i)}\|^2 \quad (6)$$

(2) 根据相关性 $\{i, c_{k+1}(i)\}$, 用下式计算新的旋转矩阵 $\mathbf{R}_{k+1}$ 和平移矢量 $\vec{t}_{k+1}$.

$$(\mathbf{R}_{k+1}, \vec{t}_{k+1}) = \underset{\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}, \vec{t} \in \mathbb{R}^n}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N_M} \|(\mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}) - \vec{d}_{c_{k+1}(i)}\|^2 \quad (7)$$

重复(1)和(2), 直到达到 ICP 算法的终止条件(即对应点之间的距离减小非常缓慢)或达到预设的最大迭代次数为止.

3.2 改进的 ICP 算法

本文采用旋转角边界的方法来改进 ICP 算法^[8]. 首先, 通过最佳匹配准则估计旋转角的边界(即上界和下界), 并建立配准模型, 然后用改进的 ICP 算法进行点云数据的配准.

3.2.1 有界旋转角

基于有界旋转角的 3D 点云配准问题的公式描述如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} \min \sum_{i=1}^{N_M} \|(\mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}) - \vec{d}_{c(i)}\|^2 \\ \text{s. t. } \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}_n, \det(\mathbf{R}) = 1 \\ \theta_x \in [\theta_{xb} - \Delta\theta_x, \theta_{xb} + \Delta\theta_x] \\ \theta_y \in [\theta_{yb} - \Delta\theta_y, \theta_{yb} + \Delta\theta_y] \\ \theta_z \in [\theta_{zb} - \Delta\theta_z, \theta_{zb} + \Delta\theta_z] \\ \Delta\theta_x, \Delta\theta_y, \Delta\theta_z \end{array} \right. \quad (8)$$

式中, $\mathbf{R} = \mathbf{R}_x \mathbf{R}_y \mathbf{R}_z$

$$\mathbf{R}_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \cos\theta_x \\ 0 & \sin\theta_x \end{bmatrix}, \mathbf{R}_y = \begin{bmatrix} \cos\theta_y & 0 \\ 0 & 1 \\ -\sin\theta_y & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{R}_z = \begin{bmatrix} \cos\theta_z & -\sin\theta_z \\ \sin\theta_z & \cos\theta_z \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \theta_x, \theta_y, \theta_z \text{ 是旋转角度,}$$

$\theta_{xb}, \theta_{yb}, \theta_{zb}$ 是旋转角的均值, $\Delta\theta_x, \Delta\theta_y, \Delta\theta_z$ 是旋转角的偏差, $\theta_{xb} - \Delta\theta_x, \theta_{yb} - \Delta\theta_y, \theta_{zb} - \Delta\theta_z$ 是旋转角的下界, $\theta_{xb} + \Delta\theta_x, \theta_{yb} + \Delta\theta_y, \theta_{zb} + \Delta\theta_z$ 是旋转角的上界.

3.2.2 改进的 ICP 算法

针对 ICP 算法中的两个步骤, 提出下面的改进策略:

(1) 根据下面公式, 对 M 中的每一个点, 根据已知的刚体变换 $\mathbf{R}_k$ 和 $\vec{t}_k$ 在 D 中寻找最近点;

$$c_{k+1}(i) = \underset{c(i) \in \{1,2,\dots,N_D\}}{\operatorname{argmin}} \|(\mathbf{R}_k \vec{m}_i + \vec{t}_k) - \vec{d}_{c(i)}\|^2 \quad (9)$$

(2) 用下式计算新的旋转矩阵 $\mathbf{R}_{k+1}$ 和平移矢量

$$\left\{ \begin{array}{l} \vec{t}_{k+1}: \\ (\mathbf{R}_{k+1}, \vec{t}_{k+1}) = \underset{\mathbf{R} \in \mathbb{R}^{n \times n}, \vec{t} \in \mathbb{R}^n}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N_M} \|(\mathbf{R}\vec{m}_i + \vec{t}) - \vec{d}_{c_{k+1}(i)}\|^2 \\ \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}_n, \\ \det(\mathbf{R}) = 1, \\ \theta_x \in [\theta_{xb} - \Delta\theta_x, \theta_{xb} + \Delta\theta_x] \\ \theta_y \in [\theta_{yb} - \Delta\theta_y, \theta_{yb} + \Delta\theta_y] \\ \theta_z \in [\theta_{zb} - \Delta\theta_z, \theta_{zb} + \Delta\theta_z] \\ \vec{t} \in \mathbb{R}^n \end{array} \right. \quad (10)$$

本文步骤(1)的计算是通过 $k-d$ 树^[9]实现的, Step2 中的式(10)是一个由不等式约束的优化问题, 采用基于定区间内目标函数的单调性的封闭算法^[8]来解决.

改进 ICP 算法的具体步骤如下:

(1) 估计三个旋转角度的边界, 即 $\theta_x \in [\theta_{xb} - \Delta\theta_x, \theta_{xb} + \Delta\theta_x], \theta_y \in [\theta_{yb} - \Delta\theta_y, \theta_{yb} + \Delta\theta_y]$ 和 $\theta_z \in [\theta_{zb} - \Delta\theta_z, \theta_{zb} + \Delta\theta_z]$;

(2) 设置初始变换 $\mathbf{R}_0$ 和 $\vec{t}_0$, 令 $M_0 = \mathbf{R}_0 M + \vec{t}_0$, 迭代次数 $k = 0$;

(3) 令 $k = k + 1$, 并建立相关性 $c_k(i) \in \{1, 2, \dots, N_D\}$;

(4) 计算 $\theta_{x0}, \theta_{y0}, \theta_{z0}, \mathbf{R}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{x0} \mathbf{R}_{y0} \mathbf{R}_{z0}$ 和 $\vec{t}_k = \frac{1}{N_M} (-\mathbf{R}_k \sum_{i=1}^{N_M} \vec{m}_i + \sum_{i=1}^{N_M} \vec{d}_{c_k(i)})$;

(5) 计算 $M_k = \mathbf{R}_k M + \vec{t}_k$ 和均方根误差 $D_k = \sqrt{\frac{1}{N_M} \sum_{i=1}^{N_M} \|\vec{m}_i - \vec{d}_{c_k(i)}\|^2, \vec{m}_i \in M_k}$;

(6) 判断终止条件, 若 $|D_k - D_{k-1}| < T_{\min}$ 或达到最大迭代次数, 则算法终止, 否则转到步骤(3), 这里 $T_{\min}$ 是预先设置的阈值.

4 实验结果与分析

本文进行了两个配准实验, 数据均源于 Stanford 三维图形库, 在进行配准前, 首先采用基于水平集的点云简化算法^[1]进行数据简化. 第一个实验采用的是兔子 bun000 和 bun045 两组点云数据, 简

化后的点云数据数目分别为:20 128 和 20 048.

第二个实验采用的是龙图 dragonStandRight_0 和 dragonStandRight_24 两组点云数据,简化后的点云数据数目分别为: 20 920 和 17 418. 两个实验中三种算法的具体匹配点对数目和耗时如表 1 所示.

表 1 三种配准算法的耗时

实验	算法	匹配点对	耗时/秒
实验一	文献[5]算法	6 810	4. 4
	ICP 算法	7 881	6. 5
	改进 ICP 算法	8 565	5. 5
实验二	文献[5]算法	4 201	4. 8
	ICP 算法	5 019	6. 9
	改进 ICP 算法	6 114	5. 8

从第一个实验的配准结果来看,先采用文献[5]的算法进行初始粗配准,再采用 ICP 算法或改进的 ICP 算法进行精确配准后,匹配点对数分别提高了约 16%和 25%. 在耗时上,ICP 算法的耗时为 6. 5 秒,改进 ICP 算法的耗时为 5. 5 秒,改进的 ICP 算法的耗时比 ICP 算法的耗时提高了近 15%. 从第二个实验的配准结果来看,先采用文献[5]的算法进行初始粗配准,再采用 ICP 算法或改进的 ICP 算法进行精确配准后,匹配点对数分别提高了约 15%和 21%. 在耗时上,ICP 算法的耗时为 6. 9 秒,改进 ICP 算法的耗时为 5. 8 秒,改进的 ICP 算法的耗时比 ICP 算法的耗时提高了近 16%.

通过以上对算法的分析可以看出,跟 ICP 算法相比,改进的 ICP 算法的运行时间要短的多,而且配准精度有了大幅度的提高. 此外,本文算法对不同实验数据和重叠比例的点云配准均能保持良好的时间性能和配准精度,具有较强的适应性和鲁棒性,因此可以说本文使用的改进的 ICP 算法是一种精度高、速度快、鲁棒性强的点云数据配准算法.

5 结束语

本文提出的配准算法不仅采用了性能良好的基于区域层次的配准方法,实现了快速准确的初始配准,而且还将有界旋转角应用到了精确配准阶段,解决了旋转角度的变化所引起的配准不佳的问题,大大提高了配准的精度和速度,并具有较强的鲁棒性

和抗噪声性能,是一种有效的点云数据配准算法. 在今后的研究中,还要继续在配准的速度等方面进行提高,比如在改进 ICP 算法的迭代过程中加入迭代系数来提高收敛速度等,以提出更快速更具有普适性的算法.

参考文献:

[1] 卫维恕,罗笑南,李峥. 基于水平集的扫描点云简化算法及在人体模型上的应用[J]. 计算机研究与发展, 2008,45(9):1605-1611.

[2] 戴静兰,陈志杨,叶修梓. ICP 算法在点云配准中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 13(3):517-521.

[3] 杨现辉,王惠南. ICP 算法在 3D 点云配准中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2010, 27(8):235-238.

[4] 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.

[5] 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.

[6] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3-D shapes [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell, 1992,14(2):239-256.

[7] Herrmann M, Ottesteanu M, Otto M. Fast and robust point cloud matching based on EM-ICP prepositioning [C]//2012 10th International Symposium on Electronics and Telecommunications (ISETC). UK, Timisoara, 2012: 99-103.

[8] Zhang Chunjia, Du Shaoyi, Liu Juan. Robust 3D point set registration using iterative closest point algorithm with bounded rotation angle[J]. Signal Processing, 2016, 120(C):777-788.

[9] Nuchter A, Lingemann K, Hertzberg J. Cached kd tree search for ICP algorithms[C]//Sixth International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. Quebec, Canada,2007:419-426.

作者简介:

赵夫群 女,(1982-),博士研究生,讲师. 研究方向为图形图像处理.

周明全(通讯作者) 男,(1954-),教授,博士生导师. 研究方向为图形图像处理. E-mail:354449904@qq. com.

耿国华 女,(1954-),教授,博士研究生导师. 研究方向为图形图像处理.