

doi: 10.11823/j.issn.1674-5795.2020.06.04

基于 DNSS 与点到平面的 ICP 结合的 点云配准算法

朱玉梅, 姜宏志

(北京航空航天大学, 北京 100191)

摘要: 针对现有点云配准算法众多、配准速度和配准精度不尽相同的问题, 本文提出了一种将 DNSS 与点到平面的 ICP 相结合的配准算法, 利用 DNSS 提取源点云数据的关键点, 利用关键点约束查找对应匹配点对, 结合点到平面的误差度量方法计算最优刚体变换矩阵, 从而完成点云配准。对配准后的结果进行误差分析, 实验结果证明, 基于 DNSS 与点到平面 ICP 结合的点云配准算法配准精度高于点到点的 ICP 算法和点到平面的 ICP 算法, 且该方法处理几何特征复杂、特征明显的点云数据优势显著。

关键词: DNSS; ICP; 点云; 精配准; 几何特征

中图分类号: TB9

文献标识码: A

文章编号: 1674-5795(2020)06-0021-05

Point Cloud Registration Algorithm Based on the Combination of DNSS and ICP

ZHU Yumei¹, JIANG Hongzhi¹

(Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Aiming at the problems of many existing point cloud registration algorithms, such as different registration speed and registration accuracy, this paper proposes a registration algorithm combining DNSS with Point-to-Plane ICP. It uses DNSS to extract the key points of the source point cloud data, uses the key point constraints to find the corresponding matching point pairs, and calculates the optimal rigid body transformation matrix combined with the point to plane error measurement method, so as to complete the point cloud registration. The experimental results show that the registration accuracy of point cloud registration algorithm based on the combination of DNSS and Point-to-Plane ICP is higher than that of point-to-point ICP algorithm and Point-to-Plane ICP algorithm, and this method has significant advantages in processing point cloud data with complex geometric features and obvious features.

Key words: DNSS; ICP; point cloud; fine registration; geometric features

0 引言

迭代最近点(ICP)算法^[1]是目前使用最广泛的点云配准算法之一, 已广泛应用于智能导航、无人驾驶、人脸识别等领域。ICP 算法对初始配准条件要求相对严格, 要求待配准点云的重叠度很高, 否则容易陷入局部最优陷阱。为了提升该算法的性能, 国内外学者不断对其进行改进^[2-16], Chen 和 Medioni^[17]使用点到面的距离来代替原始 ICP 中的点到点的距离, 有效减少迭代次数, 提高收敛速度; Granger 和 Pennec^[18]将配准问题定义为转换的一般性最大似然(ML)估计, 并提出了使用期望最大化(EM)原理的计算方法, 即 EM-ICP; Tamaki 等人^[19]为了提高 EM-ICP 的计算效率, 使用 CUDA 实

现了 EM-ICP 的改进; Yang 等人^[5]提出了全局最优 ICP 算法, 将 ICP 与分支定界相结合, 以进行旋转估计, 但是此算法更适用于小型场景; 刘哲等人^[15]研究了一种改进的基于 PCA 的快速 ICP 点云配准算法, 解决了原 ICP 精配准算法因无法处理初始位姿相差较大的点云从而陷入局部最优的问题; 为了解决噪声、离群点等点集配准问题, 文献[20]提出了一种鲁棒的加权缩放迭代最近点算法, 基于点对之间的欧式距离, 设计了点对加权算法, 以减少离群点和噪声点对变换矩阵解的影响; Kwok^[9]提出了采用双标准空间采样(DNSS)对平移和旋转法向空间中的点进行采样的方法, 实现点云数据中的关键点提取。

针对现有点云配准算法众多、配准速度和配准精

度不尽相同的问题,本文提出了基于DNSS与点到平面的ICP结合的点云配准算法,采用DNSS提取点云数据的关键点,根据关键点约束查找对应匹配点对,利用点到平面的误差度量方法计算最优刚体变换矩阵,最终实现点云配准。

1 基于DNSS与点到平面ICP结合的点云配准算法

本文提出的基于DNSS与点到平面ICP结合的点云配准算法流程图如图1所示。

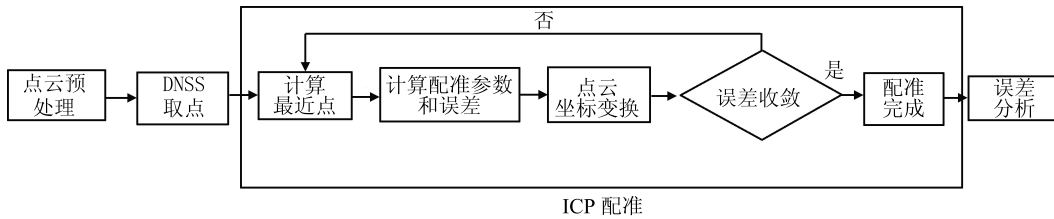


图1 基于DNSS的点到平面ICP配准流程图

1.1 点云预处理

点云配准的精度和速度不仅与点云配准的算法有关,还与输入的点云数据质量有关。可以说,输入的点云数据质量是影响配准效果的关键因素之一。为了得到最佳匹配效果,在进行配准之前,对点云数据进行预处理,主要包含四步:

1) 建立kdtree^[21]

kdtree是一种以二叉树为原型处理高维数据空间的数据结构,广泛应用于范围搜索和最近邻搜索。该方法根据树的深度建立搜索优先顺序,可有效提高处理数据速度。

2) 点距计算

后续的去噪和降采样都需要用到搜索半径或距离等相关参数,故对原始输入点云的点距进行计算,以方便后续的参数设置。

3) 去除噪声

在数据采集的过程中会不可避免地出现噪声,对于明显的噪声点予以去除,避免影响后续配准效果。

4) 降采样

参与配准的点云数量直接影响点云配准的速度,所以进行降采样处理,合理缩减点云数量,提升配准效率。

1.2 双标准空间采样取点

双标准空间采样(DNSS)^[9]从理论上证明了点可以从旋转中获得负收益,因此收敛性与点的选择高度相关。旋转收敛是对点如何约束旋转分量的一种定量度量,它用于确定点的选择。一个方向的总收益可以通过将所有选定点对该方向的贡献相加得出。基于收益均等化法线空间中的均匀采样很好地限制了平移分量,但是旋转分量的采样对于防止发散同样至关重要。

在整个配准过程中,每个点对旋转返回率 $\mu_r(\theta)$ 的贡

献都在变化。因此,可以利用公式(1)来指导选择配准点。

$$\mu_r(\theta) = f_r(\|p\|, \theta, \beta) \quad (1)$$

式中: f_r 为映射; $\|p\|$ 为点到旋转中心的距离,该距离越小越好,例如可选择质心作为旋转中心; β 为 p 与法线 n 之间的夹角; θ 为围绕旋转轴的两个数据集之间的角度差,可用于控制配准的灵敏度。期望将 θ 设置得尽可能大,使得配准可以在更大范围的初始位置和方向上起作用。双重标准空间是 t 标准空间和 r 标准空间的组合。

在DNSS中,开发了一种贪婪算法^[9],该算法始终从约束最小的铲斗中顺序选择旋转收益最大的点。简言之,对点云数据中所有的点按照式(2)进行计算并排序,然后按照所输入的取点数量依次进行取点,从取点结果来看,特征点优先,平面上的点数量相对较少。

$$\mu_r(\theta) = \max(f_r(\|p\|, \theta, \beta), f_r(\|p\|, \theta, -\beta)) \quad (2)$$

1.3 点云配准流程

点对面ICP算法^[8]最小化的目标是每个源点和切线平面在其对应的目的地点之间的平方距离的总和,如图2所示,如果达到收敛次数或者每个源点和切线平面在其对应的目的地点之间的平方距离的总和小于阈值则停止迭代,否则重新寻找对应关系继续迭代。具体地说, $s_i = (s_{ix}, s_{iy}, s_{iz}, 1)^T$ 为源点, $d_i = (d_{ix}, d_{iy}, d_{iz}, 1)^T$ 为对应的目标点,并且 $n_i = (n_{ix}, n_{iy}, n_{iz}, 0)^T$ 是 d_i 处的单位法向矢量,则点对面ICP迭代的目的是找到 M_{opt} ,使得

$$M_{opt} = \operatorname{argmin}_M \sum_i [(M \cdot s_i - d_i) \cdot n_i]^2 \quad (3)$$

式中: M 为每次迭代的变换矩阵; M_{opt} 为最优变换矩阵。

在点对面ICP算法的每次迭代中,通常使用标准非线性最小二乘法计算得出最小点到面误差的相对姿态变化,但是这种方法速度较慢。当两个输入表面之

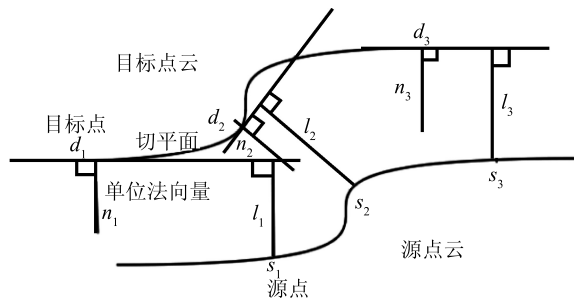


图2 两个表面之间的点对平面误差

间的相对方向角较小时，可以将非线性优化问题近似为线性最小二乘法问题，从而更高效地求解。假设给定 \$N\$ 对点的对应关系，可以将所有 \$(M \cdot s_i - d_i) \cdot n_i, 1 \leq i \leq N\$ 排列成矩阵表达式 \$Ax - b\$，即

$$\min_M \sum_i [(M \cdot s_i - d_i) \cdot n_i]^2 = \min_x |Ax - b|^2 \quad (4)$$

$$\text{式中: } b = \begin{pmatrix} n_{1x}d_{1x} + n_{1y}d_{1y} + n_{1z}d_{1z} - n_{1x}s_{1x} + n_{1y}s_{1y} + n_{1z}s_{1z} \\ n_{2x}d_{2x} + n_{2y}d_{2y} + n_{2z}d_{2z} - n_{2x}s_{2x} + n_{2y}s_{2y} + n_{2z}s_{2z} \\ \vdots \\ n_{Nx}d_{Nx} + n_{Ny}d_{Ny} + n_{Nz}d_{Nz} - n_{Nx}s_{Nx} + n_{Ny}s_{Ny} + n_{Nz}s_{Nz} \end{pmatrix}$$

\$x = (\alpha \ \beta \ \gamma \ t_x \ t_y \ t_z)^T\$，其中 \$\alpha, \beta, \gamma\$ 分别指绕 \$X, Y, Z\$ 轴的旋转角度；\$t_x, t_y, t_z\$ 分别指沿 \$X, Y, Z\$ 轴平移的距离。

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & n_{1x} & n_{1y} & n_{1z} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & a_{25} & a_{26} \\ \vdots & & & & & \\ a_{N1} & a_{N2} & a_{N3} & a_{N4} & a_{N5} & a_{N6} \end{pmatrix}$$

$$a_{i1} = n_{iz}s_{iy} - n_{iy}s_{iz}$$

$$a_{i2} = n_{ix}s_{iz} - n_{iz}s_{ix}$$

$$a_{i3} = n_{iy}s_{ix} - n_{ix}s_{iy}$$

因此

$$X_{\text{opt}} = \text{argmin}_x |Ax - b|^2 \quad (5)$$

这是标准的线性最小二乘问题，可以使用奇异值分解法求解，具体推导公式见参考文献[1-8]，本文不再赘述。

2 实验结果与分析

为验证基于 DNSS 的点平面 ICP 配准算法的优势，利用三维点云模型进行仿真实验，并将实验结果与点到点的 ICP 配准方法和点到平面的 ICP 配准方法的实验结果进行比较。实验数据取自斯坦福大学计算机图形学实验室的开放数据源兔子模型以及由深圳市计量质量检测研究院提供的双球点云数据配准实验。兔子的点云

数量约为 35900 点，几何结构较为复杂，点云数据重叠率为百分之百；双球的点云数量约为 62000 点，几何结构较为简单，点云数据重叠率约为百分之四十。图 3 至图 6 中，源点云统一为绿色，目标点云统一为红色。

2.1 兔子点云数据配准实验

首先，对兔子点云数据进行预处理，然后分别采用点到点的 ICP 算法、点到平面的 ICP 算法以及基于 DNSS 的点平面 ICP 算法进行点云配准，配准结果如图 3 所示，其中从左到右依次为兔子点云配准前的图像，使用点到点的 ICP 算法进行配准后的结果，使用点到平面的 ICP 算法进行配准后的结果，使用基于 DNSS 的点平面 ICP 算法进行配准后的结果。

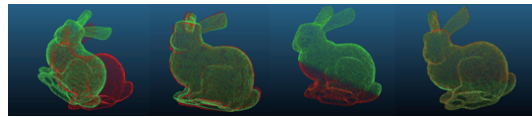
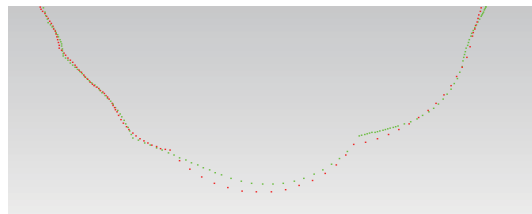


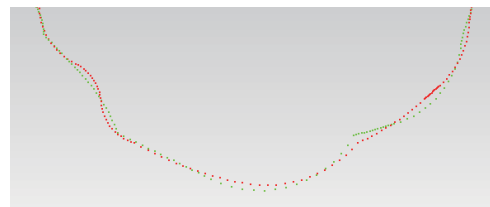
图3 兔子点云的配准效果

从图 3 中可以看到，点到点的 ICP 算法配准后出现肉眼可见的重影，配准效果最差，点到平面的 ICP 算法和基于 DNSS 的点平面的 ICP 算法配准效果较好。

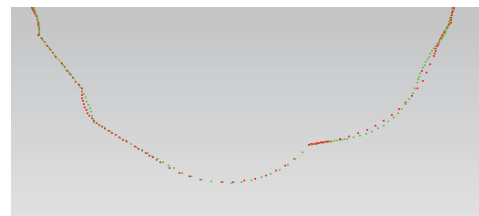
为了更好地比较几种配准算法的优劣，利用截面曲线图对配准效果进行比较。图 4 为兔子点云数



(a) 点到点ICP算法截面曲线图



(b) 点到平面ICP算法截面曲线图



(c) 基于DNSS的点平面ICP算法截面曲线图

图4 兔子点云截面曲线效果图

据配准后,源点云和目标点云在同一位置度获取的界面曲线。理想情况下源点云和目标点云的界面曲线应完全重合;如果两条界面曲线偏离程度较大,则证明配准效果较差。

利用 AABBTree 误差分析模型^[22]对配准后的点云进行误差分析,方法为:将配准后的点云图像网格化,建立全局包围盒和图元包围盒,对包围盒进行分割并建立 AABBTree,对待检测点云中的每个点建立合适大小的 Hint 包围盒,然后进行碰撞检测,在检测期间可以使用 kdtree 提高寻找三角形图元的速度,提高间隙分析效率,在找到与待检测点距离最近的三角形图元并求出该距离之后,计算出该距离在三角形图元法线方向上的分量,即为待检测点相对于参考三角网格(目标点云)的误差。基于 AABBTree 的误差分析结果如表 1 所示。

表 1 兔子点云数据不同算法配准结果比较

配准方法	配准时 间/s	最大配准 误差/mm	平均配准 误差/mm
点到点的 ICP 算法	2.174	4.2063	1.6542
点到平面的 ICP 算法	0.439	4.1861	1.6431
基于 DNSS 的点到平面 ICP 算法	15.870	0.3432	0.0021

结合图 4 和表 1 可以看出,基于 DNSS 的点到平面 ICP 配准算法配准精度最高,但是该方法在提取关键点时耗费了较长时间,所以速度相对较慢。基于点到点的 ICP 算法和点到平面的 ICP 算法虽然速度较快,但是配准误差较大,无法满足高精度配准的要求。

2.2 双球点云数据配准实验

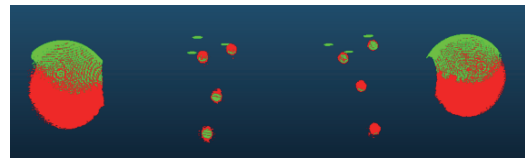
对点云数据进行预处理,由于双球点云数据重叠度较低,所以需要先进行粗拼,然后分别采用点到点的 ICP 算法、点到平面的 ICP 算法以基于 DNSS 的点到平面 ICP 算法进行点云配准,配准结果如图 5 所示。

由于双球点云数据结合结构较为简单,重叠度较低,从图 5 中无法直接看出几种点云配准方法的优劣,所以对配准后的源点云和目标点云合并后进行球面拟合,如图 6 所示,分析球体的直径和球心距,误差分析结果如表 2 所示。

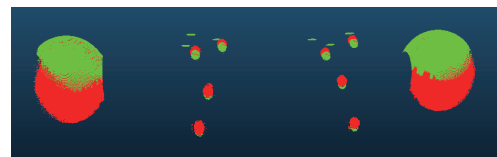
根据图 6 和表 2 可以看出,几种配准算法误差相差不多,但是基于 DNSS 的点到平面的 ICP 误差最小,配准速度相对于其他两种方法不占优势。

表 2 双球点云数据不同算法配准结果比较

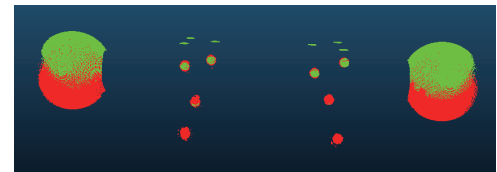
配准方法	配准 时间/s	误差/mm		
		A 球直径	B 球直径	球心距
点到点的 ICP	0.273	-0.003	-0.019	0.059
点到平面的 ICP	0.280	-0.004	-0.019	-0.060
基于 DNSS 的 点到平面 ICP	18.693	-0.003	-0.017	-0.058



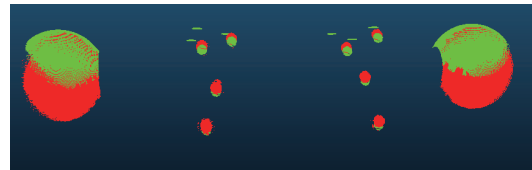
(a) 配准之前



(b) 点到点 ICP 配准



(c) 点到平面 ICP 配准



(d) 基于 DNSS 点到平面 ICP 配准

图 5 双球点云的配准效果



图 6 对配准后点云进行球面拟合

3 结论

点云配准是三维重建的关键环节,决定了后续待分析数据的准确性。本文提出了基于 DNSS 的点到平面 ICP 点云配准算法,利用 DNSS 提取源点云数据的关键点,利用关键点约束查找对应匹配点对,结合点到平

面的误差度量方法计算最优刚体变换矩阵, 实现点云配准。利用开放数据源兔子模型以及双球点云数据开展点云配准对比实验, 比较该方法与点到点的 ICP 算法、点到平面的 ICP 算法的实际应用效果, 结果证明基于 DNSS 的点云配准算法的配准精度最高, 对于几何结构复杂、特征明显的点云数据配准优势显著。虽然基于 DNSS 的点云配准算法在配准精度上优于其他两种算法, 但是配准效率较低, 未来将进一步研究优化关键点提取过程, 提升配准速度。

参考文献

- [1] Besl P J, Mckay H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [2] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]//International Conference on 3DIM. 2001.
- [3] 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.
- [4] Toru Tamaki, Miho Abe, Bisser Raychev, et al. Softassign and EM-ICP on GPU [C]//First International Conference on Networking & Computing, 2011.
- [5] Yang J, Li H, Jia Y. Go-ICP: Solving 3D Registration Efficiently and Globally Optimally [C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2013.
- [6] Maier-Hein L. Convergent Iterative Closest-Point Algorithm to Accomodate Anisotropic and Inhomogenous Localization Error[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(8): 1520 - 1532.
- [7] Bouaziz S, Tagliasacchi A, Pauly M. Sparse Iterative Closest Point[J]. Computer Graphics Forum, 2013, 32(5): 113 - 123.
- [8] Low Kok-Lim. Linear Least-Squares Optimization for Point-to-Plane ICP Surface Registration[J]. 2004; 2 - 4.
- [9] Kwok T H. DNSS: Dual-Normal-Space Sampling for 3-D ICP Registration[J]. IEEE Transactions on Automation Science & Engineering, 2019, 16(1): 241 - 252.
- [10] 杨秋翔, 王程远, 杨剑, 等. 基于法矢夹角的改进 ICP 算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(8): 2082 - 2086.
- [11] 杨小青, 杨秋翔, 杨剑. 基于法向量改进的 ICP 算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(1): 169 - 173.
- [12] 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, 12(3): 517 - 521.
- [13] Jiang J, Cheng J, Chen X. Registration for 3-D point cloud using angular-invariant feature[J]. Neurocomputing, 2009, 72(16): 3839 - 3844.
- [14] 伍梦琦, 李中伟, 钟凯, 等. 基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法[J]. 光学学报, 2015, 35(2): 229 - 236.
- [15] 刘哲, 周天, 彭东东, 等. 一种改进的基于 PCA 的 ICP 点云配准算法研究[J]. 黑龙江大学自然科学学报, 2019, 36(4): 473 - 478, 505.
- [16] Segal A, Hhnel D, Thrun S. Generalized-ICP [C]// Robotics: Science and Systems V, 2009.
- [17] Yang C, Gérard Medioni. Object modelling by registration of multiple range images[J]. Image & Vision Computing, 1992, 10(3): 145 - 155.
- [18] Sébastien Granger, Pennec X. Multi-scale EM-ICP: A Fast and Robust Approach for Surface Registration [C]// DBLP. Computer Vision-ECCV 2002, 7th European Conference on Computer Vision, Proceedings, Part IV, May 28 - 31, 2002, Denmark, Copenhagen, 2002.
- [19] Tamaki T, Abe M, Raychev B, et al. Softassign and EM-ICP on GPU [C]// First International Conference on Networking & Computing, 2011.
- [20] Xu Y, Du C, Li J, et al. WSICP: Weighted Scaled Iterative Closest Point Algorithm for Point Set Registration [C]// the 2019 3rd International Conference, 2019.
- [21] Ram P, Sinha K. Revisiting kd-tree for Nearest Neighbor Search [C]// Proceedings of the twenty-fifth ACM SIGKDD international Conference on Knowledge Discovery and Data-mining. ACM, 2019.
- [22] 王晓荣, 王萌, 李春贵. 基于 AABB 包围盒的碰撞检测算法的研究[J]. 计算机工程与科学, 2010, 32(4): 59 - 61.

收稿日期: 2020-09-03; 修回日期: 2020-09-21

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61875007)

作者简介



朱玉梅(1995-), 女, 北京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为三维重建。