

基于正态分布变换与迭代最近点的快速点云配准算法

杨 彪 李三宝 王 力

(北方工业大学城市道路交通智能控制技术重点实验室,北京 100144)

摘 要 点云配准是三维重建过程的关键一步。传统配准算法的速度较慢,尤其是在两个点云距离较远或点云数据量较大的时候,为此提出了一种基于 NDT 和 ICP 的快速点云配准方法,能够有效地减少配准时间。本文算法主要分为三步:①采用 NDT 算法进行点云粗配准,调整两点云间的距离和点云姿态;②采用 ICP 算法对粗配准后的点云数据进行微调,调整点云位置与姿态;③采用 ICP 算法对微调后的点云进行精确配准。实验结果表明,与传统算法相比,在点云数据量较大或者两个点云距离较远的情况下,算法也能够达到较快的配准速度与较高的配准精度。

关键词 点云配准 NDT ICP

中图分类号 TP274. 2; **文献标志码** A

随着计算机技术的快速发展和三维扫描技术的日渐成熟,三维立体重建得到了越来越广泛的应用。而点云配准是三维重建技术中非常重要的一步。由于物体形状、环境等原因,一次测量只能获取被测物体或场景的一部分点云数据,而点云配准正是用来将不同视角下获取的点云正确地匹配搭接,从而得到物体完整的点云数据。目前比较常用的三维点云配准算法是迭代最近点(iterative closest points,ICP)算法^[1],为了达到点云的精确配准,ICP 通过迭代计算,使两待配准点云对应点间的均方差最小。ICP 算法基本上可以满足大多数三维点云的配准要求,但其运行速度和精度主要取决于给定的初始变换估计和点云的大小。针对不同视角下的物体点云,若两待配准点云没有一个较好的初始位置和姿态^[2],ICP 算法不仅速度会明显降低而且精度也会严重下降。为了改进这一问题,许多科学家进行了大量研究。2005 年,Chen 等^[3]对人耳三维点云进行配准时采用了两步迭代最近点(two step ICP,TICP)算法,其首先采用 ICP 算法对人耳数据进行粗配准,然

后将得到的变换矩阵作为初始变换再次应用 ICP 算法,对粗匹配进行优化,使得配准效率得到提高。2015 年,盖宁^[4]对此算法进行了 GPU 加速,但仍难以满足实际点云快速配准的要求。近几年,另外一种配准算法——正态分布变换(normal distributions transform,NDT)^[5]算法逐渐得到了人们的关注。它采用了标准的最优化技术来确定两个点云的最佳匹配^[6]。NDT 算法在配准的过程中不利用对应点的特征来计算点云的匹配,所以对于大量的点云数据,它的配准速度比 ICP 算法快得多,但是其配准精度不如 ICP 高。基于以上研究成果,提出了基于 NDT 与 ICP 的三步式点云快速配准算法。该算法使用 NDT 算法对点云进行粗配准,然后使用两次 ICP 算法对点云进行微调和精确配准。最后,本文进行了仿真实验,实验结果验证了该算法的快速性与有效性。

1 快速点云配准算法

1.1 相关基础工作

本文算法结合了 ICP 算法精度高和 NDT 算法计算量小的特点,并根据两种算法的特点设计了三步配准策略。首先简单介绍一下 ICP 和 NDT 算法的基本原理和特点。

ICP 算法一般公认为由 Besl 和 Chen 首次提出,其实质是一种基于最小二乘法的最优算法,ICP 算法能够对三维图像进行有效配准,是当前众多配准算法的基础^[7]。ICP 不断更新待配准点云模型的位置,直到目标模型和待配准点云模型的对应点之间的距离达到一定的阈值时停止^[8]。

在 ICP 算法中,目标点云模型上的任意一点在

2016 年 11 月 24 日收到 国家自然科学基金(61374191)
和北京市科技创新服务能力建设-科技成果转化-提升计划项目(PXM2016_014212_000036)资助
第一作者简介:杨 彪(1979—),副教授。研究方向:图像处理,三维扫描,机器学习等。E-mail:mountyang@ncut.edu.cn。
引用格式:杨 彪,李三宝,王 力. 基于正态分布变换与迭代最近点的快速点云配准算法[J]. 科学技术与工程, 2017, 17(15): 91—95
Yang Biao, Li Sanbao, Wang Li. Fast point cloud registration algorithm based on NDT and ICP[J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(15): 91—95

待配准点云模型 Y 上有且仅有一个对应点。已知目标点云模型 $X = \{x_i, i = 1, \dots, n\}$ 与待配准点云模型 $Y = \{y_i, i = 1, \dots, m\}$, n 与 m 分别表示点云模型 X 与 Y 所包含的点数, 在目标点云 X 上寻找每一个点 x_i 到待配准点云 Y 上的最近点 y_i , 通过求解模型的旋转矩阵 R 与平移矩阵 t , 更新点云 Y 的位置, 直到两点云模型间误差函数 E 最小。

$$E = \sum_{i=1}^m \|x_i - (Ry_i + t)\| \quad (1)$$

NDT 实质是一种快速空间建模技术。它被用来建立精简的目标三维点云模型, 在此基础上, 使用标准的最优化技术来确定两个点云的最佳匹配。此算法相对 ICP 来说, 配准时间较短, 这是因为点云在配准过程中没有利用对应点的特征进行匹配和计算。NDT 算法的配准过程首先是把三维点云分隔成一个个小的三维单元格, 将每个三维单元格内的点云数据转换成一个连续可微的概率密度分布函数, 然后采用 Hessian 矩阵法来求解与其他点云之间的匹配。由于 NDT 使用点云的密度函数来进行匹配, 因此不如 ICP 算法点对点的精度高。

对比来看, NDT 算法速度较快但是精度不高, ICP 算法的配准精度较高但是速度相对较慢。本文算法结合了两者的优点, 通过三步式递进配准策略来提高点云数据配准的速度。算法首先采用 NDT 配准算法对经过精简的两待配准点云数据进行粗略配准, 然后在此基础上使用 ICP 算法对精简后的点云数据进行微调, 最后再次使用 ICP 算法对未精简的点云数据进行精确配准, 从而得到配准后的点云模型。通过渐进式的配准策略不仅可以提高配准速度还可以保证配准精度。

1.2 三步式点云配准

1.2.1 点云粗略配准

点云粗略配准能够有效调整点云模型的位置和姿态。粗略配准的目标就是尽可能得快速缩短两点云模型间的距离, 为后期点云的精确配准创造一个较好的前提条件, 大幅度减少后期精确配准的时间。采用 NDT 算法来调整点云间的距离和点云姿态, 对点云进行粗略配准。

三维 NDT 算法由二维 NDT 发展而来。其主要思想就是将观察到的点云用高斯概率分布表示, 然后用另外一个点云对分布进行匹配。其算法步骤如下。

(1) 细分目标点云模型空间, 划分为均匀大小的立方体。

(2) 计算每个立方体(最少包含 6 个点)中点的均值向量 q 和协方差矩阵 C 。

$$q = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k \quad (2)$$

$$C = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (x_k - q)(x_k - q)^T \quad (3)$$

式中, x_k 是立方体中包含的点; n 是立方体中包含的点的个数。

(3) 对立方体中每个点 x_k 进行正态分布建模 $N(q, C)$ 。 x_k 的概率密度函数为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}|C|} \exp\left[-\frac{(x-q)^T C^{-1}(x-q)}{2}\right] \quad (4)$$

用一组正态分布 $\{N(\mu, \Sigma)\}$ 来表示点云空间, 形成一个分段光滑的空间表示。

(4) 将待配准点云的每个点按照转移矩阵 T (transform matrix) 进行变换, 根据变换后得到的点 $T(x_i)$ 所处立方体的概率密度分布函数计算响应的概率分布函数, 其中转移矩阵 T 用来表征待配准点云到目标点云的变换:

$$T = \begin{bmatrix} R & t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, 左上为旋转矩阵 R ; 右上为平移矩阵(向量) t ; 左下为缩放向量, 右下是 1。

(5) 将每个待配准点的响应概率分布相乘作为该转移矩阵 T 的分数值 $s(p)$:

$$s(p) = \prod_{i=1}^n p[T(x_i)] \quad (6)$$

(6) 使用 Hessian 矩阵法求取 $s(p)$ 的最优值^[9], 得到最优转移矩阵。

为了缩短匹配时间, 在 NDT 中先对源点云进行滤波处理来减少源点云的数据量, 本文将其减少到了源点云的 10% 左右(这个值根据实际情况而定)。如果两组点云的姿态有较大差异时, 设置一个初始变换矩阵会有利于得到更好的结果, 尤其是设置一个旋转矩阵, 对于缩小两个点云模型间的角度有很大帮助。另外, 在配准时, 需设置一些与测量精度相关的参数来适应数据集。粗略配准的目标是快速缩短两点云的距离, 所以只需考虑在尽量短的时间内缩短足够多的距离并且减少两模型间的角度差异即可。

1.2.2 点云微调

由于采用 ICP 算法来精确配准需要保证点云有一个良好的初始配准状态, 而第一步粗略配准后的结果并不能保证点云是一个良好的初始状态, 所以不能直接使用 ICP 算法来进行精确配准, 而是需要对粗略配准点云进行一次微调, 将两个点云调整到最佳的初始状态。使用 ICP 算法来微调粗略配准后的点

云。由于只是需要一个较好的初始配准状态,所以可以使用精简后的点云来进行处理,从而使微调快速完成。如果点云粗配准已将点云配准至精度要求范围内,点云的微调以及精确配准会快速完成配准并进一步提高配准精度;当点云粗配准未将点云配准到预期精度之内,本步骤(点云微调)将有效地改善点云位置与姿态,达到精确配准前的最佳状态,使点云获得一个良好的初始位置,为下面精确配准做准备。

ICP 算法本质就是求解两个点云模型 X 与 Y 之间的空间变换,使得两点云模型之间的距离最小,其具体步骤如下:

- (1) 初始对准两点云模型。
- (2) 在点云模型 X 中找到距离点云模型 Y 中最近的点。
- (3) 利用四元数算法求解旋转矩阵 R 以及平移矩阵 t ,并求解 $E = \sum_{i=1}^m \|x_i - (Ry_i + t)\|$ 。
- (4) 更新点云模型 Y 的位置与姿态 $Y = RX + t$ 。
- (5) 若两点云模型间的误差函数 E 大于阈值 τ ,则返回到(2),否则迭代结束^[10]。

为了快速调整点云状态,依然先对点云进行滤波操作,获取精简的点云结构模型。点云微调是为精确配准找到良好的初始位置,所以在这一步里对源点云和目标点云均做一次滤波。本文将点云的数据量减小到源点云的 2% 左右,只要保持主要的结构模型即可。为了保证点云对应表面更为准确,所以在对点云进行下采样的时候,用三维立方体中所有点的重心代表这个立方体中的所有点。

1. 2. 3 点云精确配准

点云精确配准的目标就是高精度的配准两个已获得良好初始状态的三维点云模型。因为 ICP 算法的配准精度高,所以本文采用 ICP 算法进行点云精确配准。ICP 算法的配准精度与运行速度均比较依赖给定的初始变换,更好的初始变换具有更快的配准速度和更高的配准精度。经过前两步所完成的准备工作,本文算法已经为 ICP 精确配准准备好了条件,此时两待配准的点云已经拥有了良好的初始位置与姿态,可以采用经典的 ICP 算法来精确配准点云。ICP 算法迭代更新待配准点云模型的位置和姿态,当其与目标模型对应点间的距离达到预定阈值时停止迭代。经过 ICP 算法的配准,两个点云可以达到精度较高的配准效果。

2 实验结果与分析

为验证本文算法的性能,进行了多次仿真点云

配准实验。配准程序运行的硬件环境为 Intel Core i5-2320CPU@ 3.00 GHz 处理器,4GB 内存;系统环境为 Windows 7,64 位操作系统;开发平台为 Visual Studio 2013。实验所用点云数据模型为斯坦福大学的 Bunny 兔子点云数据和 PCL 库自带的房间点云数据。兔子点云数据量不大,但两个待配准点云的距离较远;房间点云数据量较大,但初始位置比较接近。本文基于开源的 C++ 编程库 PCL1.7.2 设计并实现了点云模型的配准算法。

本文提出的三步快速点云配准算法的配准过程和配准结果如图 1 和图 2 所示。

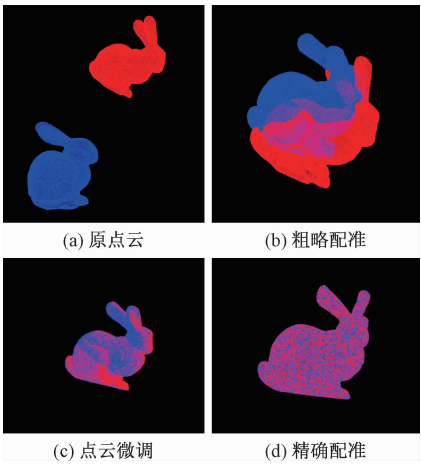


图 1 Bunny 兔子点云配准过程
Fig. 1 Registration process of point cloud bunny rabbit

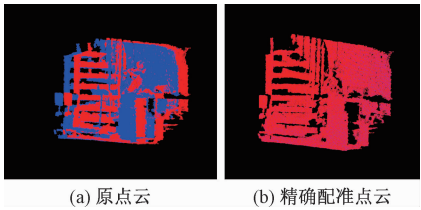


图 2 房间点云配准结果
Fig. 2 Registration result of point cloud house

图 1 为 Bunny 兔子点云的配准过程。其中,图 1(a)为配准前点云的空间位置与姿态,可以看到两个一模一样的兔子点云相距较远,并且姿态较大差别;图 1(b)为使用 NDT 粗略配准后的结果图,可以看出两个点云模型的空间距离极大的缩短,但仍有差距;图 1(c)为使用 ICP 对粗配准点云进行微调后的结果,微调后的点云模型的位置和姿态都很接近,为下一步精确配准提供了良好的初始位置;图 1(d)为使用 ICP 进行精确配准后的结果图,可以看出两个点云模型几乎完美的重合在了一起。图 2 为房间点云配准前后的比较图。其中,图 2(a)为配准前的点云,可以看出两个点云的空间相对位置与兔子点云不一样,相距并不是很远;图 2(b)为最终配准后的结果,可以

看出两个点云精确地重合在了一起,配准精度很高。

本文使用了 ICP、NDT 和 TICP 三种经典的配准算法与本文的配准算法进行了比较。四种算法的配准结果(50 次取平均)如表 1 和表 2 所示,其中包括配准精度和配准时间。

表 1 兔子点云配准结果

Table 1 Registration results of point cloud rabbit			
配准类型	点云数量/个	配准精度/ 10^{-11}	配准时间/ms
ICP	35 947	2. 513	8 315
NDT	35 947	3. 655	6 303
TICP	35 947	2. 515	1 778
三步式配准法	35 947	2. 513	967

表 2 房间点云配准结果

Table 2 Registration results of point cloud house			
配准类型	点云数量/个	配准精度/ 10^{-6}	配准时间/ms
ICP	307 200	5. 318 8	20 202
NDT	307 200	9. 236 07	11 544
TICP	307 200	9. 919 81	4 415
三步式配准法	307 200	7. 627 05	1 233

本次实验的待配准点云相同,故可以用配准后两点云中对应点的平均距离来衡量配准精度,距离越小,说明重合度越好,配准精度越高。为避免参数不同对实验结果的影响,本项实验在配准时,所有算法最后一步所采用的 ICP 算法参数相同。

首先,从表 1 和表 2 中能够清楚地看出,在同一个配准精度数量级下,在配准时间上,ICP 算法最慢,NDT 算法相对较快,TICP 算法速度有明显的提升,三步式配准算法在保证配准精度一致的情况下,配准速度是最快的。

第二,由表 1 结果可以看到,当两点云模型(兔子点云)距离较远的情况下,四种配准算法的配准精度在数量级上是相同的,大致具有相同的配准精度(数量级),而 NDT 算法相比 ICP 算法配准时间花费少,但是配准精度则相对低一些;ICP 算法精度高,但时间消耗比较大;TICP 算法精度与 ICP 相当,并且速度有很大提高;本文算法与其他算法相比,在具有与 ICP 相当的配准精度的前提下,配准时间相较于 TICP 减少了一半以上。

第三,由表 2 结果可以看到,当点云数据量较大的情况下,ICP 算法时间花销很大,NDT 比 ICP 快了近一倍,而 TICP 的时间花销只有 ICP 的 20% 左右。而本文算法比 TICP 更快,只相当于 TICP 的 1/4,时间消耗大幅减少,并且配准精度仅次于 ICP。

最后,结合表 2 与表 1 的结果,点云数据量增加了近 10 倍,在三种经典算法中,NDT 的时间消耗增长率是最少的,增长了 83.1%,ICP 甚至增长了 142.9%。而本文算法时间消耗的增长率仅仅为

28.1%,这表明本文算法可以处理更大数据量的点云。

最后,房间点云数据量较大,为了减少配准时间,此时降低了配准精度要求(表 2)。如果降低对兔子点云的配准精度要求,表 1 的配准速度也会有提升。所以在点云配准时,应根据实际情况选取合适的点云配准精度。

3 结论

点云配准的目标就是将同一物体在不同视角下采集的部分点云精确拼接成一个完整的整体,经典配准算法更多考虑的是配准精度问题,所以当待配准点云相距很远或者点云数据量较大时,经典算法的计算量会随之快速增长,从而导致配准速度大幅下降。本文提出的三步式快速配准算法,结合了 NDT 和 ICP 算法的优点,减少了配准算法的计算量,提高了配准速度,同时降低了计算量与点云距离和点云数量的相关度,可以适用于远距离点云和大数据量点云的配准。通过与经典算法的对比实验表明,本文提出的配准算法,既保证了配准精度,又提高了配准速度。未来结合 GPU 并行优化方法对本文算法进行硬件加速,有望实现更快速的点云配准,甚至是大数据量点云的实时配准^[11]。

参 考 文 献

1 Besl Paul J, Neil D McKay. Method for registration of 3D shapes. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992; 14 (2): 239—256

2 解则晓,徐 尚. 三维点云数据拼接中 ICP 及其改进算法综述. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2010; 40(1): 99—103
Xie Zexiao, Xu Shang. Three-dimensional point cloud data the splicing ICP and its improved algorithm. Journal of Ocean University of China(Nature Science Edition), 2010; 40(1): 99—103

3 Chen H, Bhanu B. Contour matching for 3D ear recognition. Proceedings of IEEE Workshop on Application of Computer Vision, 2005; 123—128

4 盖 宇. 基于两步式迭代最近点的三维人耳配准算法. 微型机与应用, 2015; 34(15): 22—25
Gai Yu. Based on two-step iterative closest point 3 d registration algorithm to the human ear. Micro Computer and Application, 2015; 34 (15): 22—25

5 Biber P, Strasser W. The normal distributions transform; a new approach to laser scan matching. Proceedings of the 2003 IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2003; 2743—2748

6 张 晓,张爱武,王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准. 激光与光电子学进展, 2014; 51(4): 96—105
Zhang Xiao, Zhang Aiwu, Wang Zhihua. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm. Laser & Optoelectronics Progress, 2014; 51(4): 96—105

7

高珊珊. 基于三维激光扫描仪的点云配准. 南京:南京理工大学,2008
Gao Shanshan. Point cloud registration based on 3 d laser scanner. Nanjing:Nanjing University of Science and Technology, 2008

8

周春艳, 李 勇, 邹峥嵘. 三维点云 ICP 算法改进研究. 计算机技术与发展, 2011; 21(8): 75—77
Zhou Chunyan, Li Yong, Zou Zhengrong. 3 d point cloud improved ICP algorithm research. The Computer Technology and Development, 2011;21(8): 75—77

9

胡修祥, 张 良. 结合 NARF 特征的改进型 3D-NDT 多视点云配准. 信号处理, 2015; 31(12): 1674—1679
Hu Xiuxiang, Zhang Liang. Improved 3D-NDT multi-view cloud registration based on NARF feature. Journal of Signal Processing,2015; 31(12): 1674—1679

10

亢瑞红, 胡 洪, 甘梦仙. 基于 ICP 算法的三维激光扫描点云数据配准方法. 池州学院学报, 2014; 28(3): 68—70
Kang Ruihong, Hu Hong, Gan Mengxian. A method of 3D laser scanning point cloud data registration based on ICP algorithm. Journal of Chizhou University, 2014; 28(3): 68—70

11

Tamaki T, Abe M, Raytchev B. Softassign and EM-ICP on GPU. Proceedings of the 2010 1st International Conference on Networking and Computing, Washington DC, USA, IEEE, 2010: 179—183

Fast Point Cloud Registration Algorithm Based on NDT and ICP

YANG Biao, LI San-bao, WANG Li

(Beijing Key Laboratory of Intelligent Control Technology of Urban Road Traffic, North China University of Technology, Beijing 100144, P. R. China)

[Abstract] Point cloud registration is one of the key problems of 3D reconstruction. Since classical registration algorithms are relatively slow, especially to handle the point clouds with far distance or the large point clouds, a novel fast point cloud registration algorithm based on NDT and ICP is proposed. The algorithm includes three steps: ①NDT algorithm is adopted to roughly register the point clouds and adjust the distance and attitude; ②ICP algorithm is adopted to fine-tune the point clouds after the rough registration to adjust the position and attitude carefully; ③ICP algorithm is adopted again to make precise registration based on the fine-tuned point clouds. The experiment shows that the proposed algorithm can effectively reduce the registration time cost and achieve high precision even if the point clouds have a far distance or include a large number of points.

[Key words] point cloud registration normal distributions transform iterative closest points