

基于多角度点云数据的快速配准方法

李 波^{1,2}, 李 智¹, 王祥凤¹

(1 沈阳工程学院, 辽宁 沈阳 110016; 2 中国科学院大学, 北京 100039)

摘 要: 针对点云数据三维重建过程中多个角度的点云数据匹配运算时间过长的问题, 提出了一种基于计算机集群的多角度点云数据快速配准方法, 通过对传统点云配准方法的并行化设计以达到快速配准的目的. 该方法不仅能够获取到正确的点云配准结果, 而且面对的运算量越大越能体现出其优越性. 据此, 以单个角度约 50 万个顶点的点云数据进行了配准实验, 实验表明, 随着需要进行匹配的点云数据从 2 组增加到 6 组, 在传统的配准方法运算时间大幅度提升的情况下, 此配准方法的加速比从 0.98 增加到 3.91, 有效缩短了数据配准运算所需的时间.

关键词: 三维重建; 集群; 点云; 配准

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)02-0123-05

A Rapid Registration Method Based on Multi-Angle Point Cloud Data

LI Bo^{1,2}, LI Zhi¹, WANG Xiang-feng¹

(1 Shenyang Institute of Engineering, Shenyang 110016, China;

2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: In order to solve the problem of huge time cost in the registration process of multi-angle point cloud data, the rapid calculation method is represent in this paper based on computer cluster, which can parallel the traditional registration method of point cloud data. The method can not only acquire the right calculation results, but also show its advantage while the computation burden gets heavier. Experiments were done based on point cloud data with 500000 points in one-single angle. Experiments results show that the rapid method from this paper can provide a speedup ratio from 0.98 to 3.91 while the point cloud data angle increase from 2 to 6. At the meantime, the traditional registration method lead to huge computation time cost. The experiments results prove that the method represent in this paper can reduce the registration time of point cloud data efficiently.

Key words: 3D reconstruction; computer cluster; point cloud; registration

1 引言

基于点云数据的三维重建方法研究为三维重建提供了新的途径, 得到了广泛应用^[1-5]. 手持点云扫描设备的发展迅速, 由于具有价格低廉、携带方便的优点, 使用逐渐普及, 尤其在不可移动的文物保护方面应用优势明显. 随着手持设备的三维点云数据量剧增, 基于手持设备点云数据的三维重建研究需求变得愈加强烈.

如何提高来自手持设备的点云数据的三维重建速度和精度, 是目前研究的热点.

点云数据三维重建的一般过程, 需要经过数据预处理、数据配准、曲面重建等几个基本过程.

数据预处理的目的是去除点云获取过程中产生的噪音和离群点, 一般采用低通滤波的方法减少部分噪声, 使点云数据适合进行数据配准, 以此减少数据配准的运算量.

数据配准的目的是将从多个角度的模型的点云

数据整合为一个点云数据,这其中涉及到将多个坐标系下的点云数据整合到同一个坐标系下,并进行点云数据的拼接和重合数据去除等一些列问题。

曲面重建是在数据配准生成的点云数据的基础上构建三角网格,进而形成曲面的过程。

可见,在点云三维重建过程中,数据配准是其中非常重要的一个环节,对于三维重建的速度和最终的重建效果具有重要影响,国内外的研究者针对点云数据配准做了很多研究^[6-9]。

针对三维点云数据重建过程中的计算时间过长,效率不高的问题,本文在计算机集群的基础上^[10],提出了多角度三维点云数据的快速配准算法,以此提高点云数据三维重建效率,缩短三维重建时间。

2 点云数据配准

2.1 初始配准和精确配准

对于点云数据集 $P(p_1, p_2, p_3, \dots, p_n)$ 和其变换后的点云集 $Q(q_1, q_2, q_3, \dots, q_n)$ 而言,使两个点云达到配准的条件是找到对应的变换矩阵,使点云数据集 P 变换后与 Q 中的对应点的距离为 0,即

$$d_{PQ} = \sum_{i=1}^n \| (q_i - p_i * \mathbf{M}) \|^2 \quad (1)$$

式中, $\mathbf{M}$ 为 P 到 Q 的变换矩阵,包含平移、旋转和缩放三种操作。若存在变换矩阵 $\mathbf{M}$,使 $d_{PQ} = 0$,表示变换后的点云集 P 和 Q 完全重合,达到了完美匹配。但在实际采集的数据中,由于两个点云数据集中的数据并非是严格一对一的关系,并且夹杂着采集过程中产生的噪音数据,难以达到完全匹配,因此求取的都是能使 d_{PQ} 达到最小变换矩阵 $\mathbf{M}$ 。

点云数据配准分为初始配准和精确配准两个步骤。初始配准针对的是点云数据整体,其目的是将不同坐标系下的点云数据合并到同一个坐标系下,找到不同点云数据集中的重合数据部分并使之在新的坐标系中尽可能地靠近。精确配准针对的是局部的点云数据,具体说是不同点云数据集中的重合的点云数据,在初始配准的基础上,使重合部分的数据尽可能地平滑地组合在一起,进而将不同点云数据集整合为一个新的点云数据集。

无论是初始配准算法还是精确配准算法,目前的研究主要集中在对于经典算法的局部进行优化和改进,并且多集中在单机领域,对于并行化的解决方案目前少见研究,难于解决运算时间过长的的问题。

本文针对刚性点云数据的初始配准算法和精确

配准算法进行了并行化研究,构建并完成了并行化点云数据配准框架,有效缩短了点云数据的配准时间。

2.2 初始配准的并行化

针对获取点云数据的模型特点,本文使用的是基于特征点的 PCA (Principal Component Analysis) 初始配准方法。通过获取点云数据的表面形状特征或者凸起、边缘等显著特征,结合整体点云数据质心位置的变化,可获得点云的平移矩阵 $\mathbf{T}$ 。通过模型的表面特征点,可以计算两组点云数据的质心与特征点间的特性向量,进而计算出点云的旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 。通过计算两组点云数据质心点到特征点的向量长度的变化,可以计算出点云的缩放矩阵 $\mathbf{S}$ 。

$$\mathbf{Q}' = \mathbf{P} * \mathbf{T} * \mathbf{R} * \mathbf{S} \quad (2)$$

如果点云集 P 转换后获取到的点云集 Q' 与点云集 Q 基本重合,则可获得两个点云数据集对应的转换矩阵:

$$\mathbf{M} = \mathbf{T} * \mathbf{R} * \mathbf{S} \quad (3)$$

上述计算过程,是在两个点云数据集 P 和 Q 的基础上进行的。在顺序采集的多个点云数据集 $D_1, D_2, \dots, D_n$ 的同时存在的情况下,使用上述方法对点云集序列进行两两初始配准,可以获取到对应的转换矩阵 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_{n-1}$,则有:

$$\begin{cases} D_2 = D_1 * \mathbf{M}_1 \\ D_3 = D_2 * \mathbf{M}_2 \\ D_n = D_{n-1} * \mathbf{M}_{n-1} \end{cases} \quad (4)$$

由于矩阵运算满足结合律,则

$$D_m = D_1 * (\mathbf{M}_1 * \mathbf{M}_2 * \dots * \mathbf{M}_{m-1}) \quad (5)$$

对已任意点云集 D_p ,有

$$D_m = D_p * (\mathbf{M}_p * \mathbf{M}_2 * \dots * \mathbf{M}_{m-1}) \quad (6)$$

可知,在获取到变换矩阵序列 $\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_{n-1}$ 的前提下,可以直接计算出任意两个点云数据的变换矩阵。而相邻的两个点云数据间变换矩阵的计算只和两组点云数据本身有关,因此求取变换矩阵的过程适合于通过并行计算同时进行。

初始配准的并行化过程设计如图 1 所示。

2.3 精确配准的并行化

在求解到初始变化矩阵后,可在此基础上进行 IPC 精确配准。经典的 ICP 配准算法对于初始的输入点云数据要求很高,仅适合于配准的两个点集中有一个是另一个的子集的情况,否则会导致匹配失败。对于本文两个点云集仅有部分数据重合的情况,

需要指定重合的大体区域,并对经典 ICP 算法进行改进.在使用 k-d tree 方法找出对应的点云对集合的基础上,对基于四元数的 ICP 精确匹配方法进行

并行化设计,如图 2 所示,以达到并行对能够使公式 1 取到最小值的精确变换矩阵 M 的目的.

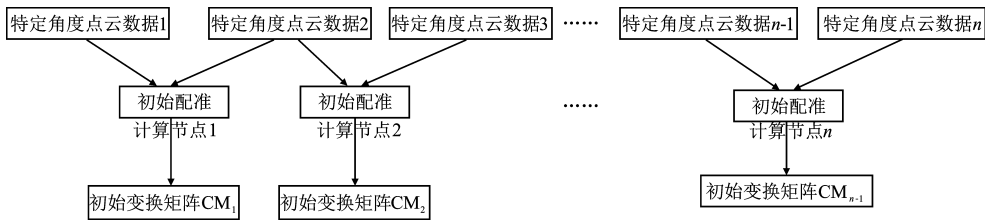


图 1 初始配准并行过程

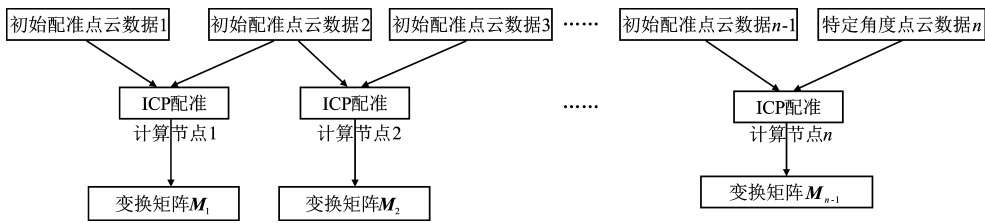


图 2 ICP 配准方法的并行化设计

3 并行框架设计

本文的方法是在图 3 所示的计算机集群的基础上实现的. 计算机集群由一个主控节点和多个计算节点组成, 主控节点承担任务分配、数据整合和配准结果输出任务, 需要较强的运算和绘图能力, 因此使用图形工作站作为主控节点. 计算节点仅承担计算任务, 由普通的个人计算机组成. 主控节点与计算节点间的通信和控制通过 MPI 进行.

- 矩阵 $CM_1, CM_2, \dots, CM_{n-1}$;
- (3) 计算节点进行精确配准, 计算出精确变换矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_{n-1}$;
- (4) 计算节点将精确变换矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_{n-1}$ 发送给服务器;
- (5) 服务器依据初始点云数据和精确变换矩阵 $M_1, M_2, \dots, M_{n-1}$ 将点云数据 $D_1, D_2, \dots, D_{n-1}$ 转换到点云数据集 D_n 所处的坐标系下;
- (6) 服务器将最终的配准效果进行保存输出.

4 实验分析

为验证本文提出的点云数据并行配准计算框架的性能, 分别使用单机和集群对多个点云数据进行了配准实验.

4.1 数据获取

使用 Kinect 在手持的情况下进行了点云数据采集, 并在由一台图形工作站和五台普通个人计算机组成的计算机集群上进行了实验. 图形工作站使用的是惠普 Z820, 配备的是 Intel Xeon CPU E-5-2680 双 CPU, 显卡为 NVIDIA Quadro K4000. 计算节点使用的是 Intel Core i3-2120, 3.3 GHz 双核 CPU, 并配有 4 GB 内存. 计算机集群使用的是百兆以太网. 实验采集场景如图 4 所示.

从该场景每次采集的点云数据约含有 50 万个数据点. 从三个角度采集的点云数据保存后使用 OSG 进行渲染显示, 效果如图 5 所示.

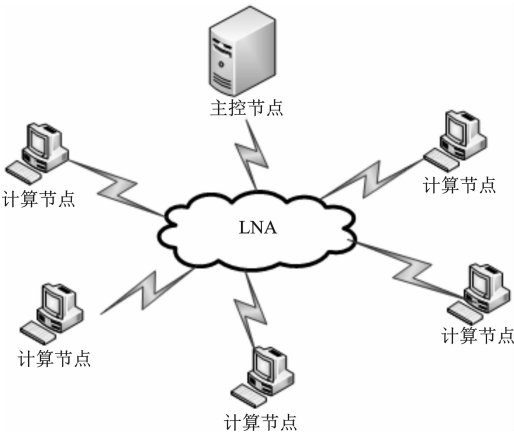


图 3 集群架构

点云数据集 $D_1, D_2, \dots, D_n$ 的配准过程的并行化运算过程如下:

- (1) 集群服务器将相邻角度的两个点云数据 D_i, D_{i+1} 分配给各个计算节点;
- (2) 计算节点进行初始配准, 计算出初始转换

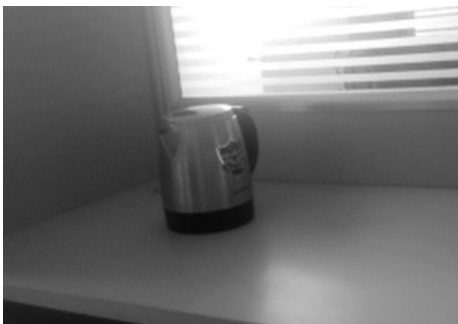


图 4 点云采集场景

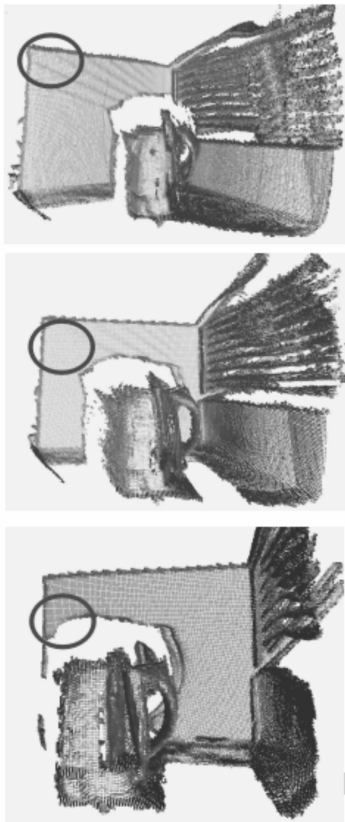


图 5 三个角度的点云数据

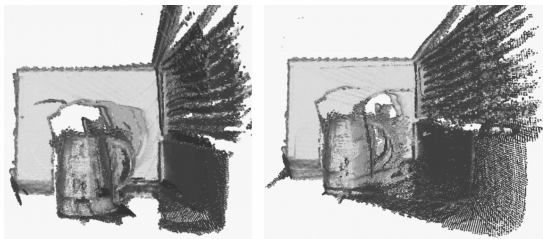


图 6 相邻角度的配准结果

由于点云数据量过大,使用整个点云数据进行配准需要耗费巨大的运算时间. 为了提高实验效率, 本文选取了背景板中左上部分约 1.5 万个点的点云数据作为配准数据, 如图 5 中圆圈标定的部分, 因为

这部分数据在三个角度的点云数据中都保存的完整, 且位于两条边缘相交处, 易于进行匹配, 能够有效缩减运算量.

使用本文提出的并行算法, 对三个点云数据同时进行配准. 相邻两个角度的配准结果如图 6 所示, 最终输出的三个角度的配准结果如图 7 所示. 图 8 为在单机情况下使用传统配准方法进行配准的结果. 可见, 两种配准方法的最终效果相同, 证明了本文并行配准方法在执行效果上的正确性.

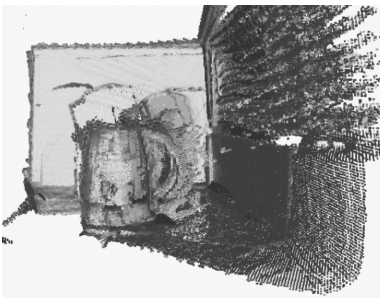


图 7 三个角度的配准结果

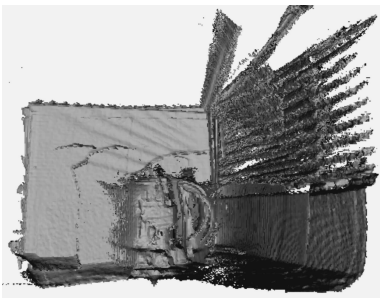


图 8 传统方法的配准结果

4.2 性能分析

随着匹配角度的增加, 本文的快速配准算法越来越能体现出其优越性. 传统的单机运算方法和本文基于集群的方法在随着匹配角度增加带来的计算性能的变化如表 1 所示. 可见当只有两个点云数据需要进行配准时, 本文的快速配准方法并不占有优势, 加速比仅为 0.98. 这是因为除了正常的配准所需时间外, 还需要数据分配和传输的时间. 随着需要匹配的计算数据的增加, 本文提出的快速配准算法越来越显示出优势, 其对应加速比从 0.98 提升到 3.91. 随着计算数据和计算节点的增加, 加速比还可以进一步提高. 两种方法所使用的运算时间如图 9 所示, 曲线的斜率可以体现出运算时间的变化趋势. 可见, 传统的单机运算方法的曲线斜率较大, 体现其对于运算量增加极为敏感, 随着运算量的增加, 运算时间大幅度提升, 而对于本文提出的快速配准方法

而言,对应曲线的斜率较小,说明运算量的增大导致的运算时间的变化并不明显.

表 1 运算量增加带来的加速比变化

角度个数	单机运算 时间/s	快速算法 运算时间/s	加速比
2	83.53	85.75	0.98
3	169.32	93.74	1.82
4	274.63	102.41	2.69
5	387.87	111.15	3.49
6	532.29	136.68	3.91

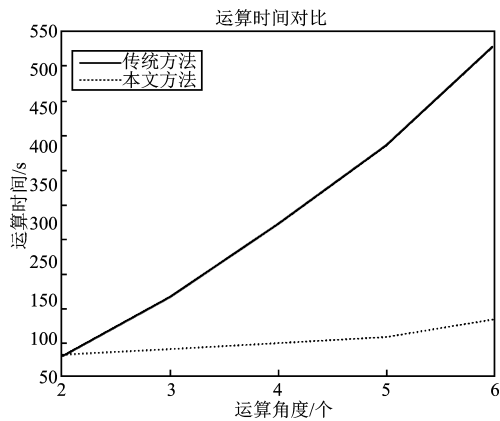


图 9 两种方法运算时间对比

5 结束语

针对传统的点云数据配准所需计算时间过长的
问题,本文在计算机集群的基础上提出了快速点云
匹配算法.实验表明,相比于单机的点云配准方法,
本文提出的快速匹配算法不仅能够获取正确的配准
效果,而且随着匹配角度数量的增加,能够获取到越
来越大的加速比,有效缩短点云配准所需的运算
时间.

参考文献:

[1] 王冬,周凯. 点云配准在大型曲面工件定位中的应用[J]. 计算机应用研究,2015,32(8):2347-2349.

[2] 刘同海,滕光辉,张盛南,等. 基于点云数据的猪体曲面三维重建与应用[J]. 农业机械学报,2014,45(6):291-295.

[3] 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.

[4] 蔡来良,吴侃,张舒. 点云平面拟合在三维激光扫描仪变形监测中的应用[J]. 测绘科学,2010,35(5):231-232.

[5] 李波,王增辉,曹福毅. 基于 5 点数据手套的虚拟手精确控制方法[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版),2015,11(2):155-158.

[6] 王勇,唐靖,饶勤菲,等. 采用点云重心距离进行边界检测的点云数据配准[J]. 小型微型计算机系统,2015,36(9):2096-2101.

[7] 武敬民,韩燮,李定主,等. 基于法向夹角与 Hausdorff 距离的点云精简方法研究[J]. 微电子学与计算机,2014,31(4):52-55.

[8] 郑立华,麦春艳,廖崴,等. 基于 Kinect 的苹果树三维点云配准[J]. 农业机械学报,2016,47(5):1-7.

[9] 余文利,周明全,税午阳,等. 基于曲率的点云自动配准方法[J]. 系统仿真学报,2015,27(10):2374-2379.

[10] 李波,赵怀慈,花海洋,等. 基于集群和 GPGPU 技术的三维地形数据生成方法研究[J]. 微电子学与计算机,2014,31(10):1-4.

作者简介:

李 波 男,(1980-),博士.研究方向为虚拟现实与仿真技术、高性能计算机. E-mail:leebo@sia. cn.

李 智 男,(1961-),博士.研究方向为仿真技术.

王祥凤 女,(1981-),硕士.研究方向为仿真技术.

(上接第 122 页)

[7] 王虹,孙红. 基于混合聚类算法的客户细分策略研究[J]. 电子科技,2016,29(1):29-32.

[8] 冯进攻. 大规模数据聚类分析方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2015.

[9] 陈晋音,何辉豪,杨东勇. 一种面向混合属性数据流的基于密度的聚类算法研究[J]. 小型微型计算机系统,2016,37(1):43-47.

[10] 孙浩军,闪光辉,高玉龙,等. 一种高维混合属性数据聚类算法[J]. 计算机工程与应用,2015,51(8):128-133.

[11] 余文利,余建军,方建文. 混合属性数据 k-prototypes 聚类算法[J]. 计算机系统应用,2015,24(6):168-172.

[13] 张树森. 聚类分析算法研究及其在数据密集型计算环境下的实现[D]. 淄博:山东理工大学,2015.

[14] 张宇. 基于极值特征的雷达侦察数据 BIRCH 聚类方法[J]. 电子设计工程,2016,24(9):15-18.

[15] 段宝彬,韩立新,谢进. 基于堆叠稀疏自编码的模糊 C-均值聚类算法[J]. 计算机工程与应用,2015,51(4):154-157.

作者简介:

何育朋 男,(1980-),硕士,讲师.研究方向为计算机应用技术. E-mail:530272504@qq. com.