

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.11.010

基于 GPU 的并行 ICP 点云配准算法研究

王嘉琛¹, 叶周润¹, 欧鑫², 袁斌³, 吴言安³, 张树峰³

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 广西中马园区数字城市科技有限公司, 广西 钦州 535008; 3. 安徽开源路桥有限责任公司, 安徽 合肥 230093)

摘要:针对传统串行精配准算法在海量点云数据配准时计算效率低的问题,文章利用图形处理器(graphics processing unit,GPU)的多线程计算能力将传统算法并行化,基于 GPU 实现并行化的统一计算设备架构迭代最近点(compute unified device architecture iterative closest point,CUDAICP)算法。首先采用粗配准方法对源点云进行旋转平移,得到源点云的初始位置,再将其与目标点云输入 CUDAICP 算法进行精配准;对房间点云、带有楼梯的房间点云 2 种场景点云数据进行配准实验。结果表明:在粗配准中,采样一致性初始配准(sample consensus initial alignment,SAC-IA)算法在不同场景下具有较好的效果;在精配准中,CUDAICP 算法与传统迭代最近点(iterative closest point,ICP)算法相比,在保证精度的同时,速度提升最高可达 8.2 倍。

关键词:粗配准;统一计算设备架构(CUDA);迭代最近点(ICP)算法;精配准;点云配准

中图分类号:P237 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)11-1501-05

Research on GPU-based parallel ICP point cloud registration algorithm

WANG Jiachen¹, YE Zhouyun¹, OU Xin², YUAN Bin³, WU Yan'an³, ZHANG Shufeng³

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. China-Malaysia Industrial Park (Guangxi) Digital City Technology Co., Ltd., Qinzhou 535008, China; 3. Anhui Kaiyuan Highway and Bridge Co., Ltd., Hefei 230093, China)

Abstract:In response to the problem of low efficiency of traditional serial fine registration algorithms in calculating massive point cloud data, this paper parallelizes the traditional algorithm by leveraging the multi-thread computing capability of graphics processing unit(GPU). The parallelized algorithm, called compute unified device architecture iterative closest point(CUDAICP) algorithm, is implemented on GPU. Firstly, coarse registration methods are used to perform initial rotation and translation on the source point cloud, obtaining its initial position. Then, the target point cloud is input into the CUDAICP algorithm for fine registration. Experiments on room point clouds and room point clouds with stairs demonstrate that the sample consensus initial alignment(SAC-IA) coarse registration algorithm has good performance in different scenarios. In terms of fine registration, the CUDAICP algorithm achieves up to 8.2 times faster speed compared to the traditional iterative closest point(ICP) algorithm while maintaining accuracy.

Key words:coarse registration; compute unified device architecture(CUDA); iterative closest point (ICP) algorithm; fine registration; point cloud registration

收稿日期:2023-04-03;修回日期:2023-08-11

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42074011);国家自然科学基金青年科学基金资助项目(42204052);安徽省自然科学基金资助项目(2008085MD115)和大地测量与地球动力学国家重点实验室开放研究基金资助项目(SKLGED2022-1-4)

作者简介:王嘉琛(1999—),男,安徽合肥人,合肥工业大学硕士生;

叶周润(1984—),男,安徽桐城人,博士,合肥工业大学副教授,硕士生导师,通信作者,E-mail:yezhourun329@hotmail.com;

袁斌(1969—),男,安徽望江人,安徽开源路桥有限责任公司正高级工程师。

0 引言

三维激光扫描技术具有数据采样率高、分辨率高等优点,近年来在测绘、实景三维中国等领域得到越来越广泛的使用。三维激光扫描技术的发展使得扫描仪器的精度越来越高,这也导致点云数据量不断增加,给后续的点云数据处理工作带来挑战。点云配准是点云处理技术中的一种,在三维重建、三维定位、姿态估计中具有至关重要的作用,点云配准的速度是点云数据处理中急需解决的问题。目前,点云配准的研究热点是通过采用并行技术提高其速度^[1-3]。

点云配准分为粗配准与精配准。点云粗配准算法主要有以下 3 种:① 基于全局搜索思想的配准方法,如随机抽样一致(random sample consensus, RANSAC)配准算法^[4-5];② 基于几何特征描述的配准方法,如采样一致性初始配准(sample consensus initial alignment, SAC-IA)算法^[6-7];③ 基于正态分布变换的配准方法,主要算法为正态分布变换(normal distributions transform, NDT)配准算法^[8-9]。

粗配准与精配准是相互关联的,粗配准为精配准提供初始位置,精配准能进一步优化粗配准结果,得到更精确的配准效果。点云精配准中最经典的算法是迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法^[10]。但是传统 ICP 算法在没有良好的初始位置时,存在无法实现全局最优解的情况;并且 ICP 算法需要遍历点云中的所有点,此过程在 ICP 算法中耗时最长,使海量点云配准

效率很低。针对上述不足,国内外研究者提出一些改进算法。文献[11]通过构建 KD 树(k -dimensional tree, KD-Tree)加速点云遍历的过程,减少寻找最邻近点的耗时;文献[12]提出广义迭代最近点(generalized iterative closest point, GICP)算法,与传统 ICP 算法相比,GICP 算法的鲁棒性与精确性更强;文献[13]提出体素化广义迭代最近点(voxelized generalized iterative closest point, VGICP)算法,通过体素化扩展 GICP 算法,避免了高代价的最近邻搜索;文献[14]提出一种快速点云配准算法,通过提取点云特征进行粗配准,然后进行 ICP 精配准,减少配准耗时;文献[15]利用开放运算语言(open computing language, OpenCL)实现 KD-Tree 的并行搜索,从而实现并行的 ICP 配准;文献[16]利用信息传递接口(message passing interface, MPI)实现多幅点云配准并行化。

随着计算机的中央处理器(central processing unit, CPU)与图形处理器(graphics processing unit, GPU)的发展,GPU 的算力越来越高,利用 GPU 的多线程运算能力能有效提高一些传统算法的效率^[17]。针对传统的 ICP 算法在大数据量点云配准中速度慢的问题,本文利用 GPU 的多线程能力加速 ICP 算法中点云遍历过程,基于 GPU 实现并行化的统一计算设备架构迭代最近点(compute unified device architecture iterative closest point, CUDAICP)算法,从而减少 ICP 配准的耗时。

本文配准流程如图 1 所示。

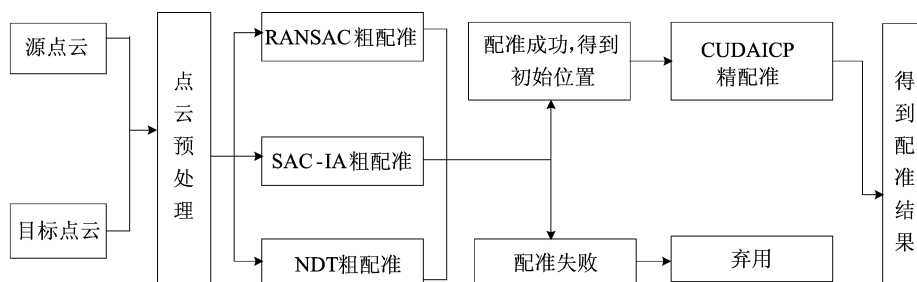


图 1 本文配准流程图

1 点云预处理与点云粗配准

1.1 点云预处理

在点云配准前要进行点云预处理,包括点云下采样与去噪。用体素法进行点云下采样,进而在保证点云特征的情况下,降低点云数据量,提高

去噪和粗配准的速度;用统计滤波去噪剔除部分噪声点、离群点,减少配准过程中出现的误匹配问题。

1.2 点云粗配准算法

为了避免 ICP 算法陷入局部最优解,本文采用 3 种点云粗配准方法,即改进的 RANSAC 配

准算法、SAC-IA 算法、NDT 配准算法,为点云精配准获得较好的初始位置。

1) 改进的 RANSAC 配准算法。通过快速点特征直方图 (fast point feature histograms, FPFH) 的最近邻匹配,找到源点云中 3 个及以上随机采样点及其在目标点云中的对应点;用采样对应来估计假设变换。

2) SAC-IA 算法。首先计算源点云和目标点云的方向信息、各自的 FPFH,基于 FPFH 对 2 幅点云中的点进行配准,然后随机选择 3 对以上匹配点,通过奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 求解变换矩阵。

3) NDT 配准算法。针对点云中每个点计算其法向量与偏移量,通过协方差矩阵计算特征值与特征向量,并计算出高维特征空间中高斯网格图,将每个点转换为高维特征空间中的点并进行匹配和配准。

2 点云精配准

源点云经过粗配准得到较好的初始位置后,源点云与目标点云没有完全对齐,还需要精配准进一步优化粗配准结果,得到更精确的配准效果。本文选用 ICP 算法并对其进行优化。

2.1 ICP 算法

ICP 算法的实质是寻找 2 幅点云中的对应点,最小化其欧式距离 d ,计算公式为:

$$\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|q_i - (Rp_i + T)\|^2 = \min d \quad (1)$$

其中: N_p 为 2 幅点云对应的数量; p_i 为源点云中的点; q_i 为目标点云中 p_i 的对应点; R 、 T 为需要求解的旋转矩阵与平移矩阵。

ICP 算法具体流程为:

- 1) 给定源点云 P 、目标点云 Q 。
- 2) 遍历 P 、 Q ,寻找 P 、 Q 最近点,计算对应点对的欧氏距离 d 。
- 3) 利用 SVD 计算相应的变换矩阵。
- 4) 对 P 进行旋转平移得到新的点云 P' 。
- 5) 设置阈值 d' 或者最大迭代次数,若 $d < d'$ 或者满足最大迭代次数,则停止计算;若不满足条件,则返回步骤 2),直到满足给定条件为止。

经过多次迭代,点云 P 就会越来越接近 Q ,2 幅点云最终趋于完全对齐。

2.2 CUDA 架构

近年来,随着 GPU 的发展,GPU 计算能力得到极大提升,不仅能处理传统的图形计算,而且在

数据的并行计算上也得到广泛应用。NVIDIA 公司的统一计算设备架构 (compute unified device architecture, CUDA) 可以有效解决一些复杂的计算。

在 CUDA 的架构下,一个程序可以分成 2 个部分,分别是对 CUDA 程序进行控制和管理的主机 (Host) 端与负责执行 CUDA 核函数的设备 (Device) 端。CUDA 架构示意图如图 2 所示。图 2 中, RAM 表示随机存取存储器 (random access memory)。

并行程序流程为:Host 端程序会将数据准备好,先在 GPU 中开辟所需的内存空间,复制到 GPU 的内存中,再由 GPU 执行 Device 端程序,执行完成后将运行结果传回 Host 端,最后释放 GPU 所开辟的内存。

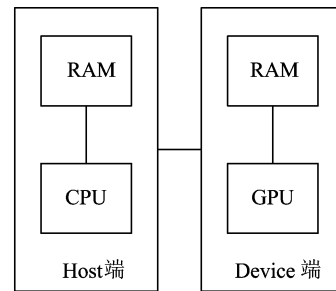


图 2 CUDA 架构示意图

2.3 CUDAICP 算法

传统的 ICP 算法需要遍历 2 幅点云内所有点,此过程是传统 ICP 算法中耗时最长的,仅使用 CPU 对大数据量点云进行点的遍历耗时较长,需要利用 GPU 的多线程计算能力,调用多个计算单元同时搜索。理论上用 GPU 可以加速 ICP 配准的过程。

CUDAICP 算法具体流程为:

- 1) 给定源点云 P 、目标点云 Q 。
 - 2) 在 GPU 上为 2 幅点云开辟内存空间。
 - 3) 将 P 、 Q 从主机内存传输至 GPU 内存。
 - 4) 并行寻找最近点、计算对应点对的欧式距离 d 。
 - 5) 利用 SVD 求解对应的刚体变换。
 - 6) 对 P 做变换得到新的点云 P' 。
 - 7) 设置阈值 d' 或者最大迭代次数,若 $d < d'$ 或者满足最大迭代次数,则停止计算;若不满足条件,则返回步骤 4),直到满足给定条件为止。
 - 8) 释放 GPU 上开辟的内存。
- CUDAICP 算法流程如图 3 所示。

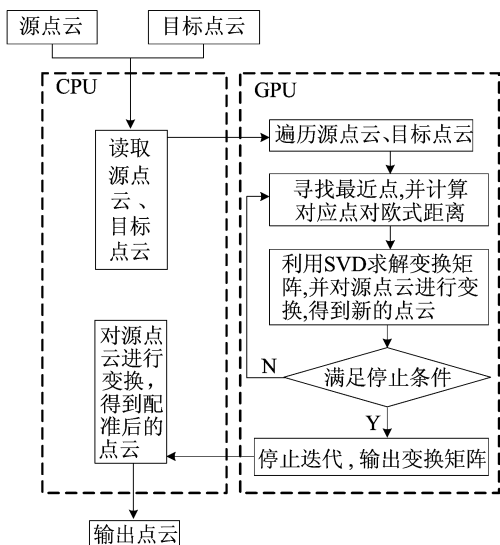
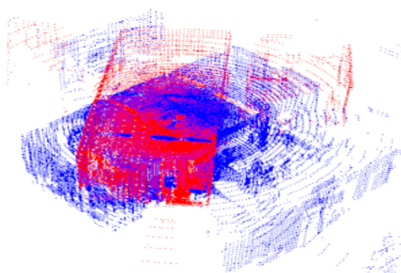


图 3 本文 CUDAICP 算法流程

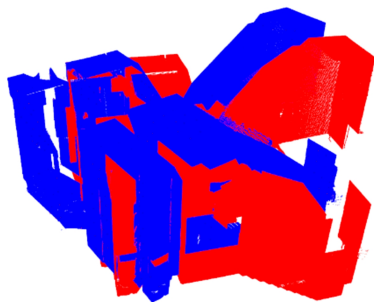
3 实例分析

本文以 Windows10 系统 Microsoft Visual Studio 2017 为实验平台, 利用点云库 (Point Cloud Library, PCL) 实现点云预处理与点云粗配准, 使用 Eigen 库以及 CUDA 库实现点云精配准。实验平台配置为: Dell 工作站, CPU 为 Intel 酷睿 i5-10500, GPU 为 NVIDIA GeForce GTX 1660 SUPER, 内存为 16 GiB。采用房间点云数据、带有楼梯的房间点云数据验证算法的可行性, 具体点数分别为 112 605、1 128 055。

2 种场景原始点云数据如图 4 所示。



(a) 房间点云



(b) 带有楼梯的房间点云

图 4 2 种场景原始点云数据

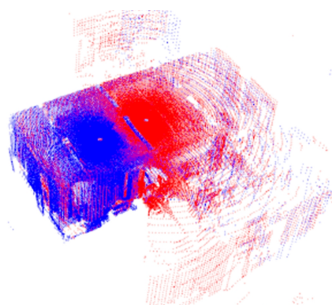
图 4 中: 红色点云为源点云; 蓝色点云为目标点云。

2 种场景点云数据粗配准结果见表 1 所列, 配准误差为均方误差。

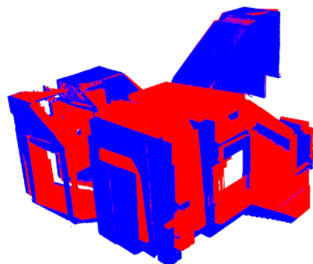
表 1 2 种场景点云数据粗配准结果

点云数据场景	配准算法	配准误差/ m^2	t/s
房间点云	RANSAC	0.428	6.57
	SAC-IA	0.544	42.94
	NDT	1.439	137.24
带有楼梯的房间点云	RANSAC	0.538	46.58
	SAC-IA	0.059	69.14
	NDT	0.030	41.69

从表 1 可以看出: 对于房间点云, SAC-IA 算法相对于 RANSAC 配准算法和 NDT 配准算法, 具有较低的配准误差 ($0.544 m^2$) 和相对较短的耗时 ($42.94 s$); 对于带有楼梯的房间点云, SAC-IA 算法表现出较低的配准误差 ($0.059 m^2$), 但相对于 RANSAC 配准算法与 NDT 配准算法, 其耗时略长 ($69.14 s$); NDT 配准算法在房间点云数据的粗配准中精度低且耗时长, RANSAC 配准算法在带有楼梯的房间点云数据粗配准中精度低。因此选择使用 SAC-IA 算法得到的初始位置进行点云精配准。带有楼梯的房间点云数据量较大, 本文在房间点云、带有楼梯的房间点云精配准时迭代次数分别设置为 20、5 次。2 种场景点云数据精配准情形如图 5 所示。图 5 中: 红色点云为变换后点云; 蓝色点云为目标点云。



(a) 房间点云



(b) 带有楼梯的房间点云

图 5 2 种场景点云数据精配准情形

精配准结果见表 2 所列。

表 2 2 种场景点云数据精配准结果

点云数据场景	配准算法	配准误差/m ²	t/s
房间点云	SAC-IA+ICP	0.085	292.81
	SAC-IA+CUAICP	0.085	35.65
带有楼梯的房间点云	SAC-IA+ICP	0.017	147 549.82
	SAC-IA+CUAICP	0.015	31 340.96

从图 5、表 2 可以看出:在房间点云和带有楼梯的房间点云精配准中,房间点云配准误差从 0.544 m² 降到 0.085 m²,带有楼梯的房间点云配准误差从 0.059 m² 降到 0.017 m²,配准误差变得更小;相比于传统的 ICP 算法,CUAICP 算法在房间点云和带有楼梯的房间点云配准中耗时分别减少 257.16、116 208.86 s,CUAICP 算法表现出明显的加速效果,对 2 种场景点云数据的配准速度分别提升 8.2 倍、4.7 倍。

4 结 论

本文针对海量点云精配准时效率低的问题,基于 GPU 对传统 ICP 算法并行化,提出 CUA-ICP 算法。通过对 2 种场景点云数据的粗配准实验得出,SAC-IA 算法在 2 种场景点云的粗配准中配准误差较小、耗时较短,因此本文使用 SAC-IA 算法为精配准提供初始位置,再使用 CUA-ICP 算法进行精配准,得到最终结果。实验结果表明,CUAICP 算法在保证精度与 ICP 算法基本相同的前提下,可大幅提高点云配准效率,速度提升最高可达 8.2 倍,具有实际工程应用意义。本文仅关注点云刚性配准,未来研究可拓展到非刚性配准、粗配准方法的适用性及 CUAICP 算法的进一步加速。

[参 考 文 献]

- [1] 杨必胜,董震.点云智能研究进展与趋势[J].测绘学报,2019,48(12):1575-1585.
[2] 王树臻,郑国强,王光生,等.多源点云数据融合的建筑物精

细化建模[J].测绘通报,2020(8):28-32,38.

- [3] 梁栋,蒲洁,李岩峰.一种保留特征点的大数据量点云分类精简算法[J].测绘科学,2022,47(5):99-106,133.
[4] 陆军,邵红旭,王伟,等.基于关键点特征匹配的点云配准方法[J].北京理工大学学报,2020,40(4):409-415.
[5] 陈华,邓喀中,张以文,等.结合 SIFT 和 RANSAC 算法的 InSAR 影像配准[J].测绘通报,2015(12):30-33.
[6] RUSU R B,BLODOW N,BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//ICRA'09: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]:IEEE,2009:1848-1853.
[7] 荆路,武斌,李先帅.基于 SAC-IA 和 NDT 融合的点云配准方法[J].大地测量与地球动力学,2021,41(4):378-381.
[8] BIBER P,STRASSER W. The normal distributions transform: a new approach to laser scan matching[C]//Proceedings of 2003 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS 2003). [S. l.]:IEEE,2003:2743-2748.
[9] 王庆闪,张军,刘元盛,等.基于 NDT 与 ICP 结合的点云配准算法[J].计算机工程与应用,2020,56(7):88-95.
[10] BESL P J,MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1992,14(2):239-256.
[11] 王育坚,廉腾飞,吴明明,等.基于八叉树与 KD 树索引的点云配准方法[J].测绘工程,2017,26(8):35-40.
[12] LI Q D,GRIFITHS J G. Iterative closest geometric objects registration[J]. Computers & Mathematics with Applications,2000,40:1171-1188.
[13] KOIDE K,YOKOZUKA M,OISHI S,et al. Voxelized GICP for fast and accurate 3D point cloud registration[C]//2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). [S. l.]:IEEE,2021:11054-11059.
[14] XU G X,PANG Y J,BAI Z X,et al. A fast point clouds registration algorithm for laser scanners[J]. Applied Sciences,2021,11:3426.
[15] 刘忠建.基于 OpenCL 的 ICP 点云并行配准算法[J].计算机应用与软件,2016,33(11):185-187,192.
[16] 崔家武,周波阳,张兴福,等.利用 MPI 实现多幅点云 ICP 并行配准[J].测绘通报,2021(3):87-90.
[17] 余莹,李肯立,郑光勇.一种基于 GPU 集群的深度优先并行算法设计与实现[J].计算机科学,2015,42(1):82-85.

(责任编辑 张淑艳)