

引用格式: 石磊, 严利民. 基于法向量和 Gauss 曲率的点云配准算法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(9): 68-72. [SHI L, YAN L M. Point cloud registration algorithm based on normal vector and gaussian curvature[J]. Microelectronics & Computer, 2020, 37(9): 68-72.]

基于法向量和 Gauss 曲率的点云配准算法

石 磊, 严利民

(上海大学 微电子研究与开发中心, 上海 200444)

摘 要: 迭代最近点算法 (Iterative closest point, ICP) 因配准精度高、适应性强而被广泛使用, 但是它容易受高斯噪声和离群点的影响, 导致运行速度缓慢、配准精度降低, 且需要两片点云具有良好的初始位置, 否则会出现局部最优问题. 针对以上问题, 本文提出了一种新的点云配准方法, 利用法向量和 Gauss 曲率进行粗配准, 去除无关点同时提供较好的初始位置, 再采用基于奇异值分解的 ICP 算法进行精细配准, 并采用斯坦福大学的点云数据集进行了配准实验, 结果表明, 本文算法能够有效降低高斯噪声和离群点对配准效果的干扰, 改善了点云配准的运行效率和配准精度, 与传统 ICP 算法相比, 平均配准时间减少了 53.5%, 配准精度提高了 43.2%.

关键词: 迭代最近点算法; 法向量; Gauss 曲率; 粗配准; 精细配准

中图分类号: TN391.7

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2020)09-0068-05

Point cloud registration algorithm based on normal vector and gaussian curvature

SHI Lei, YAN Li-min

(Microelectronics R&D Center, Shanghai University, Shanghai 200444, China)

Abstract: Iterative closest point (ICP) algorithm is widely used due to its high registration accuracy and strong adaptability. However, it is easily affected by Gaussian noise and outliers, resulting in slow running speed and reduced registration accuracy, which requires that the point cloud must have a good initial position, otherwise local optimization problems will occur. In view of the above problems, this paper proposes a new point cloud registration method, which uses coarse vector and Gaussian curvature for coarse registration, removes irrelevant points and provides a good initial position, and then uses singular value decomposition based ICP algorithm to refine registration, and use Stanford's point cloud data to set for registration experiments. The results show that the algorithm in this paper can effectively reduce the interference of Gaussian noise and outliers on the registration effect and improve the operation efficiency and registration of point cloud registration. Compared with the traditional ICP algorithm, the average registration time is reduced by 53.5% and the registration accuracy is increased by 43.2%.

Key words: iterative closest point algorithm; the normal vector; gaussian curvature; coarse registration; fine registration

1 引言

三维点云数据是一种新的三维集合表现形式,

它不仅包含物体的几何拓扑信息, 同时还具有很高的精简性和灵活性, 因此对这种数据处理技术的研究成为了新的热点. 三维点云技术包括点云滤波、点

云配准^[1]、点云分割、表面重建等方面。其中,点云配准是最关键的技术之一,它是指将不同坐标系下的点云数据通过坐标变换统一到同一个坐标系下,目前广泛应用于三维重建、即时定位地图构建、智能抓取等领域^[2]。根据需配准的点云数量可分为多视角配准和两两配准,配准过程大致分为两个阶段:粗配准和精细配准^[3]。粗配准主要研究任意初始位置的一对三维点云数据之间的全局最优配准,可避免精细配准中陷入局部最优问题^[4-6]。精细配准^[7-9]以点云数据之间的欧式距离为目标函数,通过缩小点对之间的距离来实现。

针对粗配准和精强配准存在的问题,本文提出了一种新的配准方法:先利用法向量和高斯曲率进行粗配准,对点云的初始位置进行调整,并且去除噪声点和离群点,然后把粗配准后的结果植入基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的ICP算法中完成精细配准。测试表明,该算法能够有效提高点云配准的运行速度和精度,同时有着更好的抗干扰能力。

2 本文算法

本文算法处理流程如下:首先,求出点云数据模型中每个数据点 P_i 的法向量 n_i ,通过 K 均值聚类,把距离度量改成法向量之间的夹角,以此把边界点和表面上的点区分开;其次,聚类结果获取 k 类即 k 个面,对每个面用同样的方法进行再次聚类,然后对每个聚类中心点进行坐标变换,获取内蕴坐标 (u, v) ,把坐标先按照 u 从小到大排列,再按照 v 从小到大排列,得到排列后的坐标序列;求取序列点的高斯曲率作为对应曲面的特征描述子;最后,采用采样一致性初始配准算法对特征描述子进行配准,将配准结果植入到基于 SVD 的 ICP 算法中进行精细配准。

2.1 基于法向量的 K 均值聚类

曲面法向量是垂直于局部曲面的向量,它可以用于描述局部曲面的方向,是曲面几何结构重要的特性之一。如图1所示,假设曲面的向量函数为: $r = r(x, y) = (x, y, z(x, y))$,分别对 x, y 求偏导可得到 $r_x = (1, 0, \frac{\partial z}{\partial x})$, $r_y = (0, 1, \frac{\partial z}{\partial y})$,然后求取每个点的单位法向量,如式(1)所示。

$$n = \frac{r_x \times r_y}{|r_x \times r_y|} = \frac{\left(-\frac{\partial z}{\partial x}, -\frac{\partial z}{\partial y}, 1\right)}{\sqrt{1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2}} \quad (1)$$

假设 P_i 和 P_j 两个点的法向量分别为 n_i 和 n_j ,通过公式(2)求取它们之间的夹角:

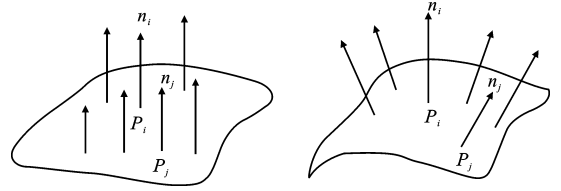


图1 法向量示意图

$$\theta_{ij} = |n_i n_j| = |n_{i1} n_{j1} + n_{i2} n_{j2} + n_{i3} n_{j3}| \quad (2)$$

然后通过把距离度量改为夹角度量,对其进行 K 均值聚类去除边缘点和离散点。同一类中的样本距离尽量小,不同类的中心距离尽量大,可写成如下式(3)的优化问题。

$$\min \left(\frac{1}{2} \sum_{l=1}^k \sum_{i,j \in c_l} \theta_{ij}^l + \frac{1}{2} \sum_{m=1}^k \sum_{i=1}^k \theta_{im} \right) \quad (3)$$

2.2 利用高斯曲率完成粗匹配

点云配准是指求两个点云之间的旋转矩阵和平移向量^[10],将源点云变换到与目标点云相同的坐标系下,所以需要找到在坐标变换中不变的量即内蕴量。根据高斯绝妙定理^[11],高斯曲率在保距变换中保持不变即内蕴量。记曲面的第一和第二基本形式分别为 $\langle E, F, G \rangle$ 和 $\langle L, M, N \rangle$,则高斯曲率可以表示为公式(4)所示:

$$Z = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \quad (4)$$

式中, $E = r_x^2 = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial x}\right)^2$, $F = r_x r_y = \frac{\partial z}{\partial x} \frac{\partial z}{\partial y}$, $G = r_y^2 = 1 + \left(\frac{\partial z}{\partial y}\right)^2$, $L = r_{xx} n$, $M = r_{xy} n$, $N = r_{yy} n$ 。

此时需要把坐标 (x, y) 变换成内蕴坐标 (u, v) ,假设曲面上有一点 $r_0 = (x_0, y_0, z(x_0, y_0))$,在该点第一类基本形式为:

$$\begin{aligned} ds^2 &= E_0 dx^2 + 2F_0 dx dy + G_0 dy^2 \\ &= \left(\sqrt{E_0} dx + \frac{F_0}{\sqrt{E_0}} dy \right)^2 + \left(\sqrt{\frac{G_0 E_0 - F_0^2}{E_0}} dy \right)^2 \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{令 } du = \sqrt{E_0} dx + \frac{F_0}{\sqrt{E_0}} dy,$$

$$dv = \sqrt{\frac{G_0 E_0 - F_0^2}{E_0}} dy,$$

可将 (x, y) 变为内蕴坐标 (u, v) ,如下公式(6)、(7):

$$u = \sqrt{E_0} x + \frac{F_0}{\sqrt{E_0}} y \quad (6)$$

$$v = \sqrt{\frac{G_0 E_0 - F_0^2}{E_0}} y \quad (7)$$

所获取的内蕴坐标 (u, v) ,不随曲面位置而改变。

通过 K 均值聚类获取了 k 类, 假设第 i 类 c_i 表示一个曲面, 用同样的聚类方法聚为 q 类, $c_{i1}, \dots, c_{iq}$, 令聚类中心为 $m_{i1}, \dots, m_{iq}$, 对应的内蕴坐标为 $(u_{i1}, v_{i1}), \dots, (u_{iq}, v_{iq})$. 将这些内蕴坐标先按 u 从小到大排列, 再按 v 从小到大排列, 得到排列后的坐标序列 $(u'_{i1}, v'_{i1}), \dots, (u'_{iq}, v'_{iq})$. 对应的高斯曲率为 $Z_{i1}, \dots, Z_{iq}$. 则第 i 类对应曲面的特征为 $T_i = (Z_{i1}, \dots, Z_{iq})^T$. 最后用采样一致性初始配准算法对特征描述子 T_i 进行配准, 并用 Huber 损失函数^[12]来衡量配准时误差, 如公式(8)所示. 其中 $L_h(e_i)$ 表示 Huber 损失函数的损失值, e_i 表示残差值, 用以描述观察值与预测值之差, t_e 为一个可定义超参数.

$$L_h(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} e_i^2, & \|e_i\| \leq t_e \\ \frac{1}{2} t_e (2 \|e_i\| - t_e), & \|e_i\| > t_e \end{cases} \quad (8)$$

2.3 基于 SVD 的 ICP 精细配准算法

SVD 使用几个小而简单的矩阵来表示一个大而复杂的矩阵, 可以得到唯一且稳定的特征描述, 同时提高算法的抗噪性和稳定性. 其表示方法如公式(9)所示:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V}^T \quad (9)$$

其中 $\mathbf{A}$ 表示一个 $X \times Y$ 的矩阵, $\mathbf{U}$ 表示一个 $X \times X$ 的矩阵, $\mathbf{U}$ 内的向量称为左奇异向量, 它们相互正交. $\mathbf{W}$ 表示一个 $X \times Y$ 的矩阵, 其对角线上的元素为奇异值, 对角线外的元素全为零. $\mathbf{V}^T$ 是一个 $Y \times Y$ 的矩阵, 其内部向量同样相互正交.

假设经过上述粗配准后的两个点云分别为 $P = \{p_i, i = 1, 2, 3, \dots, N_p\}$ 和 $Q = \{q_j, j = 1, 2, 3, \dots, N_q\}$, 其中 N_p, N_q 分别表示两个点云所包含的点数, 所以点 p_i 和 q_j 的相关性可表示为:

$$q_j = \mathbf{R}p_i + t \quad (10)$$

式中, $\mathbf{R}$ 表示旋转矩阵, t 表示平移矢量, 所以坐标变换中 $(\mathbf{R}, t)$ 的目标函数为:

$$\min \left(\sum_{i=1}^L \|q_i - (\mathbf{R}p_i + t)^T\| \right) \quad (11)$$

然后采用 SVD 对目标函数式(11)进行分解, 可得:

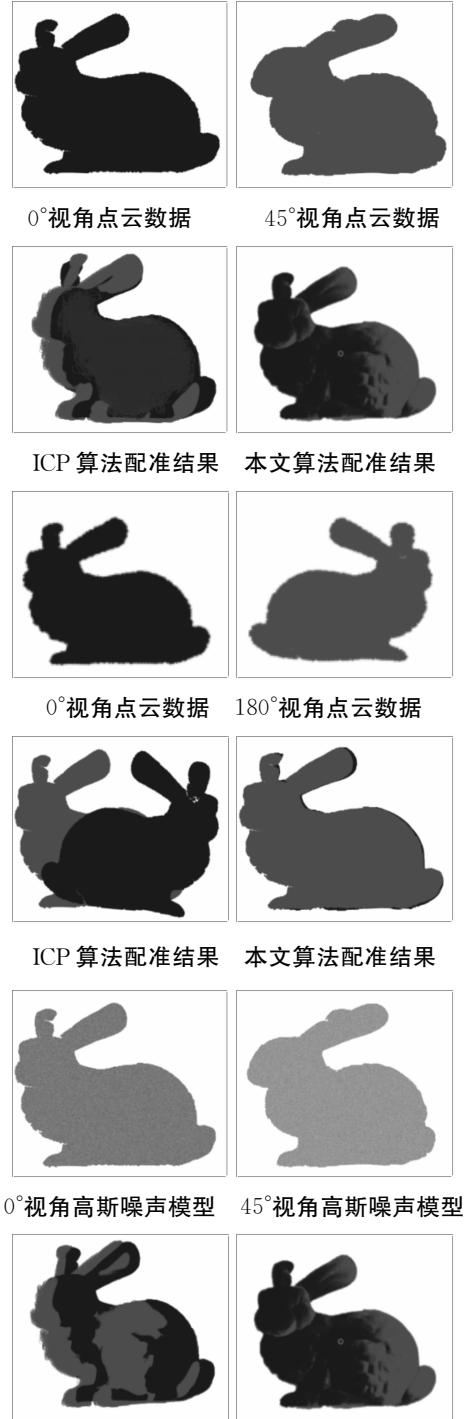
$$q_i(p_i + t) = \mathbf{U}\mathbf{W}\mathbf{V}^T \quad (12)$$

通过该公式可以求取转换矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移向量 t , 完成点云配准.

3 实验与分析

为了验证算法的健壮性和可行性, 本文通过 Intel (R) Core(TM) i7-8550U (主频为 1.80 GHz) 处理器, 8

G 内存、Windows 10 操作系统的 PC 平台, 利用 Visual Studio 2017 开发平台, PCL 开发环境, 对经典斯坦福 bunny 数据进行了配准实验. 对于实验素材分为三类: 第一类为 0° 和 45° 视角的点云数据; 第二类为 0° 和 180° 视角的点云数据; 第三类为 0° 和 45° 视角含高斯噪声的点云数据. 分别用 ICP 算法和本文算法对这三类点云数据进行配准实验, 实验结果如图 2 所示.



ICP 算法配准结果 本文算法配准结果

图 2 配准实验图

对于第一类数据,视角相差 45° ,两片点云公共部分很多、初始位置较好,两种算法都能完成配准,但是 ICP 算法结果头部和耳朵出现了偏差,而本文算法整体配准效果都比较好,且有更好的立体感.对于第二类数据,视角相差 180° 即两个完全相反的面,此时两片点云公共部分很少初始位置很差,直接使用 ICP 算法出现了配准失败的情况,而本文算法依旧能完成精确的配准.对于第三类数据,角度与第一类相同,但是存在高斯噪声,对于 ICP 算法配准相比第一类数据的结果,除了头部的配准误差以外,身体部分也出现了大面积的配准误差,而本文算法几乎不受影响.实验表明本文算法具有更好的适用性和抗干扰能力.

视觉效果评价结果会随人的主观性而改变,因此本文针对配准时间和配准误差等客观评价标

准,使用不同数据量的点云数据,把本文算法同另外三种常见算法进行比较.这三种算法分别为直接 ICP 算法、三维形状上下文(3D Shape Context, 3DSC)粗配准+ICP 算法精细配准^[13]、点快速直方图(Fast Point Feature Histograms, FPFH)粗配准+ICP 算法精细配准^[14],实验结果如表 1 所示:与 FPFH+ICP 算法相比,本文算法的平均配准时间加快了 1.7%,平均配准精度提高了 36.8%.而与 传统 ICP 算法相比,平均配准时间加快了 53.5%,平均配准精度提高了 43.2%.在与 3DSC+ICP 算法的对比中,本文算法以牺牲 1.2%的平均配准精度使得平均配准时间加快了 81.3%.同时观察表格数据趋势可知,随着配准点云的数据量增大,本文算法的优势越来越明显.实验表明本文的算法是可行的.

表 1 四种算法的配准结果

		Bunny (40256,40096)	Dragon (41841,22092)	Armadillo (22410,24162)	Buddha (76166,79087)	平均 数值	数值提高 的百分比
本文算法	配准时/s	4.174	4.721	2.828	7.207	4.733	——
	均方根误差	0.000 577	0.000 961	0.000 707	0.000 112	0.000 589	——
ICP 算法	配准时间/s	8.229	10.322	6.144	16.042	10.184	53.5%
	均方根误差	0.000 812	0.001 441	0.001 142	0.000 754	0.001 037	43.2%
3DSC+ICP	配准时间/s	21.832	27.543	11.447	40.438	25.315	1.7%
	均方根误差	0.000 511	0.000 842	0.000 688	0.000 344	0.000 596	36.8%
FPFH+ICP	配准时间/s	4.225	4.839	2.441	7.756	4.815	-1.2%
	均方根误差	0.000 802	0.001 27	0.001 00	0.000 655	0.000 932	81.3%

4 结束语

本文介绍了一种新的点云配准算法,利用法向量和高斯曲率进行粗配准,再把配准结果植入到基于 SVD 的 ICP 算法中完成最终的精细配准.通过点云 bunny 在不同情况的数据,利用本文算法和 ICP 算法进行对比实验,接着通过不同类型的点云数据(bunny、dragon、armadillo、buddha),对比本文算法和另外三种主流算法的配准精度和配准时间.实验结果表明,该算法相比传统的 ICP 算法有更好的健壮性和适用性,同时运行速度和精度相比当前的一些主流算法都有一定的提升.

参考文献:

[1] HE H, WANG H L, SUN L. Research on 3D point-cloud registration technology based on Kinect V2 sensor[C]//2018 Chinese Control And Decision Confer-

ence (CCDC). Liaoning, China IEEE, 2018: 1264-1268.

[2] THO T P, THINH N T. Design and development of the sorting system based on robot[C]//2015 15th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS). Busan, Korea, IEEE, 2015: 1639-1644.

[3] LUO W, HAO X, XU C, et al. Coarse-to-fine registration for infrared and visible images of power grid [C]//2017 4th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). Hangzhou, China, IEEE, 2017: 1181-1185.

[4] SURESH K V, DINESH R. 3D Point Cloud Registration using A-KAZE Features and Graph Optimization [C]//2019 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). Madrid, Spain, IEEE, 2019: 0898-0902.

[5] HE Y P, GU L X. Medical image registration using

- normal vector and intensity value[C]//2011 International Conference on Intelligent Computation and Bio-Medical Instrumentation. Wuhan, China, IEEE, 2011: 46-49.
- [6] WANG Q, TAN Y, MEI Z. Computational Methods of Acquisition and Processing of 3D Point Cloud Data for Construction Applications[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2019: 1-21. DOI: 10.1007/s11831-019-09320-4.
- [7] BESI P J, MCKAY N D. Method for registration of 3-D shapes[C]//Sensor fusion IV: control paradigms and data structures. International Society for Optics and Photonics, Boston, 1992(1611): 586-606.
- [8] VLAMINCK M, LUONG H, PHILIPS W. Multi-resolution ICP for the efficient registration of point clouds based on octrees[C]//2017 Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA). Nagoya, Japan, IEEE, 2017: 334-337.
- [9] TANG S W, JIA R Y. K-Means cluster algorithm based on improved PSO[J]. Computer Engineering and Applications, 2019 (18): 22.
- [10] LIU H, LIU T, LI Y, et al. Point cloud registration based on MCMC-SA ICP algorithm[J]. IEEE Access, 2019(7): 73637-73648.
- [11] LIU J X, QU A J. The historical process of Gauss's wonderful theorem[J]. Studies in Dialectics of Nature, 2017 (9): 108-113.
- [12] ESMAEILI A, MARVASTI F. A novel approach to quantized matrix completion using huber loss measure[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(2): 337-341.
- [13] LI Y, TONG G, DU X, et al. A single point-based multilevel features fusion and pyramid neighborhood optimization method for ALS point cloud classification[J]. Applied Sciences, 2019, 9(5): 951.
- [14] ALI H, FIGUEROA N. Segmentation and pose estimation of planar metallic objects[C]//2012 Ninth Conference on Computer and Robot Vision. Washington, DC, USA, IEEE, 2012: 376-382.

作者简介:

石磊 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为图像处理和 3D 建模.

严利民(通讯作者) 男, (1971-), 博士, 副教授, 硕士生导师. 研究方向为人工智能、计算机视觉及显示驱动技术.

E-mail: yanlm@shu.edu.cn.

(上接第 67 页)

- [4] KIM J, HORWIFZ M A, Wei G. Design of CMOS adaptive-bandwidth PLL/DLLs: A general approach[J]. IEEE Trans. Circuits and Systems—II: Analog and Digital Signal Processing, 2003, 50 (11): 860-869.
- [5] STASZEWSKI R B. All-Digital PLL With Ultra Fast Settling[J]. IEEE Trans. Circuits and Systems II, 2007, 54(2): 181-185.
- [6] LOU L, CHEN B, TANG K, et al. An Ultra-wide-band Low-power ADPLL Chirp Synthesizer with Adaptive Loop Bandwidth in 65nm CMOS[C]//RFIC 2016. IEEE Radio Frequency Integrated Circuits Symposium. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2016: 35-38.
- [7] SYLLAIOS I L, BALSARA P T, STASZEWSKI R B. On the Reconfigurability of All-Digital Phase-Locked Loops for Software Defined Radios[C]// PIMRC 2007. IEEE International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communication. Athens, Greece: IEEE, 2007: 1-6.
- [8] YAWGENG A CHAU, CHEN C F. All-digital phase-locked loop with an adaptive bandwidth design procedure[C]//ISPACS 2009. International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Kanazawa, Japan: IEEE, 2009: 89-92.
- [9] STASZEWSKI R B. Digital deep-submicron CMOS frequency synthesis for RF wireless applications[D]. Dallas: University of Texas, 2002.

作者简介:

周郭飞 男, (1976-), 博士, 副研究员. 研究方向为无线通信、集成电路、信号处理. Email: Zhougf05@163.com.

杨宏 女, (1977-), 硕士, 研究员. 研究方向为集成电路、信号处理.

杨延峰 男, (1973-), 硕士, 工程师. 研究方向为无线通信、语音与图像信号处理.