

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2023.09.009

基于佳点集人工鱼群的点云配准算法

李书群¹, 陈钰², 杨雨婷³, 余敏², 朱勇超², 屈小川²

(1. 合肥学院 城市建设与交通学院, 安徽 合肥 230601; 2. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 3. 合肥工业大学 管理学院, 安徽 合肥 230009)

摘要:针对点云配准迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法对点云的初始位置姿态有较高的要求且易陷入局部最优的问题,文章提出一种基于佳点集人工鱼群的点云配准算法。首先采用佳点集方法对人工鱼群初始化,解决人工鱼群因初始种群分布不均而陷入局部最优的问题,并通过下采样与三维尺度不变特征变换(3D scale invariant feature transform, 3D SIFT)特征点提取简化点云;然后采用快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)特征描述求解点云间的对应点对并剔除错误对应点对,通过佳点集人工鱼群算法寻优刚性变换的6个参数完成粗配准;最后使用ICP算法完成精配准。实验选取斯坦福大学提供的Bunny、Dragon和Happy Buddha3组测试数据集进行配准;结果表明,该文算法收敛速度快,能为ICP算法提供良好的初始位姿避免其陷入局部最优。

关键词:点云配准;人工鱼群算法;佳点集;迭代最近点(ICP)算法

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2023)09-1203-07

Point cloud registration method based on artificial fish swarm algorithm using good point set

LI Shuqun¹, CHEN Yu², YANG Yuting³, YU Min², ZHU Yongchao², QU Xiaochuan²

(1. School of Urban Construction and Transportation, Hefei University, Hefei 230601, China; 2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 3. School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Aiming at the problem that the iterative closest point (ICP) algorithm has higher requirements for the initial position and posture of the point cloud and is easy to fall into the local optimum, a point cloud registration method based on artificial fish swarm algorithm (AFSA) using good point set (GPS) is proposed. In order to prevent the artificial fish swarm from falling into a local optimum due to the uneven distribution of the initial population, the algorithm first uses the GPS method to initialize the artificial fish swarm. The point cloud is simplified by down-sampling and 3D scale invariant feature transform (3D SIFT) feature point extraction algorithm. Then, the corresponding point pairs between the point clouds are obtained by the fast point feature histogram (FPFH) feature description and the wrong corresponding point pairs are eliminated, and the six parameters of the rigid transformation are optimized by the GPS based AFSA to complete the rough registration. Finally, the fine registration is completed by the ICP algorithm. Experiments on Bunny, Dragon and Happy Buddha models of Stanford University show that the algorithm converges fast and can provide a good initial pose for the ICP to prevent it from falling into a local optimum.

Key words: point cloud registration; artificial fish swarm algorithm (AFSA); good point set (GPS); iterative closest point (ICP) algorithm

收稿日期:2022-05-23;修回日期:2022-07-28

基金项目:国家自然科学基金资助项目(42171141);安徽省自然科学基金资助项目(2108085QD176)

作者简介:李书群(1985—),女,黑龙江鹤岗人,合肥学院讲师;

余敏(1976—),男,安徽歙县人,博士,合肥工业大学讲师,通信作者, E-mail: yumin@hfut.edu.cn.

0 引言

三维激光扫描技术诞生于 20 世纪 90 年代,它通过高速激光扫描测量的方法大面积、高分辨率地快速获取被测对象表面的三维坐标数据,即点云数据集^[1]。该技术虽然已经广泛应用于变形监测、古建筑保护、智慧城市等多种现代化领域内^[2],但是在实际生产过程中,由于目标物规模过大,采集目标物的三维点云数据往往需要多角度、多方位扫描,再通过拼接各个点云数据集以得到完整的目标物体三维点云数据。点云数据拼接的关键是点云配准,该技术在医学影像^[3]、逆向工程^[4]等领域有重要作用。点云配准又分为粗配准和精配准。目前广泛应用的点云精配准迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法^[5],对待配准点云数据集的初始位置姿态要求较高,较大的旋转会导致在迭代过程中需要重复搜索最近邻点,影响配准精度^[6]。因此,许多粗配准算法被相继提出,如四点一致集(4-points congruent sets, 4PCS)算法^[7],该算法虽配准速度较快,但对于平面较大而其他特征不明显的点云容易配准失败。

为提高配准效率,文献^[8]提出三维正态分布变换(3D-normal distributions transform, 3D-NDT)算法,相比 ICP 算法,该算法不需要重复计算最近邻点,效率更高,然而该算法依赖于配准矩阵初值。除此之外,基于群智能算法理论的方法在三维点云配准中也得到了广泛应用,如基于布谷鸟优化的三维点云配准算法^[9]、基于曲率信息的人工蜂群算法^[10]等。虽然这类算法能较好地精配准提供好的初始位姿,但是仍然存在寻优时间较长、收敛速度较慢的缺点。

因此,需要设计一种算法,对目标函数的性质、初值、参数设定的要求不高,有较大的容许范围,且具有寻优速度较快、具备全局寻优、收敛速度快等优点。文献^[11]提出了一种基于鱼类动物行为的群体智能优化算法,可以满足上述要求,但该算法中人工鱼的初始位置是随机产生的,易陷入局部最优;文献^[12]采用佳点集(good point set, GPS)理论对种群初始化有助于增加种群的多样性,提升了算法的收敛速度。

针对以上问题,本文提出一种基于佳点集人工鱼群的点云配准算法。首先选择人工鱼群算法,采用佳点集理论实现人工鱼群中人工鱼位置的初始化,避免陷入局部最优;然后将待配准的两片点云的对应点距离的均方根作为适应度函数,

以均方根最小作为本文算法的寻优准则,利用该算法对点云配准中刚性变换矩阵的 6 个参数进行全局寻优;最后通过寻优得到参数计算刚性变换矩阵,实现两片点云的粗配准,从而为 ICP 精配准提供良好的初始位姿。

1 佳点集人工鱼群算法原理

1.1 人工鱼群算法

人工鱼群算法是一种模仿鱼群觅食、聚群、追尾行为的群体智能优化算法。通过模拟鱼群的觅食过程,由觅食行为、聚群行为和追尾行为来构造寻优策略,从而达到全局寻优的目的。该算法具有全局搜索能力强、鲁棒性强等优点。

给定某一区域内 N 条人工鱼,第 i 条人工鱼在 D 维空间状态为 $\mathbf{x}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D})$, $i = 1, 2, \dots, n$ 。该区域内 N 条人工鱼的状态均随机生成,人工鱼的适应度函数为 $Y = F(\{\mathbf{x}_i | i = 1, 2, \dots, N\})$,包括以下参数:种群规模 N 、人工鱼视野 visual、步长 step、拥挤度因子 δ 、尝试次数 try-number、最大迭代次数 L 、随机数 Rand(0, 1)。算法描述^[13]以求解适应度函数最大值为例,标准人工鱼群优化算法可描述为:

1) 觅食行为。在当前人工鱼 \mathbf{x}_i 的感知范围内随机选择某一状态 \mathbf{x}_j ,其适应度函数为 Y_j ,若优于当前人工鱼状态,向该方向移动 1 步;若达到尝试次数后仍不满足条件,则随机移动 1 步。

2) 聚群行为。计算当前人工鱼感知范围内人工鱼的数目 n_i 及其中心位置 X_c 。若 $Y_c/n_i > \delta Y_i$,说明该位置食物浓度较高且不拥挤,向该方向移动 1 步;否则执行觅食行为。

3) 追尾行为。搜索当前人工鱼视野范围内状态最优的人工鱼 X_{\max} ,若 $Y_{\max}/n_i > \delta Y_i$,向该方向移动 1 步;否则执行觅食行为。

4) 公告板。记录最优的人工鱼状态。

1.2 佳点集理论

佳点集理论是由华罗庚等人提出的,可用于高维空间近似计算。其基本定义为:设 V_s 是 s 维欧氏空间中的单位立方体,如果存在目标集 $P_n(i) = \{x_1^{(n)}(i), x_2^{(n)}(i), \dots, x_s^{(n)}(i)\}$, $1 \leq i \leq n$,其偏差 $\phi(n)$ 满足 $\phi(n) = C(r, \epsilon)n^{-1+\epsilon}$,其中 $C(r, \epsilon)$ 是只与 r 和 ϵ (ϵ 为任意小的正数)有关的常数,则称 $P_n(i)$ 为佳点集, i 为佳点。

1.3 佳点集人工鱼群算法

合理分布的初始种群有助于算法性能的提升和更好地进行全局寻优。然而,标准人工鱼群算

法的种群由随机初始化方法得到,易因初始种群分布不均而陷入局部最优。针对此问题,受佳点集理论的启发^[14],在算法中采用指数序列 $r_k = \{e^k, 1 \leq k \leq s\}$ 初始化种群。本文采用随机方法和指数序列方法生成的二维初始种群分布对比如图 1 所示,从图 1 可以看出,通过指数序列法生成的初始种群分布均匀,能避免因种群初始分布不均造成人工鱼群算法陷入局部最优,因此本文采用指数序列方法生成佳点集,从而完成人工鱼群算法种群的初始化。

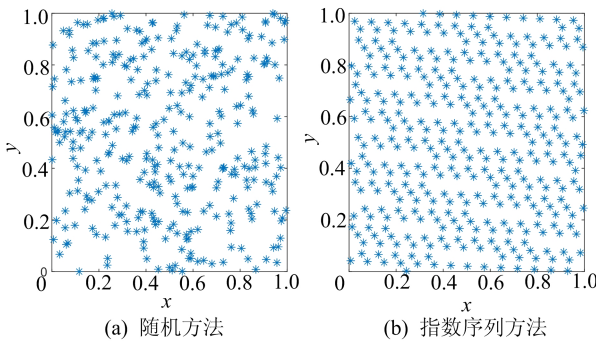
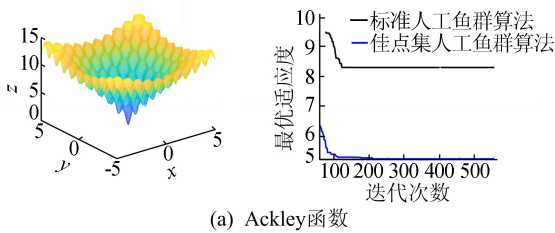
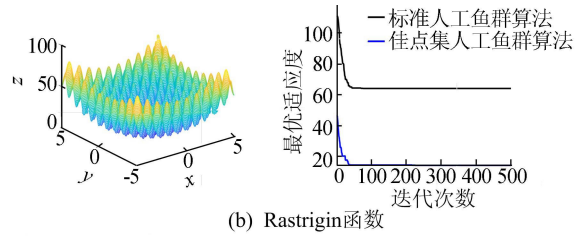


图 1 2 种方法生成的种群分布对比

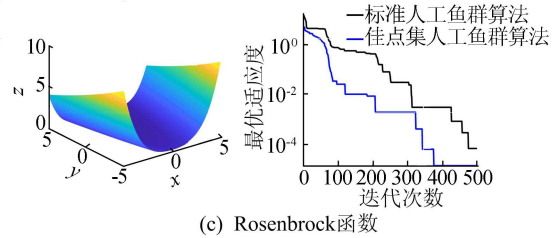
本文采用 3 种测试函数(Ackley、Rastrigin、Rosenbrock 函数)对标准人工鱼群算法和佳点集人工鱼群算法的性能进行测试。算法参数设置为:人工鱼数 $N=80$,人工鱼维度 $D=6$,最大迭代次数 $T_{\max}=500$ 。测试结果如图 2 所示。



(a) Ackley函数



(b) Rastrigin函数



(c) Rosenbrock函数

图 2 2 种算法在不同基准函数下的适应度对比

从图 2 可以看出,经过佳点集优化后的人工鱼群算法相比标准人工鱼群算法的寻优精度更高,在 3 种测试函数下的收敛精度分别提高了约 1、3、10 倍。

2 基于佳点集人工鱼群算法的点云配准

2.1 点云配准算法

现有激光点云的配置工作,首先需要保证点云数据能够统一到同一坐标系下,即进行点云配准。该源点云 $P = \{p_i, i = 1, 2, \dots, s\}$,目标点云 $Q = \{q_j, j = 1, 2, \dots, t\}$ 。s、t 分别为 P、Q 中点的数量。

点云配准问题的本质是通过寻找到刚性变换矩阵 T 的 6 个参数,即坐标轴的平移量(V_x, V_y, V_z)和坐标轴的旋转角(α, β, γ),使得两组点云数据的对应点经过空间变换后尽可能重合,即 2 个点云集对应点对的距离差平方和最小。刚性变换矩阵的表达方式为:

$$T = \begin{bmatrix} \cos \alpha \cos \beta & \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma - \sin \alpha \cos \gamma & \cos \alpha \sin \beta \cos \gamma + \sin \alpha \sin \gamma & V_x \\ \sin \alpha \cos \beta & \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma + \cos \alpha \cos \gamma & \sin \alpha \sin \beta \cos \gamma - \cos \alpha \sin \gamma & V_y \\ -\sin \beta & \cos \beta \sin \gamma & \cos \beta \cos \gamma & V_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

由于点云数据本身的测量误差、采样密度等因素的影响,两组点云数据经过空间变换后,对应点的距离平方和无法达到理想欧式距离 0。因此,点云配准可以表述为全局最优化问题,即寻找最优刚性变换矩阵 T ,使得 2 组点云数据的对应点的距离差平方和最小,即

$$E(T) = \min_T \sum \|T(p_i) - q_j\|^2 \quad (2)$$

结合佳点集人工鱼群算法,将对应点的均方

根误差(root mean square error, RMSE)数值作为适应度函数进行全局搜索, RMSE 的计算公式如下:

$$F(T) = R_{MSE}(P, Q) = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{(i,j) \in S} \|T(p_i) - q_j\|^2} \quad (3)$$

其中: S 为两片点云的匹配点个数; p_i 为点云 P 中与 q_j 匹配的点的坐标; $R_{MSE}(P, Q)$ 为两片点云

对应点距离的均方根误差,其值越小,代表配准精度越高。

2.2 点云下采样与特征点提取

由于点云数据的数据量大,为加快配准过程中的计算速度,提升运算效率,本文采用体素栅格法对点云数据进行下采样。体素栅格采样将原始点云进行体素划分,将每个体素内的重心点 P' 作为下采样点。经过采样后,点云数据得到简化。

为了进一步提高待配准点云数据在匹配点处的稳定性和速度,采用三维尺度不变特征变换(3D scale invariant feature transform, 3D SIFT)特征点提取算法对下采样后的点云进行特征点的提取。

设经过下采样后的点云数据有 N 个点,任意一点的坐标为 $p_i = (x_i, y_i, z_i), i = 1, 2, \dots, N$, k 为尺度调整参数, σ 为空间尺度参数, S 为高斯金字塔每组层数。计算步骤如下:

1) 将三维高斯函数与点云进行卷积,计算其尺度空间 $L(x, y, z, k\sigma)$ 。

$$G(x, y, z, k\sigma) =$$

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}k\sigma} \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2 + z^2)}{[2(k\sigma)^2]}\right\} \quad (4)$$

$$L(x, y, z, k\sigma) = G(x, y, z, k\sigma) \otimes p(x, y, z) \quad (5)$$

2) 计算相邻尺度层的高斯差分模型,其中 $i \in (0, S+2)$ 。

$$DOG_i = L(x, y, z, k\sigma) - L_{i-1}(x, y, z, k\sigma) \quad (6)$$

3) 计算 DOG 函数空间上的极值点,将该极值点 P'' 作为 3D-SIFT 特征点。

利用 3D-SIFT 特征点可以对点云的局部空间关系进行更准确地描述,也能在特征点附近建立更为稳定的对应关系。

2.3 错误对应关系的剔除

通过将源点云 P 和目标点云 Q 进行下采样及 3D SIFT 特征点提取后的点云 P'' 和 Q'' , 使用快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)进行局部特征描述^[15]。根据 P'' 的 FPFH 特征,查找 Q'' 中与该特征相似的点作为匹配点对。由于点云数据中存在局部形态相似、噪声情况,实际匹配过程中会出现许多错误的对应关系,造成配准误差,影响人工鱼群寻优的效率,本文综合距离阈值、随机采样一致性(random sample consensus, RANSAC)模型、法向量夹角 3 种方法剔除错误对应关系,以提高算法寻优效率。

2.3.1 基于距离阈值

在通过 FPFH 特征得到匹配点对后,可以计

算出匹配点对的欧氏距离。当对应点对的距离大于设置的距离阈值 ϵ_d 时,认为该对应点对为错匹配点对并剔除该对应关系^[16]。

2.3.2 基于 RANSAC 模型

RANSAC 方法^[17]通过在全局范围内对待匹配对象和场景对象进行随机采样,由随机采样最小的 n 个样本,得到初始参数模型,在包含异常点的样本集中迭代验证初始模型;在该验证过程中,计算待验证样本点与初始模型的误差,小于设置的阈值归为内点;否则标记为外点。本文通过设置距离阈值 ϵ_{ransac} 和迭代次数 iter ,将点云 P'' 和 Q'' 作为 RANSAC 模型的输入,进行迭代。迭代完成后,认为外点的对应点对为错匹配点对并剔除该对应关系。

2.3.3 基于法向量夹角

虽然通过距离阈值和 RANSAC 模型进行错误匹配关系的剔除,但仍存在一部分错误匹配关系。匹配点对的空间拓扑关系大概一致,因此本文基于匹配点对的法向量夹角进行错误对应关系的剔除。由于在点云数据密集处,并且搜索半径不大情况下,每个点的法向量可以用局部拟合平面的法向量表示^[18],方法如下:

1) 选择 M 点最近的 k 个点,通过 Kd-tree 进行邻近点搜索,确定 M 点的邻近点集 $W = \{w_i, 1 \leq i \leq k\}$, 设 V 为点集 W 的重心, L 为过点 M 平面的法向量。通过对 M 的邻域使用最小二乘法进行局部拟合平面,使得下式最小。

$$f = \sum_{i=1}^k [(w_i - V)L]^2 \quad (7)$$

式(7)最小值的解可以通过求由最小二乘得到的矩阵 C 的最小特征值对应的特征向量^[19]。

$$C = \sum_{i=1}^k (w_i - V)^T (w_i - V) \quad (8)$$

2) 计算经过 RANSAC 模型剔除后的对应点对的法向量夹角 θ 。

3) 当 θ 大于设定的阈值 ϵ_θ 时,则认为对应点对为错匹配点对并剔除该对应关系。

2.4 佳点集人工鱼群点云配准算法步骤

1) 设置算法的相关参数。

2) 对待配准的点云进行下采样得到 P' , 利用 3D SIFT 特征点提取算法对采样后的点进行特征点提取得到 P'' 。

3) 基于佳点集初始化 N 条人工鱼的初始位置。

4) 使用由人工鱼的位置生成的刚性变换矩

阵 T 对 P'' 进行平移旋转得到 $T(P'')$ 。

5) 通过 FPFH 特征描述获得 $T(P')$ 和 Q' 的对应关系并剔除错误对应关系,将剔除错误对应关系后对应点距离的均方根误差作为适应度函数初值,并更新公告板。

6) 每条人工鱼分别执行觅食、聚群、追尾行为,更新公告板和每条人工鱼的适应度值。

7) 循环步骤 4)~步骤 6),达到最大迭代次数 T_{max} 或 2 次适应度值小于设定的阈值后,输出公告板结果。

佳点集人工鱼群点云配准算法流程如图 3 所示。

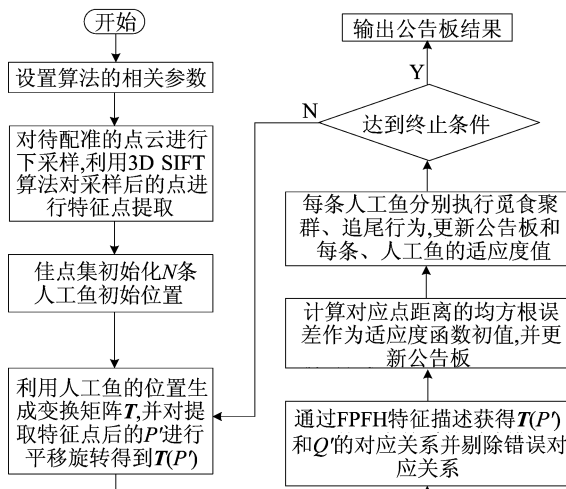


图 3 佳点集人工鱼群点云配准算法流程

3 实验结果及分析

实验环境设计的代码均采用 C++ 编写,使用 open-source point cloud library (PCL) 开源库 1.11.1,编译器为 Microsoft Visual C++ (MSVC) 14.27,未开启编译优化。计算机硬件配置为 Intel Core@ i5-8400 处理器,2.80 GHz CPU,16 GiB 内存,操作系统为 Windows 10。

为了验证本文基于佳点集人工鱼群算法在点云配准过程上的有效性,首先设置算法的各项参数:种群规模 N 为 5,移动步长 $step$ 为 0.005,尝试次数 $trynumber$ 为 2,视野 $visual$ 为 0.15。由于本文算法局部最优不严重,忽略拥挤度因子 δ 。人工鱼群最大迭代次数 T_{max} 为 15。平移量范围为 $[-0.04, 0.04]m$,旋转角度范围为 $[0^\circ, 360^\circ]$ 。

3.1 点云库模型数据

本文的实验数据包括斯坦福大学经典的 Bunny、Dragon、Happy Buddha 数据集,如图 4 所

示。其中:Bunny 数据集选用 bun-zipper 点云; Dragon 数据集选用 dragonUpRight-0 视角的点云; Happy Buddha 数据集选用 happyStandardRight-0 视角的点云。



(a) Bunny实验测试数据集



(b) Dragon实验测试数据集



(c) Happy Buddha实验测试数据集

图 4 实验测试数据集

实验过程中,选取模型中的点云作为源点云数据集,目标点云则通过设置一组平移旋转参数将源点云中的点通过空间变换得到,空间变换后数据集的大小不变。点云数据集大小见表 1 所列。

表 1 点云数据集

数据集	项	源点云
Bunny	Name	bun-zipper
	Size	35 947
Dragon	Name	dragonUpRight-0
	Size	42 641
Happy Buddha	Name	happyStandRight-0
	Size	78 056

3.2 实验结果

为了验证本文提出的基于佳点集人工鱼群的点云配准算法的性能,本文对 ICP 算法与本文算法+ICP 算法进行了对比实验。实验过程数据见表 2 所列,配准后的配准实验对比如图 5 所示。表 2 中:平移参数 V_x, V_y, V_z 为沿坐标轴进行平移的数值,单位为 m ;旋转角度 α, β, γ 为沿坐标轴

进行旋转的角度大小,单位为 $^\circ$; t_1 为本文算法配准时间; t 为使用 ICP 算法配准时间; t_2 为经本文算法粗配准后使用 ICP 算法配准的时间; $R_{MSE-coa}$ 为本文算法粗配准精度, $R_{MSE-fin}$ 为经过粗配准后使用 ICP 算法精配准的精度。其中 ICP 算法设置最大迭代次数 200 次,同时为了配准精度,ICP 算法迭代过程中不设置下采样。

表 2 3 种数据集按不同算法配准的时间与精度

数据集	平移旋转参数 ($V_x, V_y, V_z, \alpha, \beta, \gamma$)	ICP 算法		本文算法+ICP 算法				
		R_{MSE}	t/s	$R_{MSE-coa}$	$R_{MSE-fin}$	t_1/s	t_2/s	$t_{总}/s$
Bunny	(0.02,0.02,0.02,60,45,45)	1.311 6E-02	27.966	5.676 0E-02	2.165 2E-07	8.091	3.183	11.274
	(0.01,0.01,0.01,145,45,260)	1.173 5E-02	17.610	5.195 2E-02	1.526 0E-07	4.066	3.691	7.757
	(0.01,-0.01,0.01,15,45,45)	2.378 5E-07	3.490	4.475 6E-02	8.488 2E-08	6.086	2.187	8.273
	(0.015,0.025,0.035,30,60,15)	2.138 6E-07	5.896	3.878 9E-02	5.133 8E-08	8.458	2.433	10.891
	(0.015,-0.03,0.02,60,45,15)	1.657 8E-07	3.844	7.052 5E-02	6.152 5E-08	10.403	1.819	12.222
	平均值		11.761			7.421	2.663	10.083
Dragon	(0.02,0.02,0.02,60,45,45)	9.756 4E-03	26.091	8.282 0E-02	9.719 4E-08	4.958	8.037	12.995
	(0.01,0.01,0.01,145,45,260)	2.181 9E-07	4.878	1.421 9E-01	6.628 6E-08	4.394	3.200	7.594
	(0.01,-0.01,0.01,15,45,45)	1.829 8E-07	3.536	5.010 7E-02	1.232 7E-07	4.817	3.320	8.137
	(0.015,0.025,0.035,30,60,15)	3.985 9E-07	3.827	7.585 9E-02	1.039 7E-07	3.917	4.877	8.794
	(0.015,-0.03,0.02,60,45,15)	1.532 8E-07	3.613	8.523 1E-02	1.178 7E-07	2.779	5.357	8.136
	平均值		8.389			4.173	4.958	9.131
Happy Buddha	(0.02,0.02,0.02,60,45,45)	1.030 7E-02	129.761	7.720 2E-02	2.803 5E-07	3.841	6.996	10.837
	(0.01,0.01,0.01,145,45,260)	1.244 0E-02	59.077	7.347 0E-02	1.795 9E-04	4.526	7.625	12.151
	(0.01,-0.01,0.01,15,45,45)	1.244 1E-02	123.185	3.753 1E-02	1.796 3E-04	3.831	5.272	9.103
	(0.015,0.025,0.035,30,60,15)	1.244 0E-02	137.279	6.274 6E-02	1.795 8E-04	2.909	12.573	15.482
	(0.015,-0.03,0.02,60,45,15)	1.796 5E-04	10.744	5.716 1E-02	1.795 7E-04	4.054	7.957	12.011
	平均值		92.009			3.832	8.085	11.917

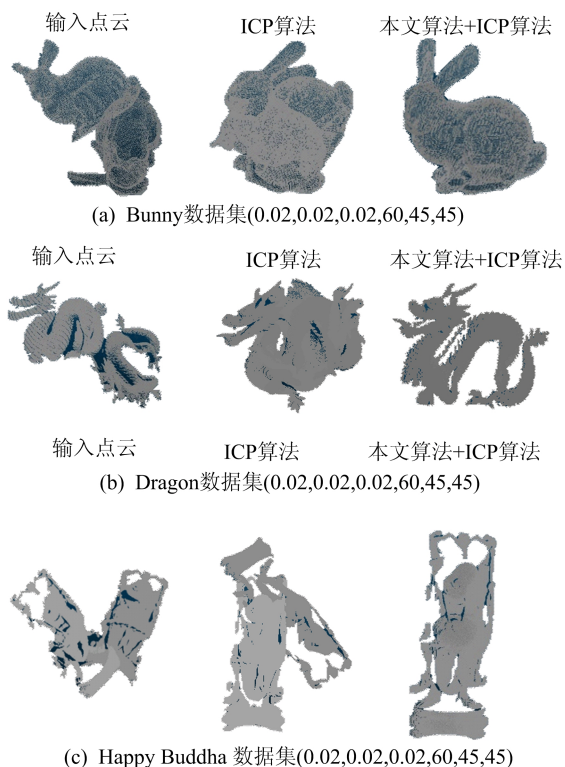


图 5 传统的 ICP 算法与本文算法+ICP 算法的配准实验对比

由表 2 可知:ICP 算法对于初始位姿较好的点云,配准精度尚可,但初始位姿不好的情况下,易陷入局部最优,配准时间显著增加,甚至配准失败;而本文算法通过为 ICP 算法提供一个良好的初始位姿,在达到同等精度或更高精度的情况下,能减少 ICP 算法的配准时间;Bunny、Dragon、Happy Buddha 点云数据集经过本文算法粗配准后再使用 ICP 算法配准,平均分别耗时 2.663、4.958、8.085 s;相比直接使用 ICP 算法分别减少 9.098、4.216、83.924 s。

在(0.02,0.02,0.02,60,45,45)这组平移旋转参数下,Bunny、Dragon、Happy Buddha 点云数据集采用本文算法+ICP 算法比直接使用 ICP 算法的配准精度提高了 5 个数量级,配准时间分别减少 16.692、13.096、118.924 s。而对初始位姿尚可的点云,采用本文算法+ICP 算法比直接使用 ICP 算法进行配准,Bunny 和 Dragon 数据集的配准时间平均约增加 5 s,Happy Buddha 数据集的配准时间平均约增加 2 s,而其精度提高了

1 个数量级。

采用(0.02, 0.02, 0.02, 60, 45, 45)这组平移旋转参数得到目标点云,使用本文算法对 Bunny、Dragon、Happy Buddha 3 组数据集进行迭代。迭代寻优过程中的对比如图 6 所示。

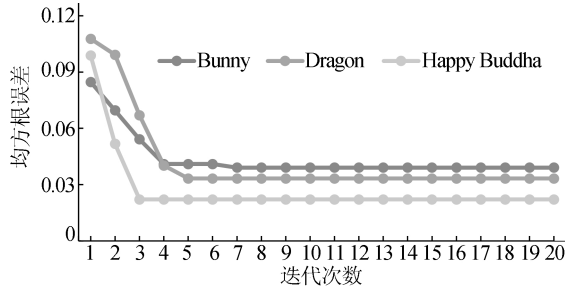


图 6 迭代次数曲线

从图 6 可以看出,本文算法只需要迭代 4 次左右就能实现均方根误差收敛。

4 结 论

本文利用佳点集改进人工鱼群算法中种群初始化行为,增加了种群的多样性,克服了基本人工鱼群算法因初始种群分布不均易陷入局部最优的缺陷,并将该算法运用到点云配准过程中,提出了基于佳点集人工鱼群算法的点云配准算法。通过采用取斯坦福大学提供的 3 组数据集进行由粗到精的配准实验,并与 ICP 算法进行比较,发现本文算法对于初始位姿不好的点云,能避免传统 ICP 算法因初始点云旋转角度过大而配准失败,配准精度可以提高 5 个数量级,同时缩短配准时间,进而表明本文算法具有较好的有效性与可靠性。

[参 考 文 献]

[1] 黄晓阳,栾元重,闫勇,等. 基于三维激光扫描测量技术的井架变形观测[J]. 工程勘察, 2012, 40(4): 66-69.

[2] 刘斌,张军,鲁敏,等. 激光雷达应用技术研究进展[J]. 激光与红外, 2015, 45(2): 117-122.

[3] ZHANG J C, YAN C H, CHUI C K, et al. Multimodal image registration system for image-guided orthopaedic surgery[J]. Machine Vision & Applications, 2011, 22(5): 851-863.

[4] HACENE A, MEKKI A. Bio-CAD reverse engineering of free-form surfaces by planar contours[J]. Computer-Aided Design and Applications, 2011, 8(1): 37-42.

[5] 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.

[6] 郑德华. ICP 算法及其在建筑物扫描点云数据配准中的应用[J]. 测绘科学, 2007(2): 31-32, 177.

[7] AIGER D, MITRA N J, COHEN-OR D. 4-points congruent sets for robust pairwise surface registration [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 670-679.

[8] MAGNUSSON M, LILIENTHAL A, DUCKETT T. Scan registration for autonomous mining vehicles using 3D-NDT [J]. Journal of Field Robotics, 2007, 24(10): 803-827.

[9] 马卫. 基于布谷鸟优化的三维点云配准算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(12): 216-223, 272.

[10] 付鲲,陈雷. 基于曲率信息的人工蜂群点云配准算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(4): 999-1003, 1024.

[11] 李晓磊. 一种新型的智能优化方法-人工鱼群算法[D]. 杭州:浙江大学, 2003.

[12] 陈义雄,梁昔明,黄亚飞. 基于佳点集构造的改进量子粒子群优化算法[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(4): 1409-1414.

[13] 倪志伟,朱旭辉,程美英. 基于人工鱼群和分形维数融合 SVM 的空气质量预测方法[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(12): 1122-1131.

[14] 朱旭辉,倪志伟,程美英,等. 融合协同进化离散型人工鱼群算法和多重分形的雾霾预测方法[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(4): 999-1010.

[15] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. [S. l.]: IEEE, 2009: 3212-3217.

[16] 任伟建,高梦宇,高铭泽,等. 基于混合算法的点云配准方法研究[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2019, 37(4): 408-416.

[17] FISCHLER M A, BOLLES R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Graphics and Image Processing, 1981, 24(6): 381-395.

[18] 王丽. 基于 kd-tree 算法和法向量估计的点云数据精简方法[J]. 宿州学院学报, 2019, 34(12): 65-68.

[19] 王峰,丘广新,程效军. 改进的鲁棒迭代最小二乘平面拟合算法[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2011, 39(9): 1350-1354.

(责任编辑 李 凯)