

基于粒子群优化的点云场景拼接算法*

张军¹, 谭志国^{1,2}, 鲁敏¹, 黄毅¹, 赵键^{1,3}

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073;

2. 77108 部队, 四川 崇州 611200;

3. 95380 部队, 广东 湛江 524329)

摘要:多视点三维点点云场景拼接是解决激光三维主动成像目标自遮挡或被遮挡情况下目标数据不完全问题的一种有效方法, 它将直接影响到后续的目标检测与识别处理。提出了一种基于粒子群优化(PSO)的点云拼接算法, 该方法通过计算点云的投影分布熵, 构建并估计场景的独立坐标系, 由此计算得到两者之间的空间变换关系, 获取场景拼接初值。在此基础上, 构建场景拼接目标函数, 利用 PSO 方法, 对目标函数进行优化, 优化过程中利用最小概率误判法计算点云之间的匹配关系, 最终获取拼接点云之间最优的空间变换关系, 实现多视点场景的精确拼接。仿真实验结果表明, 本文方法是一种有效可行的方法。

关键词:激光光学; 点云场景拼接; 粒子群优化算法; 投影分布熵

中图分类号: TN919 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2013)05-0174-06

Particle swarm optimization based point cloud scene mosaic algorithm

ZHANG Jun¹, TAN Zhiguo^{1,2}, LU Min¹, HUANG Yi¹, ZHAO Jian^{1,3}

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Unit 77108, Chongzhou 611200, China; 3. Unit 95380, Zhanjiang 524329, China)

Abstract: Multi-view point cloud scenes mosaic is an effective method to solve the incomplete object data problem while self-occlusion and occlusion happened in laser 3D imaging process. The mosaic method directly affects the object detection and recognition. In this research, a particle swarm optimization(PSO)based mosaic algorithm is proposed. The projective distribution entropy to construct the scene's coordinate was used, and the transformation between point cloud scenes by the coordinates was estimated. Based on this, the objective function for the mosaic was constructed, and the PSO for optimization was used. In the optimization process, the minimum miscarriage of justice method was used for searching the correspondence. In this way, the optimal transformation was found, and the fine mosaic was realized. Experimental results demonstrate the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

Key words: laser optics; point cloud scenes mosaic; particle swarm optimization; projective distribution entropy

由视点与遮挡等因素造成的成像目标数据的不完全是影响激光主动成像目标检测的重要因素, 而通过多视点的场景或目标数据进行拼接能获得更为完整的目标点云数据, 有效地提高目标检测概率。

多视点点云数据的拼接算法在不同的应用领域都有广泛的研究, 目前主流的拼接算法主要包括: 基于像素点的方法、基于标志点的方法以及基于特征的方法。第一, 基于像素点的方法是以点云中每一个点为基础单位, 与待拼接点云中每一点进行匹配, 从而计算变换参数, 得到拼接结果。其中, 最近点迭代法(ICP)^[1]是一种最具代表性的方法, 它可通过简单的迭代寻优, 不断更新点云间的距离、姿态等信息, 来逐步提高算法的拼接精

度。该算法步骤简单、操作简便、收敛性好, 但由于采用启发机制, 对初值要求较高, 容易陷入问题的局部最优。为此, Chen^[2]、Silva^[3]、Johnson^[4]、Yang^[5]等分别对 ICP 算法进行了改进, 使得方法在拼接精度上有了较大改善, 但是算法对初值的要求依然较高。第二, 基于标志点的方法是在场景或目标中引入参考点以实现拼接^[6-7], 以此来有效地解决需要初值较准确的问题, 但该方法需要事先人为进行, 从而不适用于大多场合。第三, 基于特征的方法是利用点云数据中的特征信息或特征点, 如曲率^[8-10], 由特征点之间匹配来获取拼接点云之间的变换参数, 得到拼接结果。该方法在一定程度上能克服基于标志点方法所存在的问题, 但相应地需要进行特征提取成本, 需要进

* 收稿日期: 2013-03-28

基金项目: 博士后科学基金资助项目(20100481511); 国家部委资助项目

作者简介: 张军(1973—), 男, 湖南长沙人, 研究员, 博士, E-mail: zhangjun@nudt.edu.cn

行点云拓扑关系以及数据的曲面拟合,增加了算法计算复杂度。上述三类方法,基于像素点以及特征的方法相对来说局限性小,具有更好的适应性。基于像素点的方法,思路简单、操作方便,但对初值要求较高;基于特征的方法,对初值的要求较低,单从特征点之间的匹配来说,计算开销较小,且具有一定的鲁棒性,是目前研究较多的方法之一。但由于特征点的提取与描述需要计算曲率等基本数据,对于每一点都需进行局部的曲面拟合,导致算法最终的计算复杂度较高,也是目前该类方法存在的瓶颈问题之一。

本文提出了一种基于 PSO 优化的多视点云场景拼接算法,该算法是一种基于特征的拼接方法,通过场景的点云在不同坐标平面的投影分布特征(投影分布密度熵)来计算场景的独立坐标系,由此估计获得待拼接点云之间的变换参数,实现粗拼接;在此基础上,利用粒子群优化技术实现点云的精确拼接中的变换参数估计以及点对匹配,最终实现精确的点云场景拼接。

1 基于投影分布熵的场景姿态初估计

由于激光雷达所成场景的距离图像,反映了目标的真实三维属性,因此从不同角度获取的场景点云数据之间的变换关系可近似为正交变换关系,此时,空间变换参数是由旋转矩阵与平移矢量组成。正确地估计这两组参数,可有效地对齐空间中的点云,从而实现拼接。为给后续 PSO 算法提供较好的初值,分别对两组参数进行初估计。其中,平移参数采用最为通用的质心对齐方法来估计,下面主要针对旋转矩阵的估计进行讨论。

进行旋转矩阵初值估计时,我们首先分别估计拼接点云场景的姿态。由于待拼接场景包含同一场景,因此估计得到的两场景区姿态相同,据此可通过各自估计的姿态来计算它们之间的旋转矩阵。

对场景点云在不同投影面的点云分布密度的研究发现,随欧拉角的变化,在欧拉角对应的投影平面上点云分布的均匀性(分布密度场)的变化具有一定的规律,即在某一旋转角度下投影点云分布不均匀,而在其他角度下则分布相对均匀^[12-13]。此时,可采用点云的分布熵来描述这种规律性。点云 P 投影至 XZ 平面,得到投影点云 P_{XZ} ,将 XZ 平面的 X 轴和 Z 轴以等间隔 ΔL 划分栅格,统计每一栅格 N_g 及其中点云数目 n_i ,得到栅格点云出现频率 \bar{n}_i 。

$$\bar{n}_i = \frac{n_i}{N_g} \quad (1)$$

定义点云 P 在 XZ 平面的投影点云密度熵为

$$E(P_{XZ}, \alpha, \Delta L) = - \sum_{i=1}^{N_g} \bar{n}_i \log_2(\bar{n}_i) \quad (2)$$

上式中 α 为 P 绕 X 轴旋转的角度, $E(P_{XZ}, \alpha, \Delta L)$ 下文中简记为 $E(P_{XZ}, \alpha)$ 。此时,定义当旋转后的点云 P 投影分布密度最不均匀时,即上述熵值最小时的旋转角度为偏航角 ψ ,即

$$\psi = \underset{\alpha \in \psi}{\operatorname{argmin}} E(P_{XZ}, \alpha) \quad (3)$$

同理,可求取点云场景的俯仰与横滚角 (θ, ϕ) 。

对于不同视点获取的完全匹配场景点云 P 与 Q ,设通过姿态估计后的点云为 P_p 与 Q_q ,则有

$$P_p = P \times R \times R_p \quad (4)$$

$$Q_q = Q \times R_Q$$

其中, R_p 与 R_Q 为通过各自姿态估计得到的旋转矩阵。

由于 P_p 与 Q_q 姿态相同,即 $R_Q = R \times R_p$,又 R_p 与 R_Q 已知,则有

$$R = R_Q \times R_p^{-1} \quad (5)$$

2 基于 PSO 的点云拼接算法

2.1 问题描述

给定点云 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_m\}$ 与 $Q = \{q_1, q_2, \dots, q_n\}$,拼接问题本质上是在某种最佳的姿态下,求解 P, Q 点云中点与点的对应关系。

为求解匹配关系,定义匹配矩阵 $M = \{m_{ij}\}^{[13]}$,其中 m_{ij} 为 $\{0, 1\}$ 元素,当 p_i 与 q_j 匹配时为 1,否则为 0。匹配矩阵行列元素和都为 1,以保证匹配的唯一性,同时矩阵中额外加入虚点 p_{m+1} 与 q_{n+1} 来解决匹配过程中出现的出格点问题^[13]。此时,点云拼接问题转化为如下能量函数最小化问题:

$$E(M, R, T) = \sum_{i,j} m_{i,j} \|q_j - R p_i - T\|^2 + \alpha \left(\sum_{i,j} m_{m+1,j} + \sum_{i=1}^m m_{i,n+1} \right) \quad (6)$$

其中, R 为 3×3 的旋转变换矩阵, T 为平移向量。式(6)第一项为匹配误差,第二项用于控制出格点, α 为惩罚因子, α 越大,则表示对出格点判定的约束越严厉。整个匹配过程是寻找最优变换 $A = (R, T)$ 下最佳的匹配矩阵 M 。

2.2 迭代过程中的姿态估计

粒子群优化算法是 1995 由 Kennedy 等提出

的一种优化方法,它对复杂多峰的数值问题非常有效,且易于实现^[14]。文中拟运用该方法对拼接问题中的三维正交变换参数进行估计。

文中以 A 中的 6 维空间(三个方位角及其三维平移量)组成目标函数解空间。在解空间中散布 N 个粒子,任意粒子位置表示为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})'$ 都代表问题的一个解,并通过式(6)确定相应适应值。粒子在解空间中不断运动,其每次运动的方向与距离表示为 $\mathbf{v}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})'$ 。每次运动过程中,粒子记录两个极值,一个为粒子找到的最优位置 $\mathbf{u}_i = (u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in})'$,另一个为种群的最优位置 $\mathbf{u}_g = (u_{g1}, u_{g2}, \dots, u_{gn})'$ 。通过记录的极值,按照追随最优粒子的思想,粒速度与位置更新方式如式(7)与(8)。

$$v_{id}(t+1) = v_{id}(t) + c_1 r_1 (u_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (u_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (7)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (8)$$

其中 $d = 1, 2, \dots, n$, 为解空间维度; $i = 1, 2, \dots, N$, N 为种群规模; r_1 和 r_2 为均匀分布于 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 和 c_2 为加速度限定因子。

基本 PSO 算法初期局部搜索能力较弱,后期全局搜索能力弱,易陷入局部极值。为此,采用改进的惯性权重 PSO 算法,它用一个惯性权重系数来提高算法搜索能力^[14],粒子速度更新公式变为

$$v_{id}(t+1) = W v_{id}(t) + c_1 r_1 (u_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (u_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (9)$$

其中, W 为惯性权重系数,取值一般在 $0.4 \sim 0.9$ 。

2.3 点云匹配对应关系

点云匹配对应关系的求解可以作为一个分类问题来看待^[11],这相当于把具体模式 $q \in Q$ 进行 $\{p_i | p_i \in P\}$ 类别分类,设 p_i 类出现的先验概率为 $M(p_i) = 1/n$, $m(q | p_i)$ 表示在类别 p_i 条件下模式 q 的条件密度, $M(p_i | q)$ 表示 q 出现条件下 p_i 类出现的概率。运用最小误判概率法,则在有先验概率 $M(p_i)$ 已知条件下,总的误判概率则为

$$E(e) = \sum_{i=1}^l M(p_i) \sum_{j=1, j \neq i}^l \int_{\Omega_j} m(q | p_i) dq \quad (10)$$

其中, Ω 为 P 构成的特征空间,有 $\Omega = \bigcup_{i=1}^m \Omega_i, \Omega_i \cap_{i \neq j} \Omega_j = \phi, \phi$ 为空集。当 $q \in \Omega_i$ 时,判定 q 属于 p_i 类。使误判概率最小等价于使正确判断概率 $E(c)$ 最大。

$$\min[E(e)] \Rightarrow \max[E(c)]$$

$$= \max \left[\sum_{i=1}^l M(p_i) \int_{\Omega_i} m(q | p_i) dq \right] \quad (11)$$

Ω_i 为待求解。在区域 $\Omega_i (i = 1, 2, \dots, l)$ 中存在 l 类密度函数 $m(q | p_i) (i = 1, 2, \dots, l)$, 为使 $E(c)$ 最大,有

$$\begin{aligned} \max[E(c)] &= \int_{\Omega} \max[M(p_1)m(q | p_1), \\ &M(p_2)m(q | p_2), \dots, M(p_l)m(q | p_l)] dq \\ &= \sum_{i=1}^l M(p_i) \int_{\Omega_i^*} m(q | p_i) dq \end{aligned}$$

其中 $\Omega_i^* = \{q | \max_j [M(p_j)m(q | p_j)]\}$ 。

把 q_k 作为具体的第 k 次观测数据,匹配过程则相当于对 k 次数据进行 k 次判决,假设每次判决是独立的,则类似地有对 q_k 的判决规则:

$$(1) \text{ if } M(p_i)M(q_k | p_i) = \max_j [M(p_j)M(q_k | p_j)]$$

then $q_k \rightarrow p_i$

此时,假设所有 p_i, q_j 的出现先验概率是等概率的,亦有

$$(2) \text{ if } M(p_i | q_k) = \max_j [M(p_j | q_k)] \text{ then } q_k \rightarrow p_i$$

函数则可对点集间的匹配关系进行判决。本文定义

$$M(p_i | q_j) = \exp \left[- \frac{(p_i - q_j)^2}{\delta} \right] \quad (12)$$

根据上述描述下面给出算法具体步骤:

Step 1 初始化。场景点云质心对齐;

Step 2 迭代 PDE

1) 分别依次估计 P, Q 独立坐标偏航角、俯仰角、横滚角;

2) 是否满足收敛条件;否,则返回第 1) 步;

3) 根据式(5)计算待匹配点云间的旋转变换矩阵;

Step 3 基于 PSO 的姿态估计

1) 初始化粒子。在解空间 R^6 内,粒子以盲估参数 $\hat{\mathbf{x}}$ 为中心进行高斯随机初始化;各粒子根据式(6)计算适应值,获取个体最优和群体最优粒子以及适应值;

2) 达到最大迭代步数或群体最优粒子满足收敛条件,则退出循环;

3) 由改进的 PSO 进化公式更新每个粒子位置和速度;

4) 各粒子根据式(6)计算适应值,评估粒子,更新局部和全局最优;返回第 3) 步。

Step 4 计算得到场景点云之间的空间变换参数,以及拼接误差。

3 实验与分析

为验证算法的有效性,文中进行两组实验:一组针对单目标点云数据的拼接,另一组针对场景

点云数据的拼接。实验数据通过仿真得到,仿真方法参考文献[11-12]方法,以目标中心为坐标原点建立球坐标系,激光雷达的位置由球坐标 (R, ψ_L, θ_L) 确定,其中 R 为激光雷达距离目标中心的距离, ψ_L 和 θ_L 为激光雷达在球坐标系中的经度和纬度,用以确定视点,激光雷达视线始终指向场景中心。生成点云时,先建立场景,再设定激光雷达所处的经纬度和距离,采用激光雷达点云仿真软件得到不同视点下的场景点云。实验中,利用本文方法进行拼接,并分别与 ICP 方法以及文献[9]中采用特征点拼接的方法进行比较。其中,ICP 方法中最近点搜索方法采用文献[14]中给出的最近点凸包快速搜索法,以后简记为 CH-ICP 方法。实验在 Matlab 2010a 环境下运行于 Core i7 CPU,2G 内存,Windows 7 的 PC 机上。实验中,粒子群规模为 20,加速度限定因子选取为 0.2。

3.1 单目标数据拼接

针对不同视点下单目标场景点云数据进行拼接。选用了不同类型的装甲与舰船目标(坦克:M60, M2A2, LECRERC, 驱逐舰:IMPECCABLE等)在不同视点生成相同成像分辨率的点云数据,如图 1 所示。

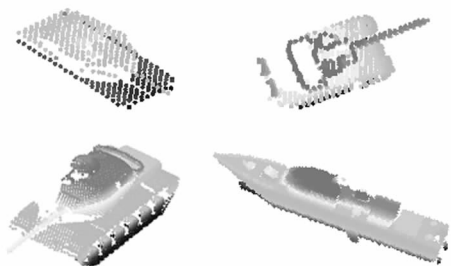


图 1 部分实验数据

Fig. 1 Parts of the experiment data

实验中,分别用 CH-ICP 方法、基于特征的方法和本文方法进行拼接。为有效地衡量实验中结果的优劣,文中参考文献[12]方法统计了每次实验中各种方法的三种基本性能,即有效拼接点、拼接时间以及拼接精度。其中,有效拼接点满足:

$$\|p_i^{final} - q_j\| \leq \xi, \quad p_i^{final} \in P_{final}, q_j \in Q \quad (13)$$

$P_{final} = P \times R_{final} + T_{final}$,为最终变换计算的结果。拼接精度为

$$ACR = \frac{ERR}{COR} \quad (14)$$

ERR 表示有效拼接点对的距离误差总和, COR 表示有效拼接点数目。

图 2 给出了对某导弹驱逐舰一次拼接实验的结果,表 1 给出了三种算法的实验数据。图 2(a)

的目标点云数目为 3426,(b)中的目标点云数目为 2854。从图 2(e)可看出,通过 PSO 计算后达到了较为理想的拼接结果。而使用 CH-ICP 算法,则拼接误差较大,如图 2(c)所示,使用文献[9]方法也能得到较好的拼接结果,如图 2(d)所示,但拼接所耗时间较长。

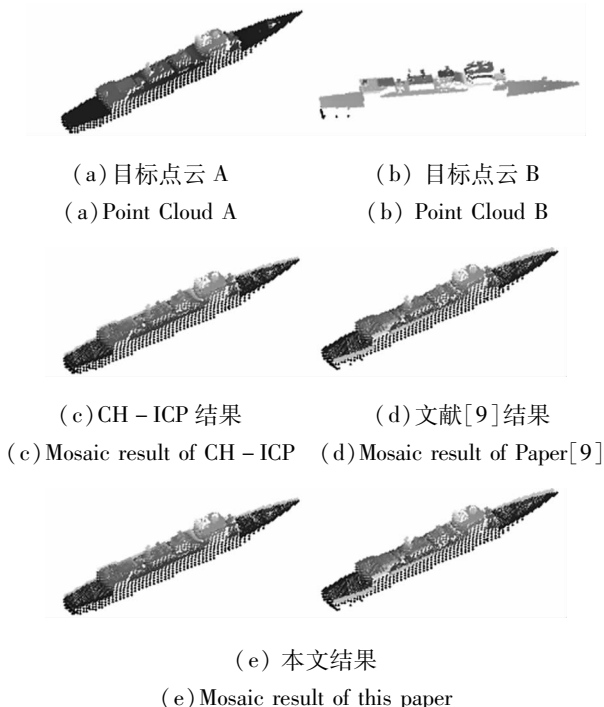


图 2 单目标拼接结果

Fig. 2 Single object mosaic result

表 1 三种算法实验数据

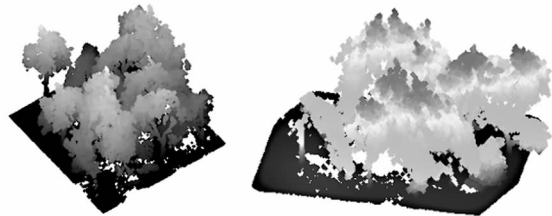
Tab. 1 Experiment data of three algorithms

算 法	有效拼接点	时间(s)	精 度
ICP	1453	2.217	0.043
文献[9]方法	1635	5.341	0.042
本文方法	2127	3.253	0.035

3.2 场景数据拼接

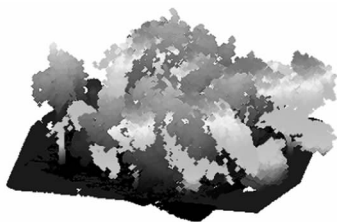
本组实验主要针对复杂场景下,不同视点的点云数据拼接进行讨论。实验仿真产生了不同视点下相同和不同分辨率的点云场景数据,分别用 CH-ICP 方法、基于特征的方法和本文方法进行拼接,图 3 给出其中一次实验结果,表 2 给出了三种方法的实验数据。该次实验中,场景 1 的点云数据大小为 254709,场景 2 的为 261121。从图中可以看出,通过 CH-ICP 方法对该组数据未得到正确的拼接结果,实验失败;文献[9]方法与本文方法,都得到了较为准确的拼接结果。表 2 显示,本文方法拼接时间与拼接精度都优于文献[9]方法,且拼接过程中能寻找更多的有效拼接点。本文方法相对于 CH-ICP 算法,拼接时间相差较

大,这主要是由于不能找到正确的有效拼接点,CH-ICP 算法过早地进入局部收敛点,迭代次数少。同理,由于不能找到正确的拼接点,CH-ICP 算法的拼接精度明显低于本文算法。



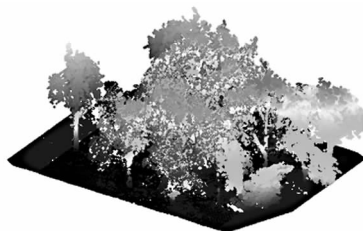
(a) 待拼接点云场景

(a) Point cloud scenes



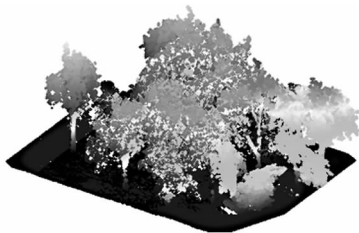
(b) CH-ICP 拼接结果

(b) Mosaic result of CH-ICP



(c) 文献[9]拼接结果

(c) Mosaic result of Paper[9]



(d) 本文拼接结果

(d) Mosaic result of this paper

图 3 场景拼接结果

Fig. 3 Scenes mosaic result

表 2 场景拼接实验数据

Tab. 2 Experiment data of scene mosaic

算 法	有效拼接点	时间(s)	精度
ICP	28017	70.6	0.085
文献[9]方法	61453	323.5	0.032
本文方法	65375	213.5	0.022

3.3 实验分析

从上述两组实验可以发现,论文中参与比较的算法,从匹配准确与精度上来说,本文算法最优,基于特征的方法稍逊,而 ICP 算法相对较差;从计算复杂度上来说,ICP 算法最优,本文方法次之,基于特征的方法计算复杂度最高。上述现象的主要原因分析如下:

1) ICP 算法是一种启发式的匹配拼接方法,它对于算法初值等要求较高。当所给初值较差时,算法往往容易陷入局部最优,此时对拼接准确度与精度都有较大影响,导致最终的拼接失败,且易导致算法在局部极值附近反复迭代,影响拼接的计算时间。但该方法的优点就是当初值恰当时,获取的拼接结果准确度与精度都较高。

2) 文献[9]方法是一种基于特征的方法。该方法通过提取不同点云中的相似特征点来实现拼接。由于特征提取需要计算点云中点的曲率,然后再提取极值,因此需要对点云中每个点进行局部的曲面拟合,这一过程是非常耗时的。这导致了算法的点云拼接效率较低,如表 1 与表 2 中结果所示。该方法优点是只要特征点选取恰当,拼接精度通常较高。而特征点选取的同一性与稳定性,则与点云数据的分辨率有直接关系,数据的分辨率又关系到算法的计算复杂度。因此,该方法在精度上要达到更高,算法复杂度必然较高。

3) 本文方法是一种采用粒子群优化的拼接方法。由于粒子群优化对于多峰值函数具有较好的寻优能力,对于拼接初值的要求不高,因而,在一般情况下都能获取较高的准确度与拼接精度。但由于粒子群优化属于群体智能方法,需要利用群体搜索来克服个体搜索的不利,在计算时间上,往往不占优势,在实验结果中也有较明显的体现(如表 1 与表 2 所示)。而克服这一点,采用并行算法则是最优的解决方案,这将是作者后续研究方向之一。

4 结论

本章提出了一种 PSO 优化的多视点三维点云场景拼接方法,把点云拼接问题转化为目标函数优化问题。该方法首先通过投影分布熵方法对任意点云场景进行姿态估计,作为拼接初值,然后利用 PSO 优化算法迭代地对拼接变换参数与点云匹配关系进行计算,最终实现准确的拼接。实验显示,与 CH-ICP 以及文献[9]基于特征的方法进行比较,本文算法在获取的有效拼接点、拼接精度以及拼接时间上,都具有一定的优势,说明本

文方法的有效性。本文算法能广泛应用于三维点云场景配准、三维点云目标匹配和检索等研究方向。

参考文献 (References)

- [1] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239 - 256.
- [2] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images [J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3): 145 - 155.
- [3] Silva L, Bellon O R P, Boyer K L. Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms [J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 762 - 776.
- [4] Johnson A, Kang S. Registration and integration of textured 3D data [C]//Proceedings of the International Conference on Recent Advances in 3D Digital Imaging Modeling, Washington D C, USA; IEEE Computer Society, 1997: 234 - 241.
- [5] Yang R, Allen P. Registering integrating and building cad models from range data [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, Leuven, Belgium; IEEE Computer Society, 1998: 3115 - 3120.
- [6] 罗先波, 钟约先, 李仁举. 三维扫描系统中的数据配准技术 [J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44(8): 1104 - 1106.
LUO Xianbo, ZHONG Yuexian, LI Renju. Data registration in 3 - D scanning systems [J]. Journal of Tsinghua University: Science & Technology, 2004, 44(8): 1104 - 1106. (in Chinese)
- [7] 王磊, 邢渊. 反向工程中数据点云的拼合 [J]. 模具技术, 2004(1): 47 - 49.
WANG Lei, XING Yuan. Registration of point cloud data in reverse engineering [J]. Die and Mould Technology, 2004(1): 47 - 49. (in Chinese)
- [8] 路银北, 张蕾, 等. 基于曲率的点云数据配准算法, 计算机应用, 2007, 27(11): 2766 - 2769.
LU Yinbei, ZHANG Lei, et al. Curvature-based registration algorithm of point clouds data [J]. Computer Application, 2007, 27(11): 2766 - 2769. (in Chinese)
- [9] 王蕊, 李俊山, 刘玲霞, 等. 基于几何特征的点云配准算法, 华东理工大学学报: 自然科学版, 2009, 35(5): 768 - 773.
WANG Rui, LI Junshan, LIU Lingxia, et al. Registration of point clouds based on geometric properties [J]. Journal of East China University of Science and Technology: Natural Science Edition, 2009, 35(5): 768 - 773. (in Chinese)
- [10] 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475 - 481.
ZHU Yanjuan, ZHOU Laishui, ZHANG Liyan. Registration of scattered cloud data [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphic, 2006, 18(4): 475 - 481. (in Chinese)
- [11] 郭裕兰, 鲁敏, 谭志国, 等. 一种新的激光雷达目标姿态估计算法 [J]. 中国激光, 2011, 38(4): 0414002.
GUO Yulan, LU Min, TAN Zhiguo et al. A novel method for ladar target orientation estimation [J]. Chinese J. Lasers, 2011, 38(4): 0414002. (in Chinese)
- [12] 谭志国, 鲁敏, 郭裕兰, 等. 基于投影分布熵的多视点三维点云场景拼接方法 [J]. 中国激光, 2012, 39(11): 1114003.
TAN Zhiguo, LU Min, GUO Yulan et al. Multi-View point cloud scenes mosaic based on projective distribution entropy [J]. Chinese J. Lasers, 2012, 39(2): 0209003. (in Chinese)
- [13] 谭志国. 点模式匹配及应用研究 [D]. 长沙: 国防科技大学, 2008.
TAN Zhiguo. Point pattern matching and its application [D]. Changsha; National University of Defense Technology, 2008. (in Chinese)
- [14] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer. IEEE International Conference of Evolutionary Computation, Anchorage, Alaska, 1998.
- [15] Barber C B, Dobkin D P, Huhdanpaa H T, The Quickhull Algorithm for Convex Hulls [J]. ACM Transactions on Mathematical Software, 1996, 22(4): 469 - 483.