

# 基于布谷鸟优化的三维点云配准算法

马 卫

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室 江苏 南京 210093)

(南京旅游职业学院酒店管理学院 江苏 南京 211100)

**摘 要** 针对 ICP 算法在点云配准时存在对初始位置敏感、易陷入局部最优的缺陷,提出一种基于布谷鸟优化算法的点云配准方法。对输入点云的均匀采样,并基于领域半径约束的固有形状特征点(Intrinsic Shape Signature, ISS)提取进一步简化点云。通过布谷鸟算法莱维飞行全局搜索更新策略完成对点云较好的初始配准,得到空间变换矩阵参数。利用 k-D 树(k-Dimension tree)近邻搜索方法加快对应点的搜索速度,以提高点云 ICP 精细配准的效率。通过对不同初始位置的点云库模型进行配准实验,结果表明该算法能有效克服 ICP 算法的缺陷,其全局搜索性能与寻优精度更具优势,抗噪性好,配准精度高,鲁棒性强。

**关键词** 布谷鸟算法 全局优化 点云配准 粗精配准 ICP 算法

**中图分类号** TP18 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.12.034

## A 3D POINT CLOUD REGISTRATION ALGORITHM BASED ON CUCKOO OPTIMIZATION

Ma Wei

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, Jiangsu, China)

(School of Hotel Management, Nanjing Institute of Tourism and Hospitality, Nanjing 211100, Jiangsu, China)

**Abstract** The Iterate Closed Point (ICP) algorithm is sensitive to the initial position when it is registered in the point cloud, and it is easy to fall into the local optimum. We propose a point cloud registration algorithm based on cuckoo optimization. It simplified the point cloud by uniformly sampling the input point cloud and extracting the Intrinsic Shape Signature (ISS) based on the domain radius constraint. Then we used the Cuckoo algorithm Lévy flights global search update strategy to complete the better initial registration of the point cloud and get the spatial transformation matrix parameters. The k-D tree (k-Dimension tree) neighbor search method was used to accelerate the corresponding point search so as to improve the efficiency of point cloud ICP fine registration. The registration experiment of the point cloud library model with different initial positions shows that this algorithm can effectively overcome the defects of the ICP algorithm, and its global search performance and optimization accuracy are more advantageous, with good noise immunity, high registration accuracy, and strong robustness.

**Keywords** Cuckoo search (CS) algorithm Global optimization Point cloud registration Coarse-to-fine search Iterative closest point (ICP)

收稿日期:2019-05-21。国家自然科学基金项目(61321491,61272219,61100110);国家高技术研究发展计划项目(2007AA01Z334);江苏省科技计划(BE2011058, BY2012190);计算机软件新技术国家重点实验室创新基金重点项目(ZZKT2013A12);江苏省高校自然科学基金项目(17KJB520013,15KJB520017)。马卫,副教授,主研领域:智能优化,进化计算,计算机视觉。

## 0 引言

逆向工程是通过激光扫描等技术从样品原件获取三维数据并进行预处理,然后对预处理的点云数据通过曲面分块、数据拟合等操作实现三维重建。点云数据配准是逆向工程中的一个核心问题,是计算机视觉所有后续处理的基础,其配准结果在三维测量的精度和后续数据处理中起着至关重要的作用。

在三维重建过程中,获取三维物体表面的真实数据却因受测量设备、自遮挡与环境等因素的影响,实际测量过程中获取的点云数据只是实体表面的部分数据,且易导致平移或旋转错位<sup>[1]</sup>,故需对被测物体在不同视角下进行多次测量,并将各个视角下的点云数据合并到统一的坐标系下,形成最终完整的点云数据,方便后续可视化等操作。点云数据配准的实质是把在不同的坐标系中测量得到的数据点云进行坐标变换,以得到统一坐标系下的整体数据模型。这给点云配准带来了许多挑战<sup>[2]</sup>:(1) 数据本身存在高噪声、离群点等会影响配准的精度;(2) 在数据采集过程中,因三维扫描仪的自遮挡、视角和光线等问题,存在数据获取的缺失或部分重合等问题,导致后期配准对应关系难以寻找,搜索难度较大;(3) 点云数据的初始位置对配准的性能影响较大。

最近邻迭代配准 ICP (Iterate Closed Point) 算法<sup>[3]</sup>则是当前点云数据配准过程中最具代表性、应用最广泛的刚性配准算法。该算法以四元数配准算法为基础,在两片点云中搜索相互对应的欧氏距离最短的最近点对,通过不断搜索迭代优化,最终得到两片点云刚体变换的最优参数。ICP 算法由于简单而被广泛应用,但却易于陷入局部最优。同时,该算法特别依赖于点云配准的初始位置,当两片点云模型的初始位置变换较大,且当存在噪声点和离群点时则极易导致配准失败。为了解决这一系列问题,许多学者提出了改进策略<sup>[4-7]</sup>,如:基于概率论和统计的配准策略<sup>[8-12]</sup>,基于特征对应的配准方法<sup>[13-14]</sup>,基于尺度迭代最近点的配准方法 SICP (Scaled Iterative Closest Point)<sup>[15]</sup>。ICP 的改进策略从不同程度上提高了原始算法的抗噪能力和配准精度,但始终无法从本质上解决其对初始位置敏感的缺陷。

点云配准分为粗配准和精配准。粗配准是在满足降低配准搜索维度的前提下,实现两片点云的位置在同一坐标系下的粗对齐。为了克服 ICP 算法对初始位置敏感的缺陷,一些基于群智能优化策略<sup>[16-19]</sup>的粗配

准方法相继提出,如:参数自适应进化算法<sup>[20]</sup> SaEvo (Self-Adaptive Evolution)、人工蜂群算法 ABC (Artificial Bee Colony)、和声搜索算法 HS (Harmony Search)、生物地理学优化算法 BBO (Biogeography-Based Optimization)<sup>[21]</sup>等。这类方法为解决三维点云配准问题提供了新的思路和突破口,如基于粒子群算法 PSO (Particle Swarm Optimization)<sup>[22]</sup>和基于遗传算法 GA (Genetic Algorithm)<sup>[23-24]</sup>的粗配准技术可以为精配准提供良好的初始位置,但全局优化能力和配准的鲁棒性还不够。相比于传统的配准方法,这类优化方法有利于提高配准精度,但又存在搜索时间长、运算效率低等问题。虽然这些策略使用群体方式在求解空间内加强寻优搜索,但还是存在易陷入全局最优的不足。针对上述问题,本文提出一种布谷鸟全局优化的三维点云配准算法。

布谷鸟搜索算法 (Cuckoo Search, CS) 最早于 2009 年提出,是一种元启发式全局优化方法<sup>[25]</sup>,该方法模拟布谷鸟寻窝产卵的繁殖机理并基于莱维飞行 (Lévy flights) 而形成的一种搜索策略,从而表现出较好的全局优化性能,算法参数设置少,全局寻优速度快,与其他智能优化算法相比具有较好的搜索性能。目前,该算法广泛应用于神经网络、工程设计和全局最优化等领域<sup>[26-27]</sup>。

利用 CS 算法较强的莱维飞行全局搜索能力从而避免搜索过程陷入局部最优。CS 算法不仅具有较好的全局勘探能力,还大幅提高了局部搜寻的开发性能,且适用于求解点云配准优化问题。本文以对应点距离最小为适应度函数,将布谷鸟优化算法作为寻优策略实现点云数据的粗配准,再利用 ICP 进行精细配准。计算机仿真实验结果表明,本文算法取得很好的搜索结果,寻优率和精度显著提高,效果令人满意。

## 1 算法设计

### 1.1 点云配准模型

点云数据配准的两个点集为待配准点云  $P$  和目标点云  $Q$ ,其数学表示形式分别为: $P = \{p_i | p_i \in \mathbf{R}^3, i = 1, 2, \dots, m\}$  和  $Q = \{q_i | q_i \in \mathbf{R}^3, i = 1, 2, \dots, n\}$ ,其中  $m$  和  $n$  为两片点云中点的数量。寻找两个点集的空间变换,应用最小二乘法使目标函数值最小,目标是使两者离差平方和最小。

点云配准的本质是将多个视角下扫描获取的点云数据统一到同一个坐标系下,其过程是寻找两片点云数据集的一系列空间变换,可以用变换矩阵  $T$  来表示

三维空间几何模型的变换关系。对于待配准点云  $P$  和目标点云  $Q$ , 就是寻求三维空间内最优的变换矩阵  $T$ , 其表示形式如式 (1) 所示。变换矩阵  $T$  有 6 个参数, 包含了坐标轴方向的平移量  $V_x, V_y, V_z$  和坐标轴的旋转角  $\alpha, \beta, \gamma$ 。

$$T = R_x R_y R_z V \quad (1)$$

$$R_x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha & 0 \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$R_y = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$R_z = \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ V_x & V_y & V_z & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

待配准点云  $P$  和目标点云  $Q$  经过一系列空间变换, 其对应位置点的理想欧氏距离为最小值 0, 然而受测量时的误差以及噪声干扰等其他因素影响, 两片点云经过空间变换无法到达理想欧氏距离。所以, 点云配准问题实质为求解全局最优化问题, 寻求三维空间内两片点云最优的刚体变换矩阵。布谷鸟优化算法作为近年来新提出的一种群智能优化方法, 在解决复杂的多维空间优化问题中, 具有很好的全局搜索和局部寻优的性能。

## 1.2 点云简化与特征点提取

对于输入的两片点云, 为了更有效地进行特征点的提取, 按一定比率参数进行均匀采样, 从而降低点云后续运算的数据处理量, 提高运算效率。

特征点是描述曲面几何形状最基本的一种特征单元, 在不同的坐标系下能保持较好的一致性。目前, 特征点提取的方法各异, 主要有基于曲面重建的点云特征点提取方法<sup>[28]</sup>, 通过领域选择、张量投票和张量分析, 降低了算法对噪声和采样质量的依赖性。另外还有局部表面面片法 LSP (Local Surface Patches)<sup>[29]</sup>, 关键点特性评估法 KPQ (Quality of Keypoints)<sup>[30]</sup>, 固有形状特性法 ISS (Intrinsic Shape Signatures)<sup>[31]</sup> 等, 这类方法有不同的适应范围, LSP 更适用于三角网格模型,

而对于数据量较大的点云, KPQ 方法有其一定局限性, 本文采用 ISS 特征点提取算法相比于基于曲面重建的方法, 其原理简单, 便于实现, 适用于分布均匀的点云数据的处理。

设点云数据有  $N$  个点, 任意一点  $pt_i$  坐标为  $(x_i, y_i, z_i)$ ,  $i = 0, 1, \dots, N-1$ , 则 ISS 特征点提取算法的具体步骤为:

(1) 对点云上的每个点  $pt_i$  定义一个局部坐标系, 并设定每个点的搜索半径  $r_{ISS}$ ;

(2) 查询点云数据中每个点  $pt_i$  在半径  $r_{ISS}$  周围内的所有点, 计算其权值:

$$w_{ij} = \frac{1}{|pt_i - pt_j|} \quad |pt_i - pt_j| < r_{ISS} \quad (6)$$

(3) 计算每个点  $pt_i$  的协方差矩阵:

$$\mathit{cov}(pt_i) = \frac{\sum_{|pt_i - pt_j| < r_{ISS}} w_{ij} (pt_i - pt_j) (pt_i - pt_j)^T}{\sum_{|pt_i - pt_j| < r_{ISS}} w_{ij}} \quad (7)$$

(4) 计算每个点  $pt_i$  的协方差矩阵  $\mathit{cov}(pt_i)$  的特征值  $\{\lambda_i^1, \lambda_i^2, \lambda_i^3\}$ , 降序排列;

(5) 设置阈值  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ , 满足式 (8) 的点即被标记为 ISS 特征点。

$$\lambda_i^2 / \lambda_i^1 \leq \varepsilon_1 \quad \lambda_i^3 / \lambda_i^2 \leq \varepsilon_2 \quad (8)$$

## 1.3 布谷鸟优化算法

基本布谷鸟搜索算法是模拟布谷鸟寻窝产卵的过程, 将布谷鸟孵化寄生、寻窝搜索的生物特性形成理论和搜索策略, 算法基于 3 条理想的规则<sup>[24]</sup>:

(1) 每只布谷鸟随机选择寄生巢来孵化, 每次只产生一个蛋;

(2) 寄生巢被随机选择, 最好的寄生巢将会被继承到下一代;

(3) 设定固定值的寄生巢, 寄生巢的主人宿主鸟发现一个外来寄生蛋的概率是  $P_a[0, 1]$ 。

基于上述规则, 宿主鸟可以抛出鸟蛋, 或者放弃鸟巢并重新构建一个新巢穴。其基本流程如算法 1 所示, 其中:  $nFE$  为当前评价次数;  $MaxNFEs$  为最大评价次数。

### 算法 1 CS 算法

Begin

初始化种群  $n$  个宿主巢位置  $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$ ;

计算适应度值  $F_i = f(X_i)$ ,  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})^T$ ;

While ( $nFE < MaxNFEs$ ) or (stop criterion)

根据莱维飞行机制产生新的位置  $X_i$ ;

计算新的位置  $X_i$  的适应度值  $F_i$ ;

随机选择候选位置  $X_j$ ;

If ( $F_i > F_j$ )

用新位置解替代候选位置;

End

按发现概率  $p_a$  丢弃差的位置;

偏好随机游动产生新的位置进行替代;

最好位置保存;

End while

End

莱维飞行随机游动和偏好随机游动是布谷鸟优化算法中两个重要的搜索策略,负责局部搜索和全局搜索。CS 算法在搜索过程主要包括三个步骤:(1) 布谷鸟先在当前位置的基础上按莱维飞行随机游动方式产生新的位置,根据适应度函数的评价,通过贪婪方式选择较好的搜索位置。(2) 为了增加搜索的多样性,按照一定的概率  $p_a$  丢弃部分新产生的位置。(3) 采用偏好随机游动方式重新生成与被放弃位置相同数量的新位置,根据适应度值评价,保存较好的搜索位置,完成一轮寻优过程。

CS 算法中布谷鸟寻窝产卵的核心是基于莱维飞行搜索机制的随机优化策略,莱维飞行的随机游动搜索策略通过布谷鸟  $i$  由式(9)进行更新,实现寻窝搜索路径和位置的变化,适应度值  $F_i$  根据新产生的搜索位置  $X_i^{t+1}$  进行点云配准适应度值的度量。

$$X_i^{t+1} = X_i + \alpha \oplus \text{Lévy}(\lambda) \quad (9)$$

式中: $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ ,  $n$  设定为布谷鸟巢穴数;第  $i$  个布谷鸟巢穴在第  $t$  代和  $t+1$  代的位置向量  $X_i = x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}$  分别表示为  $X_i^t$  和  $X_i^{t+1}$ ;  $D$  表示布谷鸟巢穴位置的维数; $\alpha$  表示随机搜索范围的步长参数,  $\alpha = \alpha_0 (X_i^t - X_b)$ ,  $\alpha_0 = 0.01$ ;  $X_b$  为当前优化最好位置; $\oplus$  表示点对点乘法; $\text{Lévy}(\lambda)$  为随机幂次形式的概率密度函数表示基于莱维分布的随机搜索。

莱维飞行搜索机制除了随机优化搜索外,另一特性表现为偏好随机游动搜索策略,随机游动的各个新位置通过式(10)的混合变异和交叉操作产生。

$$X_i^{t+1} = X_i + r \cdot (X_j^t - X_k^t) \quad (10)$$

式中: $r$  表示缩放因子,  $r = \text{rand}(0, 1)$ ;  $X_j^t$  和  $X_k^t$  分别为随机选择的鸟巢位置。

在布谷鸟搜索策略中,莱维飞行搜索机制通过随机游动和偏好随机游动搜索策略达到全局勘探和局部寻优的有效平衡。

#### 1.4 CS 算法在点云配准中的应用

点云配准的过程是将两个不在同一坐标系下的点云数据集经过一系列坐标变换后,实现两片点云对应部分的重叠,配准的效果取决于配准误差,通常由适应度函数来体现。迭代最近点搜索采用 k-D 树的方式提高最近点集的搜索速度,降低求解计算量,提高运算

效率。

三维点云配准就是寻找待配准点云到目标点云间的变换矩阵  $T$ 。在理想状态下,变换求解误差为 0。然而由于获取的点云在三维激光扫描中受环境或机器的干扰,获取的点云数据过程会产生大量的干扰和噪音点,影响点云配准的精度,导致存在误差。受到测量误差、噪声点等影响,对应点之间的距离通过不断迭代计算始终无法达到理想位置,因此,点云配准问题实质为全局优化问题的求解:寻求最优的变换矩阵,使得扫描点集  $P = \{p_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, m\}$  与待配准点集  $Q = \{q_j \in R^3, j = 1, 2, \dots, n\}$  间的欧氏距离最小,将 CS 算法应用到点云配准优化中,对点云配准目标函数中的变换矩阵进行优化,通过参数编码和归一化处理后对应宿主巢的位置,利用布谷鸟优化算法对点云模型进行目标函数的优化,其建立模式搜索趋化的布谷鸟全局优化函数为:

$$F(T) = \min \|T(P_m) - Q_n\|^2 \quad (11)$$

布谷鸟优化算法将对对应点距离最短作为全局搜索的准则,找到最优的变换矩阵,最终实现点云的有效配准,该策略能有效提高寻优的效率和精度,降低 ICP 算法对初始位置的依赖性。通过 CS 算法的全局寻优性能,求解最优的变换矩阵  $T$ ,使得扫描点集  $P = \{p_i \in R^3, i = 1, 2, \dots, m\}$  与待配准点集  $Q = \{q_j \in R^3, j = 1, 2, \dots, n\}$  间的欧氏距离最小,需要对变换矩阵  $T$  中的 6 个参数进行编码,由于旋转变量  $\alpha, \beta, \gamma$  和平移变量  $V_x, V_y, V_z$  的取值范围不同,故进一步对参数编码进行归一化操作。如参数编码随机生成 6 个约束范围内的解  $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6$ , 组成一组解  $X = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]$ , 对其进行归一化处理  $X' = [x'_1, x'_2, x'_3, x'_4, x'_5, x'_6]$ , 其中  $x'_i = \frac{(x_i - lb_i)}{(ub_i - lb_i)}$ ,  $i = 1, 2, \dots, 6$ ,  $ub_i$  和  $lb_i$  是  $x_i$  的上下限,使得参数编码的数值在  $[0, 1]$  范围之内,每个参数对应 CS 算法中鸟巢位置的变量,整个点云配准的问题就转变为一个求解六维空间内的函数优化问题,当两片点云配准完成后,其  $F(T)$  的取值越小。

配准算法用配准后两片点云对应点之间的均方根 (Root Mean Square, RMS) 数值来表示两片点云的配准精度:

$$RMS(P, Q) = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{(i,j) \in S} \|T(P_i) - Q_j\|^2} \quad (12)$$

式中:数据集  $S$  表示点云  $P$  和  $Q$  的重叠部分。使用 CS 优化的点云配准算法定义目标函数来描述配准精度: $RMS(P, Q)$  表示配准后的两片点云之间对应点之间配准误差,衡量点云配准的吻合度,值越小则配准的精度越高。

在布谷鸟优化算法粗配准的基础上,采用 ICP 方

法进行精细配准,进一步利用 k-D 树快速搜索最近点对,提高点云配准的效率。

## 2 实验

为了验证本文 CS 算法在点云配准优化应用上的有效性,选用不同点云库中的模型和扫描有噪声的模型进行配准实验。

### 2.1 点云库模型配准实验

在本节中,验证本文所引入 CS 算法实现由粗到精的三维点云配准算法的有效性和可行性。本文的实验数据集包括斯坦福大学经典的 3 个模型数据(Bunny, Happy Buddha 和 Dragon)和文献中的 3 个模型数据(Hippo, Coati 和 Angel),如表 1 所示,选择 2 个不同视角下的点云,部分数据含有噪音和离群点,其数据集大小如表 2 所示。

表 1 实验测试数据集

模型	视角 1	视角 2
Bunny		
Happy Buddha		
Dragon		
Hippo		
Coati		
Angel		

表 2 实验数据集说明

模型		视角 1	视角 2
Bunny	Name	bun000	bun045
	Size	40 256	40 097
Happy Buddha	Name	happyStandRight_0	happyStandRight_48
	Size	78 056	69 158
Dragon	Name	dragonStandRight_0	dragonStandRight_48
	Size	41 841	22 092
Armadillo	Name	Coati1	Coati2
	Size	28 107	28 241
Hippo	Name	Hippo	Hippo
	Size	30 519	21 935
Angel	Name	Angel	Angel
	Size	52 270	51 795

在实验中,ICP 算法和 CS 算法分别最大迭代 50 次和 100 次,旋转角度范围  $[0^\circ, 360^\circ]$ ,平移量范围  $[-40 \text{ mm}, 40 \text{ mm}]$ ,实验通过 MATLAB R2012b 编程实现,计算机硬件配置为 Intel Core i5-4300U,内存 8 GB。

点云配准中,需要模式搜索趋化的布谷鸟全局优化算法进行目标函数的优化,对于算法的参数设置应考虑种群规模、迭代次数、初始位置(旋转角度和平移量)对性能的影响。通过实验和测试,最终参数设置为:布谷鸟巢穴的规模为 20,发现概率  $P_a = 0.25$ 。本文实验设定最大迭代次数并独立运行 30 次。

配准算法常常采用两片点云配准后对应点集间的距离来表示两片点云的吻合程度,其值越小配准精度就越高,点云数据的单位为 mm,为了便于比较,经过算法优化的结果如表 3 所示。

表 3 粗略配准精度结果

模型	视角 1 和视角 2	
	CS	CS + ICP
Bunny	3.647 8E -03	4.124 2E -04
Happy Buddha	5.186 3E -03	8.241 4E -05
Dragon	6.047 1E -03	4.732 8E -04
Hippo	2.184 9E +02	4.227 7E +00
Coati	5.042 8E +01	1.914 4E +00
Angel	2.147 1E +01	3.650 4E +00

### 2.2 点云简化与特征点提取

在这次实验中,需要测试点云简化与特征点提取的尺度对后续配准的影响,从而确定合适的采样参数和特征点提取的参数  $r$ 、 $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$  的设置。首先测试点云

均匀采样率,采样的尺度大小会影响后期的点云配准过程中算法的计算量,采样过高会影响计算的效率,采样太低不能很好地表达点云数据的局部信息,合适的采样比率对后期的配准至关重要。本文通过多次实验,在 6 组模型数据的采样测试中,最终确定采样参数设定为 0.1,可以有效保持点云数据的整体性,降低后续数据处理的运算量,实验结果如表 4 所示。

表 4 点云由粗到精配准结果

模型	点云简化的精配准	最终结果
Bunny		
Happy Buddha		
Dragon		
Hippo		
Coati		
Angel		

在均匀采样的基础上,本文进一步验证特征点提取,通过 6 组模型数据的特征提取实验,确定搜索半径范围  $r_{ISS}$  和特征点识别阈值  $\varepsilon_1$  和  $\varepsilon_2$ ,其中模型数据,由于扫描点云的差异性,其搜索范围  $r_{ISS}$  分别为 0.02、5 和 10,  $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.6$ ,可以有效保持点云数据的固有形状特征信息,对于数据本身存在高噪声、离群点等会影

响配准精度的点云具有较好的鲁棒性。

## 2.3 布谷鸟优化算法粗配准性能

将 CS 与传统的 ICP 算法进行比较,在种群规模  $SN = 20$  和最大的迭代次数 100 的前提下进行实验。结果如表 3 和表 4 所示。

表 3 中给出两个算法在 6 个模型数据配准精度上比较的结果,本文的 CS 比传统的 ICP 求解精度更好,表现出更加优异的性能。表 4 中列举了 6 个模型数据在视角 1 和视角 2 视角下的配准结果,从表 3 和表 4 的结果可以看出,CS 算法在粗配准的精度上表现出了较好的性能。这是由于其更好的莱维飞行全局搜索机制使得算法在配准过程中很好地达到全局搜索与局部寻优的有效平衡,在点云配准中表现出更好的搜索效率和求解精度。

## 2.4 由粗到精配准算法的验证

为了验证本文配准策略流程的有效性和鲁棒性,实验分别在 6 个模型数据进行测试。配准结果通过可视化的方式进行呈现,如表 4 所示,给出输入点云,进行简化和特征点提取,然后利用 CS 进行粗配准,在粗配准的基础上进行 ICP 精配准,最后将变换参数映射到输入的点云上得到最终的配准结果。同时使用式 (12) 均方根差 (Root Mean Square Error, RMSE) 在对应点间进行量化,反映了点云配准的精度,值越小,配准效果越好。

表 3 显示了模型数据的配准结果,以视角 1 和视角 2 的配准为例,本文的方法都能达到较好的配准结果,RMS 值在配准后满足配准的精度要求,达到理想的精度数量级。

表 3 和表 5 中分别统计了本文算法在测试集数据视角 1 和视角 2 视角下的点云由粗到精配准的求解精度和时间统计,从结果上来看,本文算法配准效果较好,有一定的应用价值。

表 5 配准时间统计

模型	视角 1 和视角 2		
	CS(100)	ICP(50)	时间/s
Bunny	9.174	0.439	9.613
Happy Buddha	9.711	0.938	10.649
Dragon	7.625	0.476	8.101
Hippo	6.423	0.494	6.917
Coati	4.609	0.369	4.978
Angel	8.096	1.092	9.187

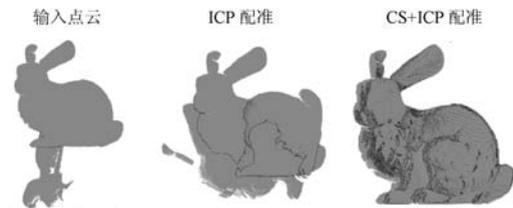
## 2.5 算法运行时间和精度的比较

运算时间和精度能够很好地考量点云配准算法的

性能。为了验证本文算法在初始位置旋转或者平移变换后配准的鲁棒性,本文选择 Bunny 的视角 1 和视角 2 进行实验,并进一步将本文算法(CS + ICP)与传统的 ICP 直接配准在初始位置变换的情况下进行实验比较。结果如表 6 和图 1 所示。

表 6 本文算法与传统的 ICP 在初始位置变换下的配准比较

序号	旋转角度 平移参数	ICP		CS + ICP			
		RMS	$t_{ICP}$	RMS	$t_{CS}$	$t_{ICP'}$	$t_{sum}$
1	$\pi/4, -\pi/4, -\pi/4$ 0.04, -0.03, 0.04	1.0755 E-02	19.56	<b>1.784 4</b> <b>E-03</b>	9.64	0.87	10.50
2	$\pi/3, \pi/3, \pi/3$ 0.02, 0.02, 0.02	1.783 6 E-01	27.91	<b>1.187 2</b> <b>E-02</b>	9.43	0.66	10.10
3	$\pi/3, \pi/4, \pi/5$ 0.02, 0.02, 0.02	1.687 9 E-02	28.42	<b>2.691 3</b> <b>E-03</b>	12.46	0.53	12.98
4	$\pi/4, \pi/5, \pi/3$ 0.02, 0.02, 0.02	1.157 8 E-02	14.84	<b>1.092 4</b> <b>E-02</b>	8.45	0.72	9.17
5	$\pi/3, \pi/4, \pi/4$ 0.02, 0.02, 0.02	1.692 0 E-02	27.91	<b>1.088 8</b> <b>E-02</b>	11.04	0.77	11.81
6	$\pi/3, -\pi/3, \pi/3$ 0.02, 0.02, 0.02	1.693 4 E-02	27.79	<b>1.337 5</b> <b>E-03</b>	9.84	0.76	10.60
7	$\pi/3, -\pi/3, -\pi/3$ 0.02, 0.02, 0.02	1.279 5 E-02	15.13	<b>2.708 4</b> <b>E-03</b>	11.74	0.77	12.50
8	$\pi/2, \pi/3, \pi/4$ 0.04, 0.04, 0.04	1.119 0 E-02	17.30	<b>3.031 1</b> <b>E-03</b>	8.16	0.66	8.82
9	$\pi/2, \pi/3, \pi/4$ 0.02, 0.02, 0.02	1.789 0 E-02	30.96	<b>3.212 6</b> <b>E-03</b>	9.33	0.71	10.04
10	$\pi/2, -\pi/3, -\pi/4$ 0.04, 0.04, 0.04	1.315 3 E-02	18.54	<b>2.439 9</b> <b>E-03</b>	14.44	0.76	15.21
11	$\pi/2, -\pi/3, \pi/4$ 0.04, 0.04, 0.04	1.676 1 E-02	23.78	<b>2.575 2</b> <b>E-03</b>	13.10	0.95	14.05
12	$-\pi/2, -\pi/3, \pi/4$ 0.04, 0.04, 0.04	1.113 8 E-02	21.29	<b>2.798 7</b> <b>E-03</b>	12.49	0.77	13.26
	平均值		<b>22.79</b>		10.84	0.74	11.59



(a) 初始位置变换后的配准比较  
( $\pi/4, -\pi/4, -\pi/4, 0.04, -0.03, 0.04$ )



(b) 初始位置变换后的配准比较  
( $\pi/3, \pi/3, \pi/3, 0.02, 0.02, 0.02$ )



(c) 初始位置变换后的配准比较  
( $\pi/3, \pi/4, \pi/4, 0.02, 0.02, 0.02$ )



(d) 初始位置变换后的配准比较  
( $-\pi/2, -\pi/3, \pi/4, 0.04, 0.04, 0.04$ )

图 1 CS + ICP 与传统的 ICP 的配准实验对比

表 6 中,旋转角度是指沿三个坐标轴旋转的角度大小,平移参数表示沿三个坐标轴平移的数值, $t_{ICP}$ 、 $t_{CS}$ 、 $t_{ICP'}$ 、 $t_{sum}$  分别表示直接用 ICP 配准时间、本文 CS 粗配准时间、ICP 精配准时间和本文粗精配准总的时间,时间单位为 s。

为了比较的公平性,ICP 最大迭代 50 次,CS 初始配准迭代 100 次,运行时间和求解精度如表 7 所示。传统的 ICP 在初始位置变换后,往往陷入了局部最优,配准时间急剧上升,平均耗时 22.79 s,而且配准失败,如图 1 所示。而本文算法中 ICP 收敛速度快,配准时间平均为 0.74 s,这是因为采用 CS 算法保障了 ICP 配准的初始位置。虽然 CS 平均耗时 8.36 s,但这是在最大迭代次数 100 的情况下所测,实际情况下,多数配准只需要 50 次左右迭代即可满足 ICP 精配准初始位置迭代要求,并且配准精度显著提高,达到理想的配准精度要求。经过旋转平移变换的两片点云,整体上粗精配准的平均时间在 10.84 s,时间相比于直接 ICP 配准降低明显,而且能有效配准。

为了进一步与已有的群智能优化的点云配准算法相比较,本文选用通用点云库 SAMPL 中的 2 个典型点云模型(Frog 和 Angel')进行比较实验。两个模型分别选用 0 和 40 度视角下的两片点云进行旋转 90 度,并用 ICP、BBO、ABC 和 HS 算法进行对比实验。算法参数根据文献[22]进行设置,ABC、BBO 和 HS 的种群规模分别为 20、100 和 50,最大迭代时间统一设置为 20 s。实验结果如表 7 所示。

表 7 本文算法与其他算法的配准比较

点云模型	ICP	BBO	ABC	HS	本文算法
Frog	16.23	0.44	0.35	0.87	<b>0.33</b>
Angel'	46.86	0.59	0.57	0.96	<b>0.52</b>

从表 7 中可以看出,传统的 ICP 算法对初始位置

比较敏感,容易陷入局部最优导致配准失败。本文算法相比于其他群智能优化算法具有较好的精度优势,表现出较好的搜索性能。

通过多次实验和配准效果来看,当两片点云在没有旋转角度和平移的情况下,ICP 算法能得到较好的配准效果,但随着待配准点云的初始位置产生旋转和平移变换后,ICP 算法很容易陷入局部最优,配准效果大大降低,而采用本文算法进行粗配准则有助于解决该问题,降低算法对配准初始位置的敏感性。由表 6 可知,利用本文搜索策略相比于传统的 ICP 算法求解精度更优,能有效降低对点云配准初始位置的要求,不同的初始变换位置下能得到更好的搜索优化结果,配准效果较好。

### 3 结 语

本文采用莱维飞行机制的布谷鸟全局优化算法来解决点云配准优化问题。在整个配准过程中先采用点云简化与特征点提取,然后利用 CS 算法进行目标函数的优化,获得点云变换矩阵的全局最优解,然后再通过精配准获得最终的点云配准效果。通过不同的模型数据对算法的性能进行测试,结果表明,本文算法在点云配准优化问题中,较好地解决 ICP 算法对点云初始位置严重依赖的问题,且很好地抑制早熟的能力,提高全局寻优能力,同时求解精度也相比于传统的 ICP 算法大幅提高,在点云配准中有很好的鲁棒能力,具有较好的应用价值。

### 参 考 文 献

- [ 1 ] Senin N, Colosimo B M, Pacella M. Point set augmentation through fitting for enhanced ICP registration of point clouds in multisensor coordinate metrology[J]. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 2013, 29(1):39-52.
- [ 2 ] Tam G K L, Cheng Z Q, Lai Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes: a survey from rigid to nonrigid [J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2013, 19(7):1199-1217.
- [ 3 ] 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.
- [ 4 ] Sharp G C, Sang W L, Wehe D K. Maximum-likelihood registration of range images with missing data[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2007, 30(1):120-130.
- [ 5 ] Flöry S, Hofer M. Surface fitting and registration of point clouds using approximations of the unsigned distance function [J]. *Computer Aided Geometric Design*, 2010, 27(1):60-77.
- [ 6 ] Bouaziz S, Tagliasacchi A, Pauly M. Sparse iterative closest point[J]. *Computer Graphics Forum*, 2013, 32(5):113-123.
- [ 7 ] Serafin J, Grisetti G. Using extended measurements and scene merging for efficient and robust point cloud registration [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2017, 92:91-106.
- [ 8 ] Tsin Y, Kanade T. A correlation-based approach to robust point set registration[C]//*European Conference on Computer Vision*, 2004.
- [ 9 ] Jian B, Vemuri B C. A robust algorithm for point set registration using mixture of gaussians[C]//*Tenth IEEE International Conference on Computer Vision*, 2005.
- [ 10 ] Li Q, Xiong R, Vidal-Calleja T. A GMM based uncertainty model for point clouds registration[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2017, 91, 349-362.
- [ 11 ] Myronenko A, Song X. Point set registration: coherent point drift[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(12):2262-2275.
- [ 12 ] Jian B, Vemuri B C. Robust point set registration using gaussian mixture models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8):1633-1645.
- [ 13 ] Lipman Y, Yagev S, Poranne R, et al. Feature matching with bounded distortion[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 33(3):1-14.
- [ 14 ] Yang J, Cao Z, Zhang Q. A fast and robust local descriptor for 3D point cloud registration [J]. *Information Sciences*, 2016, 346-347:163-179.
- [ 15 ] Xu S, Zhu J, Li Y, et al. Effective scaling registration approach by imposing emphasis on scale factor[J]. *Electronics Letters*, 2018, 54(7):422-424.
- [ 16 ] 马卫, 孙正兴. 采用搜索趋化策略的布谷鸟全局优化算法[J]. *电子学报*, 2015, 43(12):2429-2439.
- [ 17 ] Ma W, Sun Z, Li J, et al. An improved artificial bee colony algorithm based on the strategy of global reconnaissance[J]. *Soft Computing*, 2016, 20(12):4825-4857.
- [ 18 ] Ma W, Sun Z, Li J, et al. An artificial bee colony algorithm guided by lévy flights disturbance strategy for global optimization[J]. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 2015, 334:493-503.
- [ 19 ] Zhu Q, Yang Z, Ma W. A quickly convergent continuous ant colony optimization algorithm with Scout Ants[J]. *Applied Mathematics & Computation*, 2011, 218(5):1805-1819.
- [ 20 ] Santamaria J, Damas S, Cordon O, et al. Self-Adaptive evolution toward new parameter free image registration methods [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2013, 17(4):545-557.

- [ 8 ] 来啸俊,宋广华,杨波威. 基于干扰温度限制的认知正交频分复用系统功率分配算法[J]. 计算机应用,2014,34(10):2791-2795.
- [ 9 ] Raouf O, Al-Rawashidy H S. Spectrum sharing in cognitive radio networks: an adaptive game approach[J]. IET Communications,2012,6(11):1495-1501.
- [10] 许翊,许晓东. 干扰约束的认知网络最优功率分配算法[J]. 计算机工程与设计,2018,39(5):1239-1242.
- [11] Pal S, Mandal B. Optimized cognitive radio network (CRN) using genetic algorithm: A survey [J]. IJRCCCT, 2017, 5(12):614-617.
- [12] Liu L, Wang N, Chen Z, et al. A novel spectrum scheduling scheme with ant colony optimization algorithm[J]. Algorithms,2018,11(2):16.
- [13] Guo L, Chen Z, Huang L. A novel cognitive radio spectrum allocation scheme with chaotic gravitational search algorithm [J]. International Journal of Embedded Systems, 2018, 10(2):161-167.
- [14] Das S, Mullick S S, Suganthan P N. Recent advances in differential evolution-an updated survey[J]. Swarm and Evolutionary Computation,2016,27:1-30.
- [15] Deng W, Zhao H, Zou L, et al. A novel collaborative optimization algorithm in solving complex optimization problems [J]. Soft Computing,2017,21(15):4387-4398.
- [16] 刘晓光,孙海峰. 基于改进引力搜索算法的优化特征选择算法[J]. 计算机工程与设计,2016,37(8):2254-2258.
- [17] Peng C, Zheng H, Zhao B Y. Utilization and fairness in spectrum assignment for opportunistic spectrum access[M]. Springer,2006.

~~~~~

(上接第 208 页)

- [12] Li Y, Tan R T, Brown M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015.
- [13] 方帅,赵育坤,李心科,等. 基于光照估计的夜间图像去雾[J]. 电子学报,2016,44(11):2569-2575.
- [14] 杨爱萍,王南,庞彦伟,等. 人工光源条件下夜间雾天图像建模及去雾[J]. 电子与信息学报,2018,40(6):1330-1337.
- [15] 董静薇,赵春丽,海博. 融合同态滤波和小波变换的图像去雾算法研究[J]. 哈尔滨理工大学学报,2019,24(1):66-70.
- [16] 焦竹青,徐保国. 基于同态滤波的彩色图像光照补偿方法[J]. 光电子·激光,2010,21(4):602-605.
- [17] 马龙天,张成义. 基于 MATLAB 的同态滤波器的优化设计[J]. 应用光学,2010,31(4):584-588.
- [18] Wang J, Lu K, Xue J, et al. Single image dehazing based on the physical model and MSRCR algorithm [J]. IEEE

Transactions on Circuits & Systems for Video Technology, 2018, 28(9):2190-2199.

- [19] 赵静,韦海成. 基于对比度受限直方图均衡法的牛羊眼部图像增强方法[J]. 科技资讯,2016,14(13):30-31.
- [20] 韩强,戎蒙恬,刘文江. 图像信号处理器中自动白平衡的算法研究[J]. 信息技术,2009(11):55-59.
- [21] Liu Y C, Chan W H, Chen Y Q. Automatic white balance for digital still camera[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1995, 41(3):460-466.

~~~~~

(上接第 223 页)

- [21] García-Torres J M, Damas S, Cordon O, et al. A case study of innovative population-based algorithms in 3D modeling: Artificial bee colony, biogeography-based optimization, harmony search[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(4):1750-1762.
- [22] Phan H V, Lech M, Nguyen T D. Registration of 3D range images using particle swarm optimization[C]//Annual Asian Computing Science Conference, 2004.
- [23] Chi K C, Tsui H T, Tong L. Surface registration using a dynamic genetic algorithm[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(1):105-117.
- [24] 陈杰,蔡勇,张建新. 基于熵准则遗传算法的点云配准算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1):316-320.
- [25] Yang X S, Deb S. Engineering optimization by cuckoo search [J]. International Journal of Mathematical Modeling and Numerical Optimization, 2010, 1(4):330-343.
- [26] Yang X S. Cuckoo search for inverse problems and simulated driven shape optimization [J]. Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering, 2011, 12(1):129-137.
- [27] Yang X S, Deb S. Multi-objective cuckoo search for design optimization[J]. Computers & Operations Research, 2013, 40(6):1616-1624.
- [28] Min K P, Lee S J, Lee K H. Multi-scale tensor voting for feature extraction from unstructured point clouds[J]. Graphical Models, 2012, 74(4):197-208.
- [29] Chen H, Bhanu B. 3D free-form object recognition in range images using local surface patches[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(10):1252-1262.
- [30] Mian A, Bennamoun M, Owens R. On the repeatability and quality of keypoints for local feature-based 3D object retrieval from cluttered scenes[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 89(2/3):348-361.
- [31] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition [C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, 2009.