

引用格式:李传龙,佃松宜,刘海亮.基于改进动态差分进化算法的点云配准[J].电光与控制,2019,26(3):59-64. LI C L, DIAN S Y, LIU H L. Point cloud registration based on improved dynamic differential evolution algorithm[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(3):59-64.

基于改进动态差分进化算法的点云配准

李传龙, 佃松宜, 刘海亮
(四川大学电气信息学院,成都 610065)

摘要:针对不同视角下的点云配准问题,提出一种基于改进动态差分进化算法的配准方法。首先利用主成分分析方法估算点云的曲率值与法向量,并根据法向量计算每个点与其 k 邻域点的法向量的夹角平均值。然后利用曲率和法向量夹角平均值构造第一特征参数进行第一次特征点提取,以及利用曲率值构造第二特征参数对点云进行第二次特征点提取。根据得到的特征点云,最后利用提出的一种基于耦合-最优排序变异的改进动态差分进化算法计算配准参数得到初始配准结果,再利用改进的迭代最近点算法进行细配准。实验表明,该配准算法具有配准时间短和配准精度高的优点。

关键词:点云配准; 动态差分进化; 主成分分析; 特征提取; 迭代最近点

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.03.013

Point Cloud Registration Based on Improved Dynamic Differential Evolution Algorithm

LI Chuan-long, DIAN Song-yi, LIU Hai-liang

(School of Electrical Engineering and Information, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Aiming at the problem of point cloud registration under different angles of view, a registration method based on the Improved Dynamic Differential Evolution (IDDE) algorithm is proposed. Firstly, Principal Component Analysis (PCA) is used to estimate the curvature and normal vector of the point cloud, and the average angle between the normal vectors of each point and its k -nearest neighbors is calculated. Subsequently, the first feature point extraction is conducted by the first feature parameter constructed by the curvature and the average normal vector angle, and the second feature point extraction is conducted by the second feature parameter constructed by curvature. Finally, according to the acquired feature point cloud, the registration parameter is calculated by the IDDE algorithm based on the coupled-optimal ordering mutation proposed in this paper, thus the initial registration result can be obtained, and the fine registration is achieved by an improved iterative closest point algorithm. Experiment shows that the proposed registration algorithm has the advantages of short registration time and high registration accuracy.

Key words: point cloud registration; dynamic differential evolution; principal component analysis; feature extraction; iterative closest point

0 引言

随着三维扫描技术的快速发展,基于三维点云数据进行物体形貌的三维重建已广泛应用于农业、医学和逆向工程等^[1-3]领域,具有重要的研究价值。由于

物体尺寸和光的线性传播特性,要得到物体表面完整的点云数据,需要进行多个视角的点云数据采集。而将这多个视角的点云数据通过寻求一个合适的坐标变换对齐到一个统一的坐标系下便是点云的配准,点云配准的精度将直接影响到后续点云数据的处理过程以及三维重建的精度。

目前,点云配准算法以 BESL 等^[4]提出的 ICP (Iterative Closest Point) 算法最具有影响力,并且涌现了许多改进算法^[5-9]。但是该算法需要待配准的两点云初始位置不能相差太大且具有一定的包含关系,否则有可能

收稿日期:2018-02-26

修回日期:2018-04-25

基金项目:国家自然科学基金(61703291);中央高校基本科研业务费专项资金资助(20826041A4133)

作者简介:李传龙(1993—),男,四川德阳人,硕士生,研究方向为三维重构、进化计算。

导致 ICP 算法陷入局部最优,造成配准失败,所以研究粗配准算法将点云位置变换到 ICP 的收敛域是十分必要的。常见的方法是利用点云的法向量^[10-13]和曲率^[14]等特征信息来建立点云数据间的对应关系以实现粗配准,或者利用 PCA^[15-16]方法实现点云坐标的初始变换以及使用遗传算法等^[17]。上述方法中,利用法向量一般需要建立特征直方图,利用曲率需要建立曲率图,利用 PCA 需要待配准点云数据有极高的相似性,而使用遗传算法则需要先对点云进行充分的预处理。因此,如何简单高效地利用特征信息对点云进行特征点提取并快速地实现粗配准是需要更进一步研究的问题。基于此,本文利用点云局部邻域的法向量和曲率信息构造了两种特征参数,并基于该特征参数对点云进行两次特征点提取以得到特征点云。由于差分进化算法具有强大的全局搜索能力和快速的收敛性能^[18-19],故本文将一种改进的动态差分进化算法应用于点云的粗配准,最后对 ICP 算法进行简单改进,在粗配准的基础上完成了点云的细配准。

1 点云特征点提取

对点云进行特征点提取,既可以缩减点的数量,又可以保留点云的特征信息,降低计算量和匹配点对的搜索时间。而曲率和法向量能够表示被测点局部邻域内的形状变化情况,故本文利用点云的邻域曲率和邻域法向量夹角的均值构造特征参数对点云进行特征点提取,采用主成分分析^[20-21]对点云中各个点进行曲率与法向量计算。

1.1 曲率与法向量计算

对于点云 P 中任意一点 p_i ,从 P 中搜索 p_i 的 k 个最近邻点记为 $p_{ij}(j=1,2,\dots,k)$ 。令 \bar{p} 为这些近邻点的重心,则 3×3 协方差矩阵为

$$C_i = \frac{1}{k} \begin{pmatrix} p_{i1} - \bar{p} \\ \vdots \\ p_{ik} - \bar{p} \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} p_{i1} - \bar{p} \\ \vdots \\ p_{ik} - \bar{p} \end{pmatrix} \quad (1)$$

计算 C_i 的 3 个特征值 $\lambda_{i1}, \lambda_{i2}, \lambda_{i3}$ 和 3 个对应的特征向量 v_{i1}, v_{i2}, v_{i3} , 并且特征值满足关系 $\lambda_{i1} \leq \lambda_{i2} \leq \lambda_{i3}$, 则点 p_i 的曲率 σ_i 和法向量 n_i 可近似表示为

$$\begin{cases} \sigma_i = \frac{\lambda_{i1}}{\lambda_{i1} + \lambda_{i2} + \lambda_{i3}} \\ n_i = v_{i1} \end{cases} \quad (2)$$

式中, $i=1,2,\dots,N$, N 表示点云 P 中点的个数。

1.2 构造特征参数

对于 p_i 点,其 k 邻域法向量夹角均值 $\bar{\theta}_i$ 为

$$\bar{\theta}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \arccos \frac{n_i \cdot n_{ij}}{|n_i| |n_{ij}|} \quad (3)$$

式中, n_{ij} 表示 p_i 的第 j 个近邻点 p_{ij} 的法向量。

参考 HE 等^[7]整合曲率与邻域法向量夹角和的方法,本文根据点 p_i 的曲率值 σ_i 与法向量夹角均值 $\bar{\theta}_i$ 构造该点的第一特征参数 ε_{1i} 为

$$\begin{cases} \varepsilon_{1i} = \mu \sigma_i + \bar{\theta}_i \\ \mu = \frac{\sum_{i=1}^N \bar{\theta}_i}{\sum_{i=1}^N \sigma_i} \end{cases} \quad (4)$$

式中, μ 是为了平衡 σ_i 与 $\bar{\theta}_i$ 的系数。选取适当阈值 ε_{1i} , 若 $\varepsilon_{1i} > \varepsilon_{1i}$, 则从点云 P 中提取 p_i 作为特征点, 否则该点将被去除。

通常经过第一特征参数所提取的特征点还包含很多非特征点,且点的数量依旧较大,为了解决该问题,本文通过再次构造特征参数进行第二次特征点的提取。考虑到点 p_i 若是尖锐的特征点,则其 k 邻域的曲率值应该大部分都较大,否则,该点不属于点云中的显著特征。据此,利用曲率信息再次构造第二特征参数 ε_{2i} 为

$$\begin{cases} \varepsilon_{2i} = \sum_{j=1}^k \omega_{ij} \\ \omega_{ij} = \begin{cases} 1 & \sigma_{ij} \geq \sigma_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中: σ_{ij} 是 p_i 的第 j 个近邻点 p_{ij} 的曲率值; σ_i 是为了将 σ_{ij} 进行 0-1 化而定义的一个阈值; ω_{ij} 是 0-1 化结果。可知, ε_{2i} 代表 p_i 点 k 邻域内具有较大曲率值的点的个数。选取阈值 ε_{2i} , 从点云中提取 $\varepsilon_{2i} > \varepsilon_{2i}$ 的点作为特征点。即通过两个特征参数对原点云提取后所得点云的交集即为最终的特征点云。

以美国斯坦福大学两个视角的 Bunny^[22] 为例,进行基于第一特征参数的第一次特征点提取和基于第二特征参数的第二次特征点提取,提取效果见图 1, 图中蓝色和红色表示两种视角,两次提取的过程中点云中点的个数变化情况如表 1 所示。为降低计算量,对原始数据进行一次均匀采样缩减一半后得到图 1a 的可视化图像。

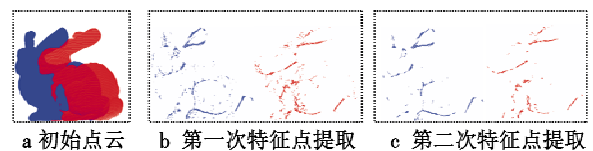


图 1 Bunny 的特征点提取

Fig. 1 Feature point extraction of Bunny image

通过图 1 可知,经过第一次特征点提取后,图 1b 中除了有一些冗余点外,比较完整地保留了 Bunny 的特征信息,并且由表 1 中的数据知道,点的个数减少至原数据的约 1/15,即基于第一特征参数的提取方式可以在大幅度减少点的数量的同时又保留点云模型基本

的特征信息;由图 1c 可知,基于第二特征参数的提取方式有效去除了第一次提取后点云中残留的冗余点,凸显了点云模型的特征信息。而且通过表 1 也可观察到,点的数量又几乎减少了一半,这使得后续的计算量大幅度减少。验证了通过两种特征参数进行点云的特征点提取是十分有效的。

表 1 点云中点的个数变化情况

Table 1 Change of point number in point cloud

Model	Initial	First time	Second time
Blue	20128	1317	776
Red	20049	1098	620

2 改进差分进化算法

吴亮红等^[23]指出 DDE(Dynamic Differential Evolution)较原创 DE(Differential Evolution)有更快的搜索速度,本文为了进一步提升 DDE 的收敛速度,使得配准速度加快,提出一种 DDE 的改进算法。

2.1 动态差分进化算法的改进

基于二项式交叉的基本 DDE 主要步骤如下^[23]: 1) 设置种群规模 N_p 、进化代数 D 、变异常数 F 和交叉概率 C_r 等参数;2) 在参数空间随机产生初始种群;3) 对种群个体进行变异操作产生变异个体;4) 对目标个体进行交叉操作产生试验个体;5) 选择目标函数值更优的个体进入该种群。

原始 DDE 的变异方式为

$$V = X_{r1} + F \cdot (X_{r2} - X_{r3}) \quad (6)$$

该方式虽然全局搜索能力强,但搜索速度偏慢,鉴于希望改进后的 DDE 既保证算法的全局搜索性能又能进一步提高算法的收敛速度,本文提出一种耦合 - 最优排序的变异方式来对其改进,即

$$V = \beta X_b + (1 - \beta) X_1 + F \cdot (X_2 - X_3) \quad (7)$$

其中: V 表示变异个体; X_{r1} , X_{r2} 和 X_{r3} 及 X_1 , X_2 和 X_3 均是从当前代种群中随机选择的 3 个互不相同的个体,但是 X_1 , X_2 和 X_3 还满足性能依次减弱的排序关系; X_b 表示当前代种群中的最优个体; $\beta \in [0, 1]$ 表示 X_b 和 X_1 的耦合因子。

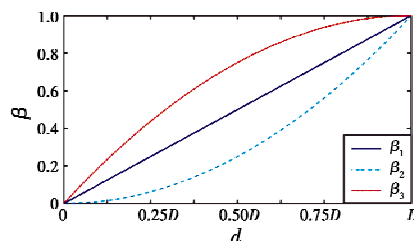
对变异操作分析可知,为了保留全局搜索性能,在进化前期应该侧重以随机选择的 X_1 作为基矢量;而在进化后期,为了提升收敛速度,则应该侧重以 X_b 作为基矢量。故 β 值应该随着当前进化代数增加而增大。基于此,本文提出 3 种递增方式的 β , 即

$$\begin{cases} \beta_1 = d/D \\ \beta_2 = (d/D)^2 \\ \beta_3 = 2d/D - (d/D)^2 \end{cases} \quad (8)$$

式中, d 和 D 分别表示当前进化代数和总的进化代数。

2.2 配准参数计算

β 曲线图像如图 2 所示,在第 3 章实验部分会进行有效性分析。由图 2 可知, β_1 线性递增,而 β_2 和 β_3 则分别为递增凹函数和递增凸函数,且 β_2 和 β_3 关于 β_1 上的点 $(0.5D, 0.5)$ 对称。

图 2 β 曲线Fig. 2 Curve of β

记待配准的两个视角点云分别为 M 和 S , 配准目的是将源点云 S 坐标变换后统一到目标点云 M 所在的坐标系下,使得配准误差最小。该本质问题是求解点云位置变换的 6 个参数,即绕 xyz 轴的旋转角度 α_x , α_y , α_z 和沿 xyz 轴的平移量 t_x , t_y , t_z 。本文将这 6 个参数编码为改进动态差分进化算法(Improved Dynamic Differential Evolution, IDDE)的个体 X , 即

$$X = (\alpha_x \quad \alpha_y \quad \alpha_z \quad t_x \quad t_y \quad t_z) \quad (9)$$

根据 X 可计算对应的旋转矩阵 R 和平移矩阵 T , 其算式为

$$\begin{cases} R = \begin{pmatrix} \cos \alpha_z & -\sin \alpha_z & 0 \\ \sin \alpha_z & \cos \alpha_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \cos \alpha_y & 0 & \sin \alpha_y \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \alpha_y & 0 & \cos \alpha_y \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 \cos \alpha_x & -\sin \alpha_x & 0 \\ 0 \sin \alpha_x & \cos \alpha_x & 1 \end{pmatrix} \\ T = (t_x \quad t_y \quad t_z)^T \end{cases} \quad (10)$$

将配准的均方根误差(RMSE)作为 IDDE 目标函数,即

$$f_{\text{RMSE}}(R, T) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|m_i - s'_i\|^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|m_i - (T + R s_i)\|^2} \quad (11)$$

式中: n 表示配对点的数量; s_i 表示源点云中的点; s'_i 表示 s_i 经过坐标变换后的点。

为了提升搜索速度,采用 kd-tree^[20] 搜索算法,即 m_i 表示采用该搜索算法从 M 中搜索到的距 s'_i 最近的点。IDDE 通过进化寻优以求得 R 和 T 使得 $f_{\text{RMSE}}(R, T)$ 最小,最终根据 R 和 T 求得粗配准结果,该配准算法流程如图 3 所示。

对于点云的细配准,本文使用一种改进的 ICP 算法。在文献[5]所介绍的改进 ICP 算法的基础上加入外点剔除操作,即对于 S 中的一点 p_i , 通过 kd-tree 算法从 M 中搜索距离其最近的点 q_i , 若 p_i 与 q_i 的距离大于给定阈值 τ (本文 τ 取 0.002), 则将点 p_i 作为外

点,不参与配准参数的计算,以此来降低外点对配准参数计算造成的影响。

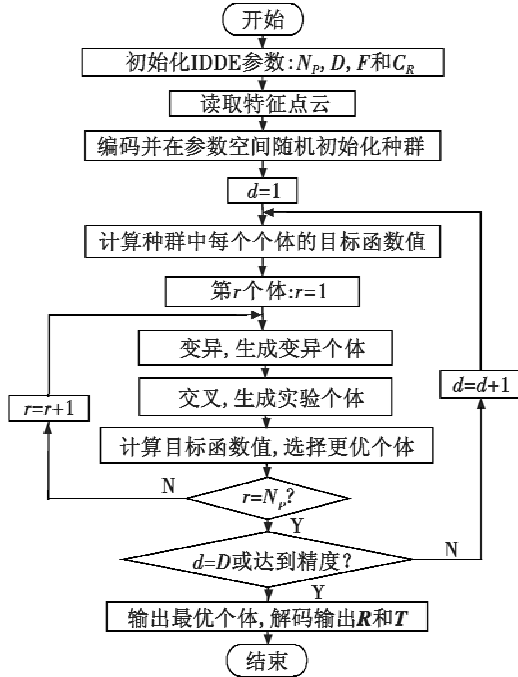


图3 IDDE 配准算法流程图

Fig. 3 Flow chart of IDDE registration algorithm

3 实验

本文实验模型来源于美国斯坦福大学的 Bunny 和 Buddha^[22] 数据模型。实验采用 Matlab 2015a, CPU 为 Intel(R) core i5-4460 3.2 GHz, 8 GiB 内存, Windows7 系统。

首先,对式(7)进行有效性验证。对图1所示经过特征提取的点云分别利用原始 DDE、基于最优排序的 IDE^[23] 和基于 β_1, β_2 和 β_3 的耦合-最优排序变异方式的 DDE 进行配准实验对比。考虑到若差分进化算法的搜索空间太大,会影响到配准速度,故需要选择一个合适的搜索空间,根据图1a两视角点云的初始位置大致设定算法搜索空间为 $(\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z, t_x, t_y, t_z | \alpha_x, \alpha_y \in [-\pi/4, \pi/4], \alpha_z \in [-\pi/2, \pi/2], t_x, t_y, t_z \in [-0.1, 0.1])$ 。算法参数设置为: $N_p = 30, D = 80, F = 0.4$ 和 $C_r = 0.8$ 。每种方式均独立运行 20 次,取其前 60 代的平均值得到图4。从图4可知,基于 β_1, β_2 和 β_3 的耦合-最优排序变异方式的 DDE 收敛速度均快于 DDE 和 IDE,但通过 β_3 的变异方式下降速度最快也最先收敛,验证了本文所提出的改进方式的有效性。因此,本文采用基于 β_3 的耦合-最优排序的变异方式对动态差分进化算法进行改进。

然后,对本文提出的配准算法的有效性进行验证。

利用 Bunny 和 Buddha 模型,与 ICP 算法^[41]、ICP 的改进算法 kd-tree ICP 算法^[51]、PCA 算法^[151] 进行配准实验对比。考虑到对于没有任何预知信息的点云,由于无法确定严格的同名点对,这对配准误差的确定造成了困难,针对此问题,本文采用文献[9]的方法定义配准误差参数 e 为

$$\begin{cases} e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N J(M_i, S_i) \\ J(M_i, S_i) = \begin{cases} 1 & \text{dist}(M_i, S_i) > \delta \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\text{dist}(M_i, S_i)$ 表示点对 (M_i, S_i) 的欧氏距离; δ 表示给定的配准精度,取 $\delta = 0.001$; N 表示点云的数据量; $J(M_i, S_i)$ 表示当前点对是否达到配准精度要求,1 和 0 分别表示达到与未达到。

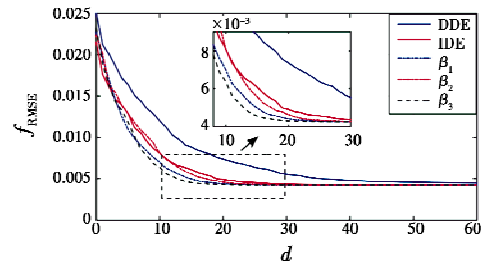


图4 5种不同动态差分进化算法的收敛曲线

Fig. 4 Convergence curves of the five different DDE algorithms

实验结果如图5和图6所示,以上几种配准算法的配准时间消耗以及配准误差对比见表2。

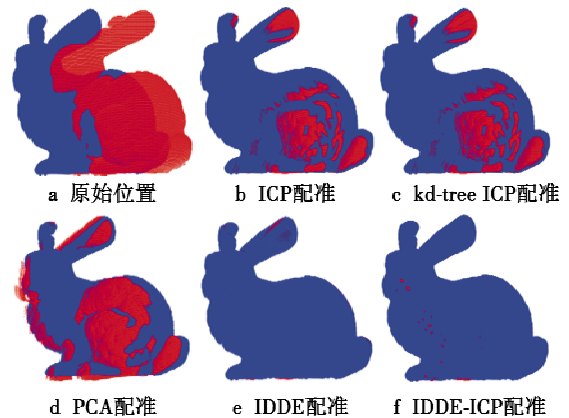
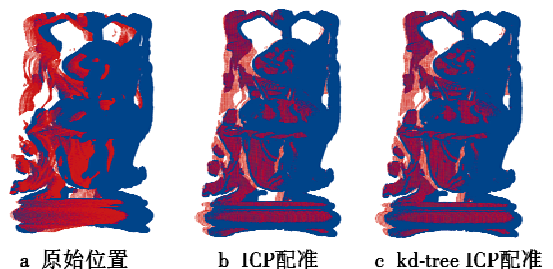


图5 Bunny 模型配准

Fig. 5 Registration results of Bunny model



a 原始位置 b ICP配准 c kd-tree ICP配准

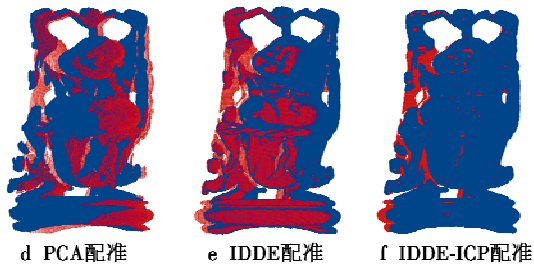


图6 Buddha模型配准

Fig. 6 Registration results of Buddha model

表2 不同算法的配准时间和配准误差

Table 2 Registration time and registration error of different algorithms

模型	ICP		kd-tree ICP	
	t/s	e	t/s	e
Bunny	73.3126	0.3493	1.5553	0.3493
Buddha	130.4027	0.3215	1.8024	0.3215
模型	PCA		IDDE	
	t/s	e	t/s	e
Bunny	0.0240	0.8532	15.8393	0.1534
Buddha	0.0310	0.8186	17.7977	0.2369
模型	IDDE-ICP			
	t/s	e		
Bunny	16.2334	0.0891		
Buddha	19.9287	0.1283		

由实验结果可知,对于这两组点云模型具有以下特点:1) ICP算法配准精度不高而且配准时间太长, IDDE在这两方面均优于ICP;2) kd-tree ICP算法在配准时间上较ICP有很大改善且快于IDDE,但配准精度依旧不理想;3) PCA算法速度最快,但是配准误差太大,从图5d和图6d所示的配准效果也能知道,该配准精度远远不能满足要求;4) IDDE在较短的时间内能达到最高的配准精度,对IDDE粗配准结果再次使用改进ICP进行细配准, Bunny的配准误差可以再减小42%, Buddha的配准误差可以再减小46%, IDDE-ICP算法具有很高的配准精度。

综合以上信息可知:对于待配准点云,若直接使用ICP,很有可能会陷入局部最优,而且时间开销太大,实际应用意义不大; kd-tree ICP虽然时间上可以满足实际应用要求,但是配准精度还有待提高,依然有陷入局部最优的缺点; PCA算法则应用局限性太大,只针对文献[15]所述的那类配准对象有效,对于数据相似性不够高的点云,无法应用;而本文所提出的IDDE,虽然作为粗配准算法,但它具有全局的搜索性能,配准精度较其他算法都有优势,而且结合改进的ICP细配准算法可再次提高配准精度,总的配准时间只有十几秒,对于配准精度要求较高的场合有较好的实际应用价值。

4 结束语

虽然ICP及其改进算法被广泛应用于点云配准,

但是该算法对点云初始位置要求较高,容易陷入局部最优,而差分进化算法具有强大的全局搜索性能,为了解决此类问题,本文提出了一种基于改进动态差分进化的点云配准算法。首先,为了有效地提取出点云的特征信息,使点云在数据量大幅降低的情况下依然保持点云的主要特征,以提升改进动态差分进化算法运算的时效性,本文利用点云的曲率和法向量信息构造了两种特征参数对点云进行特征点提取,并且通过Bunny模型验证了该方法的有效性。然后,为了提升原DDE的收敛速率,提出了一种基于耦合-最优排序的DDE改进算法(IDDE),实验验证了该改进算法有更快的寻优速度。最后,通过提取的特征点云利用IDDE算法计算配准参数完成点云的粗配准,采用一种改进的ICP算法完成点云的细配准, Bunny和Buddha两组点云模型的配准结果验证了该配准算法在较短的时间内能够达到最好的配准精度。

参考文献

- [1] 孙智慧,陆声链,郭新宇,等. 基于点云数据的植物叶片曲面重构方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(3): 184-190.
- [2] 王君臣,王田苗,徐源,等. 基于ICP算法的手术导航三维配准技术[J]. 北京航空航天大学学报, 2009, 35(4): 434-438.
- [3] 涂志强,张轲,杨成龙,等. 三维模型重建中点云ICP拼接算法的改进[J]. 焊接学报, 2013, 34(1): 97-100, 118.
- [4] BESL P J, MCKAY H D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [5] LI S, WANG J, LIANG Z, et al. Tree point clouds registration using an improved ICP algorithm based on kd-tree[C]//Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE, 2016: 4545-4548.
- [6] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]//International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, IEEE, 2002: 145-152.
- [7] HE Y, LIANG B, YANG J, et al. An iterative closest points algorithm for registration of 3D laser scanner point clouds with geometric features[J]. Sensors, 2017, 17(8): 1862.
- [8] 韦盛斌,王少卿,周常河,等. 用于三维重建的点云单源性迭代最近点配准算法[J]. 光学学报, 2015, 35(5): 252-258.
- [9] 王欣,张明明,丁晓,等. 应用改进迭代最近点方法的点云数据配准[J]. 光学精密工程, 2012, 20(9): 2068-2077.
- [10] YANG J Q, CAO Z G, ZHANG Q. A fast and robust local

- descriptor for 3D point cloud registration[J]. *Information Sciences*, 2016, 346:163-179.
- [11] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*, IEEE Press, 2009:1848-1853.
- [12] 陶海跻, 达飞鹏. 一种基于法向量的点云自动配准方法[J]. *中国激光*, 2013, 40(8):184-189.
- [13] 沈紫华, 李卓嘉, 杨成, 等. 基于法向特征直方图的点云配准算法[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10):591-598.
- [14] 葛宝臻, 彭博, 田庆国. 基于曲率图的三维点云数据配准[J]. *天津大学学报: 自然科学与工程技术版*, 2013, 46(2):174-180.
- [15] 秦楠楠, 赖旭东, 闵晓凤. 一种基于主成分分析的空间数据配准算法[J]. *武汉大学学报: 工学版*, 2012, 45(4):529-531.
- [16] 钟莹, 张蒙. 基于改进 ICP 算法的点云自动配准技术[J]. *控制工程*, 2014, 21(1):37-40.
- [17] YAN L, TAN J, LIU H, et al. Automatic registration of TLS-TLS and TLS-MLS point clouds using a genetic algorithm[J]. *Sensors*, 2017, 17(9):1-18.
- [18] 汪慎文, 丁立新, 张文生, 等. 差分进化算法研究进展[J]. *武汉大学学报: 理学版*, 2014, 60(4):283-292.
- [19] QIN K, HUANG V L, SUGANTHAN P N, et al. Differential evolution algorithm with strategy adaptation for global numerical optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2009, 13(2):398-417.
- [20] KJER H, WILM J. Evaluation of surface registration algorithms for PET motion correction[D]. Kongens Lyngby: Technical University of Denmark, 2010.
- [21] 陈西江, 章光, 花向红. 于法向量夹角信息熵的点云简化算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(8):328-336.
- [22] Stanford University. The stanford 3D scanning repository[EB/OL]. (2014-08-19) [2018-02-26]. <http://graphics.stanford.edu/data/3Dscanrep/>.
- [23] 吴亮红, 王耀南. 动态差分进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2014.

(上接第 43 页)

题,但在算法结构的复杂性和计算量等方面,修正 Rodrigues 参数要优于四元数,同时,在本质上四元数和修正 Rodrigues 参数是可以互相转换的,因此,在低速旋转运动载体中,尤其针对舰船或车辆等,基于修正 Rodrigues 参数的滤波算法具有较好的适用性。并且实验结果也表明了 MRP-RUKF 不仅保持了较高的估计结果和可信度,同时具有较小的计算量,证明了算法的有效性。

3 结束语

本文针对 SINS/GPS 组合导航中 GPS 信号会受到外界复杂环境干扰而难以提供可靠、高精度的观测量的问题开展研究,提出一种基于修正 Rodrigues 参数的鲁棒滤波算法。利用修正 Rodrigues 参数来表达姿态,在量测更新中通过 HUBER 鲁棒化处理,使得该算法具有抗干扰能力,同时相比于传统的基于四元数的滤波算法具有更低的计算量。在仿真实验中,对基于四元数和基于修正 Rodrigues 参数及其鲁棒化形式 4 种滤波算法比较分析,结果显示,本文提出的算法具有在非干扰情况下,估计精度基本相当,但计算量更小,而在干扰情况下,具有良好的抗干扰能力。

参考文献

- [1] 邓太光, 杨晓东. 平台式惯导系统外水平阻尼状态的误差分析[J]. *电光与控制*, 2011, 18(11):96-100.
- [2] 胡文, 周召发, 郭琦, 等. 旋转惯导高度通道误差抑制方法研究[J]. *电光与控制*, 2017, 24(12):43-46.
- [3] HUBER P J. Robust estimation of a location parameter[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1964, 35(1):73-101.
- [4] HUBER P J. Robust statistics: a review[J]. *The Annals of Mathematical Statistics*, 1972, 43(4):1041-1067.
- [5] HUBER P J. Robust regression: asymptotics, conjectures and Monte Carlo[J]. *The Annals of Statistics*, 1973, 1(5):799-821.
- [6] KARLGAARDU C D, SCHAUB H. Huber-based divided difference filtering[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2007, 30(3):885-891.
- [7] WANG X, CUI N, GUO J. Huber-based unscented filtering and its application to vision-based relative navigation[J]. *IET Radar, Sonar, and Navigation*, 2010, 4(1):134-141.
- [8] CRASSIDIS J L, MARKLEY F L. Unscented filtering for spacecraft attitude estimation[J]. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 2003, 26(4):536-542.
- [9] CRASSIDIS J L. Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(2):750-756.
- [10] 秦永元. 惯性导航[M]. 北京: 科学出版社, 2012.