

# 基于曲率特征的漂移配准方法

石珣<sup>1\*</sup>, 任洁<sup>2</sup>, 任小康<sup>1\*\*</sup>, 任进军<sup>1</sup>, 袁芝丰<sup>1</sup>

<sup>1</sup>西北师范大学计算机科学与工程学院, 甘肃 兰州 730070;

<sup>2</sup>兰州城市学院信息工程学院, 甘肃 兰州 730070

**摘要** 点云配准是三维建模的关键步骤,而配准速率又是其中的一个瓶颈。实际中点云数据规模大并且对配准速率有一定要求。针对配准点云规模增大导致的配准速率退化以及点云距离过大导致配准失败的情况,结合曲率特征与一致性漂移思想提出一种快速配准点云的方法,首先计算点云曲率特征,然后对比点云间的曲率相似度,提取具有相似结构的特征点作为配准点云。实验表明,该方法不仅将配准的时间消耗缩减 1/2 左右,并且能够配准距离 200 个单位坐标差的点云。

**关键词** 图像处理; 点云; 快速配准; 曲率; 一致性漂移

**中图分类号** TP249 **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/LOP55.081008

## Drift Registration Based on Curvature Characteristics

Shi Xun<sup>1\*</sup>, Ren Jie<sup>2</sup>, Ren Xiaokang<sup>1\*\*</sup>, Ren Jinjun<sup>1</sup>, Yuan Zhifeng<sup>1</sup>

<sup>1</sup>College of Computer Science & Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

<sup>2</sup>School of Engineering Technology, Lanzhou City University, Lanzhou, Gansu 730070, China

**Abstract** Point registration is a critical step of three-dimensional modeling, but the registration rate has been a major bottleneck restricting development of point registration. In the real life, the point registration data are large in scale and have certain requirement of the registration rate. Concerning decrease of the registration rate resulted from a large point registration scale and potential registration failure caused by a too large cloud distance, this paper combines features of curvature and the concept of coherent point drift to propose a quick point registration method. To begin with, the point cloud curvature is calculated. Then, the curvature similarity between point clouds is compared. The registered point clouds with feature points similar in the structure are extracted. This experiment suggests that this method can not only reduce the time consumption of registration by around two folds, but also register point clouds within the distance of 200 units of coordinate difference.

**Key words** image processing; point cloud; fast registration; curvature; coherent point drift

**OCIS codes** 100.2000; 100.6890; 100.3008

## 1 引言

由于近年来软硬件的发展以及三维数据的处理需求,对以点云为基础的数据处理模式的关注度逐渐增加,无论是虚拟现实的测量前端还是智能机器人的定位寻径均涉及点云数据描述三维空间<sup>[1-2]</sup>,而在点云基础处理技术中<sup>[3]</sup>,点云的配准是非常关键的环节。点云配准的目标是获取配准参数<sup>[4]</sup>,使得待配准点云数据的共同区域实现重合,得到更加完整丰富的点云数据。点云配准的直观应用是激光扫描<sup>[5]</sup>,利用配准拼接算法将扫描的单一视角数据配

准成完整数据形成物体表面描述<sup>[6]</sup>,点云配准也可以理解为空间坐标系变换。应用最早且最广的配准模型是 Besl 等<sup>[7]</sup>提出的迭代最近点(ICP)配准模型,该算法主要依据欧氏距离建立目标函数,采用  $L_2$  模型描述误差,通过迭代最小化误差值,最终求得配准参数,但是 ICP 算法具有初值问题,即该算法对初始位姿要求很高,并且 ICP 算法要求点云间具有包含属性,这些约束必然限制算法的应用。Chui 等<sup>[8]</sup>基于 ICP 方法并引入概率密度提出,一种稳健的点匹配(RPM)配准方法,基于 ICP 的思想并在求解概率模型的期望最大化(EM)算法中嵌入退火模式控制能量函数,该算法提高

收稿日期: 2018-02-28; 修回日期: 2018-03-08; 录用日期: 2018-03-19

\* E-mail: 471019001@qq.com; \*\* E-mail: 2352937978@qq.com

了稳健性。Jian 等<sup>[9]</sup>针对离群点问题将两片点云视作两个高斯混合模型(GMM),并依据 GMM 间距离建立误差模型提出一种新的概率框架。在 GMM 思想的基础上针对对应关系,Myronenko 等<sup>[10]</sup>将两片点云作为 GMM 的质心和观测数据,将配准问题建立在一个 GMM 上转化为概率求解模型,并提出 CPD 概念与离群点标记策略,该方法具有更好的稳健性以及距离适应性。Campbell 等<sup>[11]</sup>基于 GMM 方法的局部最优问题,在分支定界框架中嵌入 GMM 方法,通过剪枝加速距离误差函数收敛,得到全局最优解以解决 GMM 方法陷入极值解导致的配准不精确问题。针对配准速率,黄源等<sup>[12]</sup>利用法向提取特征点,提出一种多特征结合解决单一特征对应关系寻找亦出错的情况,并应用 ICP 方法配准出较好结果。李仁忠等<sup>[13]</sup>利用内部形态描述子(ISS)方法提取特征并结合 ICP 方法配准,实现了快速的粗配准并精配准出点云模型。曾繁轩等<sup>[14]</sup>将曲率极值与 ICP 方法结合提出一种特征配准方法,对于曲率丰富的点云具有很好的配准结果。舒程珣等<sup>[15]</sup>采用卷积神经网络(CNN)训练配准参数,将深度学习方法与配准理论相结合,提出一种快速配准点云的方法。本文针对采样精度不同导致的坐标系度量尺度不一致的问题,引入点云曲率特征与连贯点漂移(CPD)方法提出一种新的配准方案以解决文献[14]中无法直接配准的问题。拟合局部曲面片得出曲率值,引入主曲率度量公式提取点云的曲率特征,通过 CPD 求取配准参数,基于曲率特征降低减少原算法配准时间以改进 CPD 配准点云速度慢的缺点。

## 2 一致性漂移与曲率

在传统 CPD 算法的基础上增加曲率约束,利用

曲率相似属性提取点云,降低点云数量,优化传统方法遍历所有点导致的配准速度退化问题。

### 2.1 CPD 算法

该方法是基于概率的配准方法,利用后验概率指导点集移动,首先通过贝叶斯求取后验概率,利用概率似然估计(MLE)建立误差模型,通过 EM 求取变换参数,将两片点云视作同一个高斯模型中的分布集合,并且在漂移属性的基础上增加了均匀分布表示离群点,也就是说利用一部分点做漂移运动,这种方式大大增加了算法稳健性,设点云片为  $M(m_x)$  和  $N(n_y)$ ,MLE 模型表示为

$$P(n) = \omega \frac{1}{Y} + (1 - \omega) \sum_{x=1}^X P(n/x), \quad (1)$$

式中  $\omega$  表示平衡参数,是衡量异常点与漂移点比例的一个权值, $1/Y$  表征离群点的分布, $P(n/x)$  表示概率密度:

$$P(n/x) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{3/2}} \exp\left(-\frac{\|n - m_x\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

式中  $\sigma^2$  表示相同方向的协方差。

通过 MLE 建立的目标函数如下:

$$Q(\Phi) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{x,y=1}^{X,Y} P(y/m_x) \|m_x - sRn_y - t\|^2 + \frac{3P(y/m_x)}{2} \lg \sigma^2, \quad (3)$$

式中  $\Phi = (R, s, t, \sigma^2)$ ,也就是旋转矩阵  $R$ ,平移向量  $t$ ,缩放参数  $s$ ,协方差  $\sigma^2$ ,CPD 算法流程如下。

1) 初始化参数  $R = I$  (单位矩阵)、 $s = 1$ 、 $t = 0$ 、 $\sigma^2 = \frac{1}{3XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y \|m_x - n_y\|^2$ 。

2) 通过求解后验概率建立对应关系(E步)

$$P(y/m_x) = \frac{\exp[-1/2\|m_x - (sRn_y + t)\|^2]}{\sum_{k=1}^Y \exp[-1/2\sigma^2\|m_x - (sRn_k + t)\|^2] + (2\pi\sigma^2)^{3/2}\omega/1 - \omega Y/X}。 \quad (4)$$

3) 通过对应关系代入目标函数求解参数  $R$ 、 $s$ 、 $t$ 、 $\sigma^2$  (M步),具体求解过程见文献[10]。

### 2.2 曲率特征提取

在三维空间中,曲率是一种不随平移、旋转,以及缩放变化的特征,该特征可用高斯曲率  $K_G$ 、平均曲率  $K_M$ 、主曲率  $K$  描述,首先引入曲率度量公式<sup>[16]</sup>:

$$\frac{k_1(m_x) - k_1(n_y)}{k_1(m_x) + k_1(n_y)} < \alpha_1, \quad (5)$$

$$\frac{k_2(m_x) - k_2(n_y)}{k_2(m_x) + k_2(n_y)} < \alpha_2, \quad (6)$$

式中  $k_1$  代表最大曲率, $k_2$  表示最小曲率,通过(5)、(6)式度量曲率相似度,提取出具有相似结构的点云,然后配准两片点云,曲率的计算方法<sup>[17]</sup>如下。

1) 对云任意一点,建立邻域点集合,设参数曲面方程为

$$r(u, v) = \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 Q_{ij} u^i v^j, \quad (7)$$

式中  $Q$  表示系数矩阵。

2) 通过曲面片计算该点法向  $\mathbf{h} = (\mathbf{r}_u * \mathbf{r}_v) / (|\mathbf{r}_u * \mathbf{r}_v|)$ , 第一基本量  $\mathbf{E} = \mathbf{r}_u * \mathbf{r}_u$ ,  $\mathbf{F} = \mathbf{r}_u * \mathbf{r}_v$ ,  $\mathbf{G} = \mathbf{r}_v * \mathbf{r}_v$ , 第二基本量  $\mathbf{L} = \mathbf{h} * \mathbf{r}_{uu}$ ,  $\mathbf{M} = \mathbf{h} * \mathbf{r}_{uv}$ ,  $\mathbf{N} = \mathbf{h} * \mathbf{r}_{vv}$ , 其中第二基本量中参数  $r(a)$  是第一基本量的偏导数, 由以上基本量即可求解出  $K_G, K_M$ :

$$K_G = \frac{LN - M^2}{2(EG - F^2)}, K_M = \frac{EN - 2FM + GL}{2(EG - F^2)}. \quad (8)$$

3) 由求得的高斯曲率与平均曲率可直接求解主曲率:

$$K_G = k_1 \cdot k_2, K_M = \frac{k_1 + k_2}{2}. \quad (9)$$

### 3 结合曲率结构的 CPD 算法

点云具有规模大的特征, 而对数据的所有点配准必然增加配准时间, 故加入主曲率相似度减少 CPD 算法配准时间, 如图 1 所示。

- 1) 输入两片点云  $M, N$ 。
- 2) 从点云  $M$  中任意选取一点, 并搜索其邻域点, 然后通过邻域结构应用曲面方程拟合曲面片。
- 3) 计算该点的法向、第一基本量、第二基本量、通过(8)、(9)式求得最大曲率  $k_1$ 、最小曲率  $k_2$  并将该点与计算的主曲率存储到矩阵中, 重复步骤 2) 直至遍历点云中所有点。
- 4) 从点云  $M$  中任意选取一点, 通过该点的邻域点应用曲面方程拟合曲面片。
- 5) 类似步骤 3) 求得  $M$  中该点最大曲率  $k_1$ 、最小曲率  $k_2$  并存储, 重复步骤 4) 直至遍历完整个点云。
- 6) 利用(5)、(6)式度量相似曲率, 将曲率特征丰富(阈值内)的点保留到数组中作为点云的特征点。
- 7) 将特征点输入到目标函数[(3)式]中计算后验概率。
- 8) 通过 EM 算法求解变换参数。

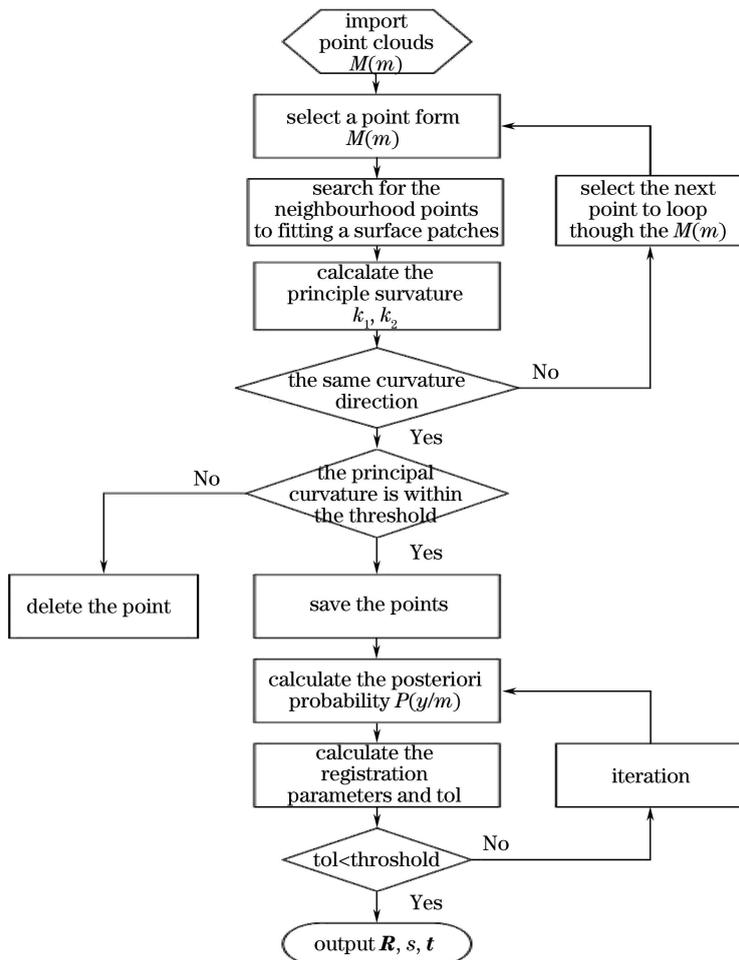


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flow chart of algorithm

## 4 实验与分析

数据采用标准数据兔子模型以及开源扫描数据小汽车模型,并设计两组实验,第一组采用斯坦福兔子数据,实验的目的是验证配准方法的可行性并对比改进方法与 CPD 算法的配准速度,并引入文献[14]的方法说明算法适用性,该方法利用曲率极值特征结合 ICP 方法配准点云,虽然能够配准一定偏离距离的点云,但对于较大偏离仍无法直接配准;第二组采用开源小汽车模型,实验的目的是验证算法的实用性并对比两种配准算法的优劣,依据 CPD 算法<sup>[9]</sup>中的  $t_{tol}$  作为评价标准,表达式为  $t_{tol} = |(Q' - Q)/Q'|$ ,其中  $Q$  是  $Q'$  前一次迭代的似然函数值。

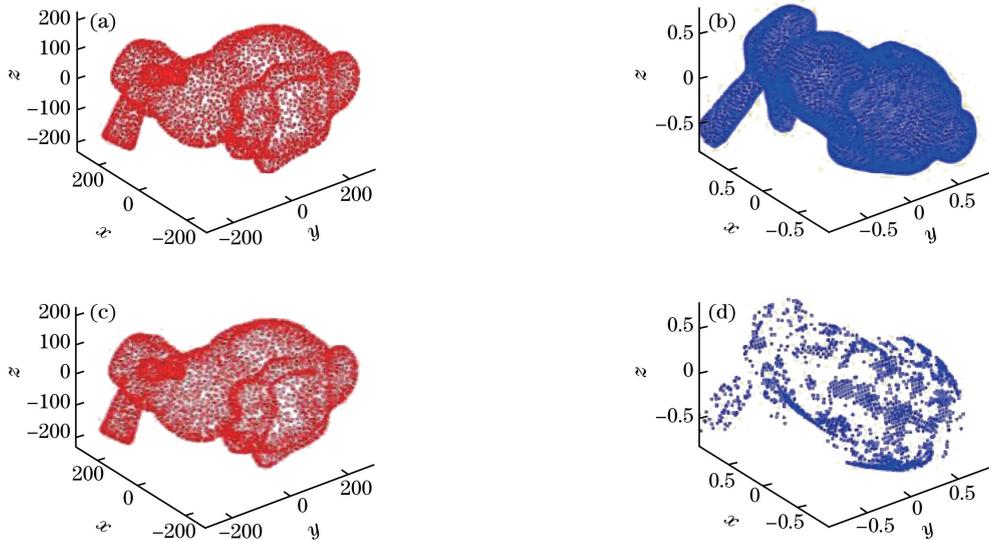


图2 模型图。(a)位姿一;(b)位姿二;(c)特征图一;(d)特征图二

Fig. 2 Model graph. (a) Pose 1; (b) pose 2; (c) feature graph 1; (d) feature graph 2

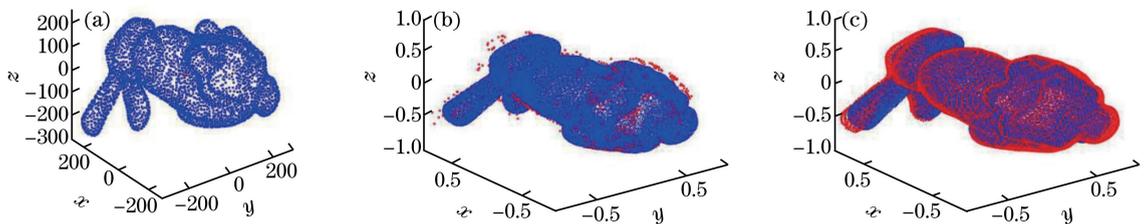


图3 配准结果图。(a)文献[13]算法;(b)本文算法;(c)CPD算法

Fig. 3 Results of registration. (a) Ref. [13] algorithm; (b) proposed algorithm; (c) CPD algorithm

从表1可以看出,本文方法迭代次数由46次增加到51次,原因是特征点较少,所以需要更多的微调,基于特征点配准使点云量下降,所以配准时间由21 s下降到7 s,  $t_{tol}$  值有所增加,这是因为收敛时精度下降导致的,  $\sigma^2$  表示收敛时的协方差。从图3可以看出,本文算法在第一阶段具有更低的收敛值,但

### 4.1 实验一

对于 bunny 点云模型配准,两位姿分别包含39167与5000个点,其中特征度量取值约为0.009,配准前不同位姿的模型如图2(a)、(b)所示,提取后的特征如图2(c)、(d)所示,文献[13]的配准结果如图3(a)所示,从图3(a)可以看出,文献[13]的方法配准失败了,红色点云并没有配准到蓝色点云上,原因是采样精度不同导致坐标间隔不同,这样在同一个坐标系中对对应点之间的距离会非常大,所以文献[13]方法不能直接处理这种配准情况,尽管该方法有一定的距离适用性,但是这种情况已经超出了其最大配准距离,这也是ICP类方法普遍具有的缺陷。经过本文算法配准后的结果如图3(b)所示,经过CPD算法配准后的结果如图3(c)所示。

是在第二阶段收敛变慢,并且微调需求增加,宏观表现在迭代次数增加上。从图4可以看出,两种算法均能完成不同位姿的配准,但本文算法细节上精度稍差,原因是本文算法仅考虑了空间信息中的曲率特征,忽略了其他特征信息的影响,细节精度虽然有所下降,但配准速度却大幅提高,并且基本的位姿变

换亦能够完成。

表 1 bunny 配准结果

Table 1 Registration results of bunny

Method	Iteration No.	Time / s	$t_{\text{tol}} / 10^{-9}$	$\sigma^2$
CPD	46	21.5005	7.9405	0.05
Proposed CPD	51	7.2862	14.0018	0.05

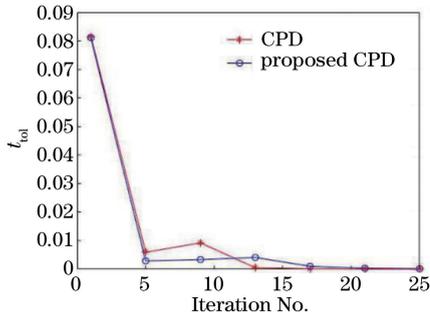


图 4 迭代收敛曲线

Fig. 4 Iterative convergence curve

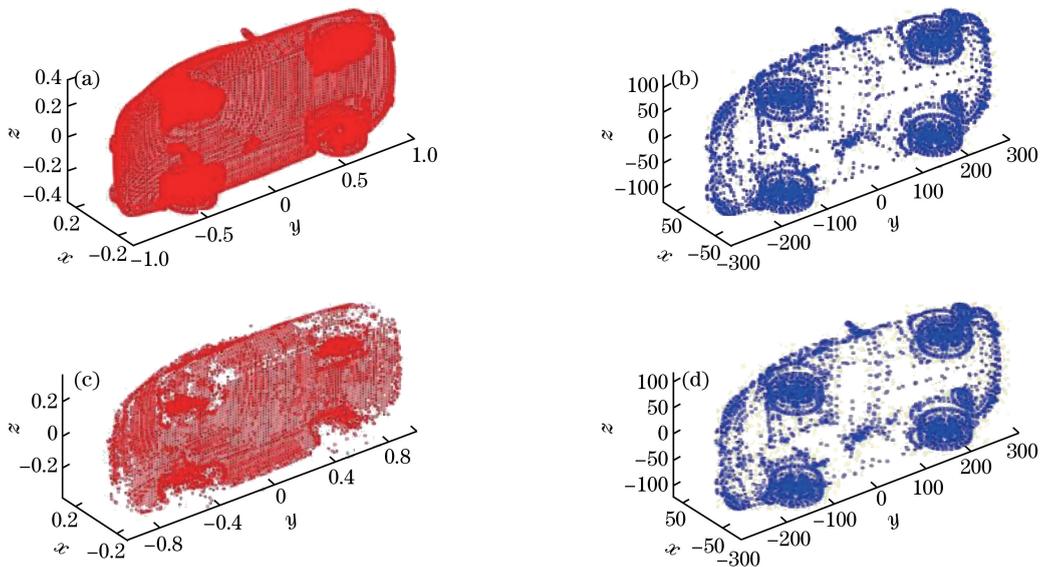


图 5 模型图。(a)位姿一;(b)位姿二;(c)特征图一;(d)特征图二

Fig. 5 Model graphs. (a) Pose 1; (b) pose 2; (c) feature graph 1; (d) feature graph 2

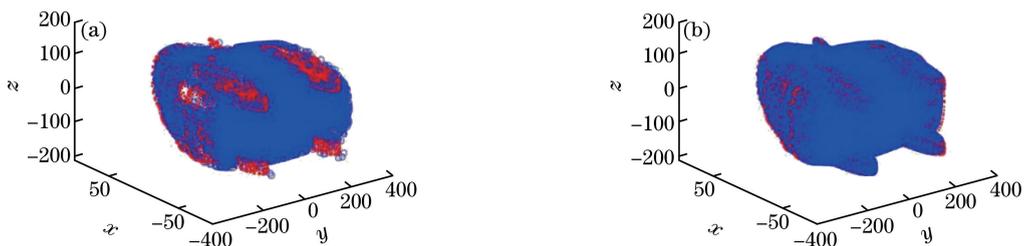


图 6 配准结果图。(a)本文算法;(b)CPD算法

Fig. 6 Results of registration. (a) Proposed algorithm; (b) CPD algorithm

## 4.2 实验二

对于开源小汽车点云模型配准,两位姿包含 37667 与 5964 个点,为了保留更多的曲率特征,提取阈值设置为 0.019,配准前不同位姿的模型如图 5 (a)、(b)所示,这两片点云有小范围的错位和旋转,提取曲率特征后的点云如图 5(c)、(d)所示。本文算法配准时间为 7.0689 s,迭代 14 次收敛时  $t_{\text{tol}} = 13.963 \times 10^{-9}$ , CPD 算法迭代 12 次,配准耗时 14.5938 s,收敛时  $t_{\text{tol}} = 7.9624 \times 10^{-9}$ 。

经过本文算法配准后的结果如图 6(a)所示,经过 CPD 算法配准后的结果如图 6(b)所示,因为采样精度不同,导致的对应点变少,并且在曲率特征提取时还会有一对多的情况,因此,在算法处理过程中,将非对应点视作离群点,利用 CPD 处理机制(均匀分布)标记离群点,即采用部分点作为源点云配准,另一部分则作为均匀分布的离群点不参与漂移。从图中可以看出两种算法均能很好地配准,但是本文算法在细节上精度有所欠缺。

## 5 结 论

利用曲率相似性提取点云的特征结构,能够减少点云量并保留结构信息,从点云特征角度改进CPD算法,通过加速配准阶段的对应点寻找速度提高配准速率。兔子实验验证了本文方法能够有效降低配准时间,并得到几乎一致的配准结果,以较小的精度代价大幅减小配准时间显然是可行的。对比实验表明本文方法能够快速处理远距离对应点配准,但如果距离相差较少,未必比基于曲率的ICP方法配准快速。

CPD算法具有的标记机制使得改进方法亦具有很强的稳健性,小汽车实验表明了算法的普适性。本文算法具有很好的收敛性,对于曲率特征丰富的点云配准更精确。但本文方法仍具有CPD算法的局部最优以及旋转角度限制等问题,这些方面仍有待进一步研究。

## 参 考 文 献

- [1] Wei S B, Wang S Q, Zhou C H, *et al.* An iterative closest point algorithm based on biunique correspondence of point clouds for 3D reconstruction [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(5): 0515003.  
韦盛斌, 王少卿, 周常河, 等. 用于三维重建的点云单应性迭代最近点配准算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(5): 0515003.
- [2] Zhang X, Zhang A W, Wang Z H. Point cloud registration based on improved normal distribution transform algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2014, 51(4): 041002.  
张晓, 张爱武, 王致华. 基于改进正态分布变换算法的点云配准[J]. *激光与光电子学进展*, 2014, 51(4): 041002.
- [3] Yang S J, Zhang K S, Shao Y S. Strip adjustment method for airborne lidar system[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2017, 44(12): 1210003.  
杨书娟, 张珂殊, 邵永社. 机载激光雷达系统的航带平差法[J]. *中国激光*, 2017, 44(12): 1210003.
- [4] Wang Y. Registration of array laser three dimension imaging point cloud [D]. Changchun: Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, 2016.  
王岩. 阵列激光三维成像点云数据配准技术研究[D]. 长春: 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 2016.
- [5] Huang Z W, Liu F, Hu G W. Improved method for

LiDAR point cloud data filtering based on hierarchical pseudo-grid[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0828004.

黄作维, 刘峰, 胡光伟. 基于多尺度虚拟网格的LiDAR点云数据滤波改进方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(8): 0828004.

- [6] Wu M Q, Li Z W, Zhong K, *et al.* Adaptive point cloud registration method based on geometric features and photometric features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(2): 0215002.  
伍梦琦, 李中伟, 钟凯, 等. 基于几何特征和图像特征的点云自适应拼接方法[J]. *光学学报*, 2015, 35(2): 0215002.
- [7] 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.
- [8] Chui H, Rangarajan A. A feature registration framework using mixture models[C]//*Proceedings of the IEEE Workshop on Mathematical Methods in Biomedical Image Analysis*, 2000: 190-197.
- [9] 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.
- [10] Myronenko A, Song X. Point set registration: coherent point drift [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [11] Campbell D, Petersson L. GOGMA: globally-optimal Gaussian mixture alignment[C]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 5685-5694.
- [12] Huang Y, Da F P, Tao H J. An automatic registration algorithm for point cloud based on feature extraction[J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2015, 42(3): 0308002.  
黄源, 达飞鹏, 陶海跻. 一种基于特征提取的点云自动配准算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(3): 0308002.
- [13] Li R Z, Yang M, Tian Y, *et al.* Point cloud registration algorithm based on the ISS feature points combined with improved ICP algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(11): 111503.  
李仁忠, 杨曼, 田瑜, 等. 基于ISS特征点结合改进ICP的点云配准算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(11): 111503.
- [14] Zeng F X, Li L, Diao X P. Iterative closest point algorithm registration based on curvature features [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(1): 011003.

- 曾繁轩, 李亮, 刁鑫鹏. 基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(1): 011003.
- [15] Shu C X, He Y T, Sun Q K. Point cloud registration based on convolutional neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(3): 031001. 舒程珣, 何云涛, 孙庆科. 基于卷积神经网络的点云配准方法[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(3): 031001.
- [16] Zhu Y J, Zhou L S, Zhang L Y. Registration of scattered cloud data [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2006, 18(4): 475-481. 朱延娟, 周来水, 张丽艳. 散乱点云数据配准算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2006, 18(4): 475-481.
- [17] Yang M, Lee E. Segmentation of measured point data using a parametric quadric surface approximation [J]. Computer-Aided Design, 1999, 31(7): 449-457.