

基于投影分布熵的多视点三维点云场景拼接方法

谭志国^{1,2} 鲁敏¹ 郭裕兰¹ 左超¹

(¹国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)
²中国人民解放军 77108 部队, 四川成都 610000)

摘要 多视点三维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。通过点云投影分布熵对场景独立坐标系进行估计, 由此计算待拼接场景之间的空间变换参数, 最后通过退火最近点迭代(ICP)方法, 实现多视点场景的精确拼接。仿真实验结果表明, 此方法是一种有效可行的方法。

关键词 激光光学; 三维点云; 点云场景拼接; 投影密度分布熵; 退火最近点迭代

中图分类号 TN958.98 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/CJL201239.1114003

Multi-View Point Cloud Scenes Mosaic Based on Projective Distribution Entropy

Tan Zhiguo^{1,2} Lu Min¹ Guo Yulan¹ Zuo Chao¹

(¹ School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)
² Unit 77108 of the Chinese People's Liberation Army, Chengdu, Sichuan 610000, 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 ladar three dimensional imaging process. Mosaic method directly affects the object detection and recognition. By using projective distribution entropy, the independent coordination of point cloud scene is estimated. Based on this, space transform parameters between multi-view point cloud scenes are calculated. Then, the annealing interative closet point (ICP) algorithm is used for precise mosaic. Experimental results demonstrate the effectiveness and feasibility of the proposed algorithm.

Key words laser optics; three dimensional point cloud; point cloud scenes mosaic; projective distribution entropy; annealing interative closet point

OCIS codes 100.6890; 100.4999; 100.5010

1 引言

由于激光雷达具有三维成像能力、抗干扰性能好等优点, 已成为先进国家在精确制导、目标识别等领域争先研究和发展的重点之一, 并取得了迅速发展。然而, 在复杂地面环境下, 由于噪声、背景干扰、视角等因素的影响, 激光主动成像目标检测一直是制约该方向发展的瓶颈之一。目标自遮挡与遮挡, 是影响复杂环境下目标检测的重要因素。在这两种情况下, 待检测目标往往由于数据采样不完全, 难以

被有效地检测出来。因此, 通过多视点数据拼接的方法, 能获得更为完整的目标点云数据, 从而有效地增大待检测目标数据采样率, 增强目标检测概率。

目前, 国内外很多学者从不同应用背景出发, 对多视点点云数据的拼接算法进行了研究, 其中以 Besl 等^[1]提出的最近点迭代(ICP)法最具代表性。它是一种启发式的拼接算法, 通过迭代寻优的方法, 不断改变采样点相对位置提高拼接精度的方法, 具有算法简单、收敛快的优点, 但对空间参数初始值要

收稿日期: 2012-06-15; 收到修改稿日期: 2012-08-14

基金项目: 国家自然科学基金(60972114)和中国博士后科学基金(20100481511)资助课题。

作者简介: 谭志国(1978—), 男, 博士后, 主要从事激光雷达数据处理及自动目标识别等方面的研究。

E-mail: tanzhiguo@foxmail.com

求高,易陷入局部值。针对上述问题,文献[2~5]从不同方面对其进行了发展和改进。如 Chen 等^[2]利用曲面法矢距离代替某一点到其最近点的距离; Silva 等^[3]采用遗传算法和度量准则来优化初始匹配位置。这些方法在拼接精度上比 ICP 方法有了一定改善,但对初始值要求仍然苛刻。针对该问题,文献[6,7]通过引入参考点的方法来实现点云数据的拼接,从而克服 ICP 需要初值较准确的问题。然而参考点是一种标签点,需要在测量前贴在被测物体上,因此只适用于某些特殊场合的应用,不利于算法的推广。为此,文献[8]利用点云点的曲率,并利用 Hausdorff 距离寻找有效点云,该方法本质上与文献[2]类似,但曲率一定程度上利用了点的邻域信息,可改善只利用距离信息而导致的有效点寻找不准确问题,从而降低了对拼接初始值的要求;文献[9]也运用了类似的曲率信息,而在三维空间变换计算时,采用几何哈希方法找出最为准确的变换参数;文献[10]同样采用点云的曲率信息,进一步提取超过一定阈值的点作为特征点进行初步拼接,获取粗拼接结果。上述这类方法,在一定程度上降低了对算法初始值的要求,但由于点云曲率计算需要进行曲面拟合,而曲面拟合则需要进行点云拓扑关系的计算,极大地增加了算法计算的复杂度。

本文提出了一种更为通用的多视点点云场景拼

接算法,该算法不需附加任何参考点,也不需进行复杂的三维点云特征提取操作,通过场景的点云分布密度熵(PDE)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,利用退火的 ICP 方法实现点云的精确拼接。

2 场景点云的投影分布熵及独立坐标系

2.1 场景点云的投影分布熵

对于任意场景,其中物体与目标在三维空间中形状及分布通常都具有一定的规律性。这种规律性通过激光雷达采样后,可较好地反映于点云场景数据中。利用点云在不同投影面的点云分布密度来对这种规律进行研究,研究发现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整体分布不均匀,而在其他角度下则分布相对均匀。对于图 1(a)场景来说,当点云数据绕 X 轴旋转时,投影至 XZ 平面上,在不同旋转角度下,其投影点云分布的灰度图分别如图 1(b)~(d)所示。当场景在 0° 时,所对应的投影点云分布最不均匀,图像灰度变化明显。

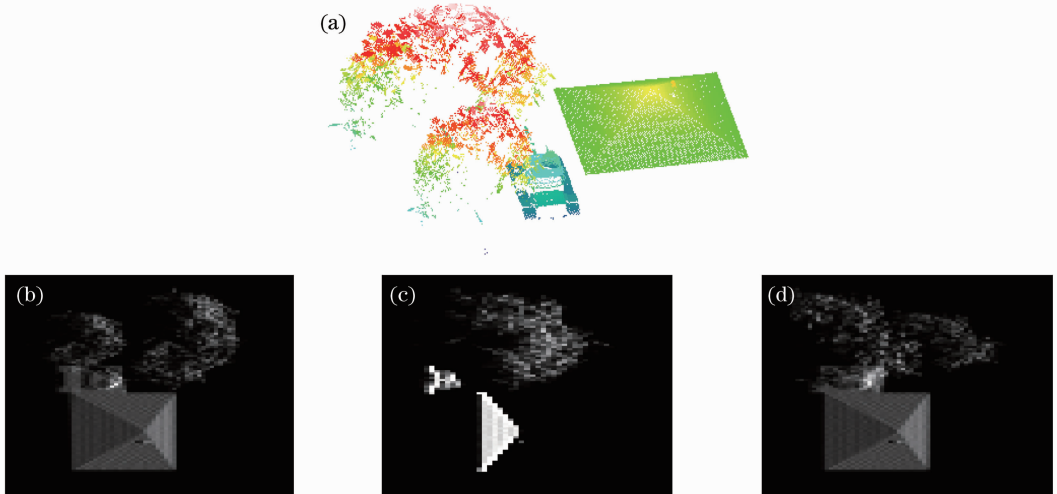


图 1 场景 A 投影点云分布图。(a)场景 A 点云;(b)~(d) -45°, 0°, 45° 时场景投影点云分布灰度图

Fig. 1 Projective point cloud distribution images for scene A. (a) Point cloud of scene A;

(b)~(d) projective point cloud gray image at -45°, 0°, 45°

对于这种投影点云分布密度的不均匀性,可用熵来描述,即

$$E = \iint_{X,Z} p_{xz} \lg P_{xz} dx dz, \quad (1)$$

式中 P_{xz} 为在 XZ 平面上点 (x, z) 的点云投影分布。以图 1 中场景为例,将其点云分布灰度图用直方图表示,同时计算灰度图的二维密度分布熵,如图 2 所示。可以发现,图 2(a)中 0° 投影点云分布直方图,

大部分单位内点云都相对均匀地分布在各统计直方格(0~600)中,这说明图 1(b)灰度图像中点云分布不均匀,此时投影点云的分布熵对应值则最小。而图 2(b),(c)中 -45° 与 45° 的投影图像中,单位内点

云分布都相对集中在少数直方格(0~100)中,这说明灰度图像中点云分布较为不均匀,此时投影点云的分布熵对应值则最大,如图 2(d)所示。

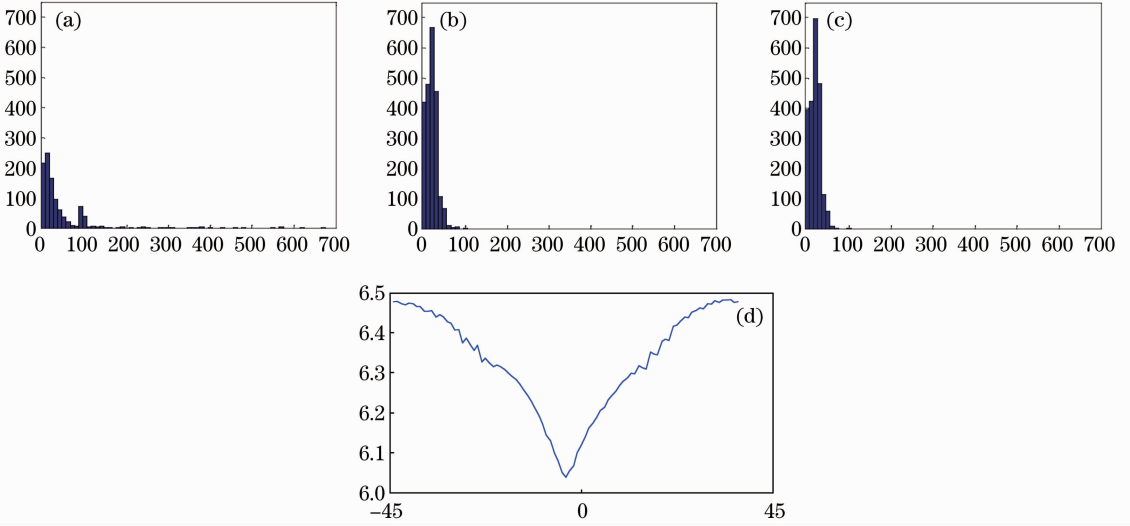


图 2 场景 A 点云投影分布熵。(a)~(c) 0° , -45° , 45° 场景 A 投影点云分布直方图;(d) 不同角度投影点云的分布熵
Fig. 2 Projective point cloud distribution entropies of scene A. (a)~(c) Projective point cloud distribution histograms of scene A at 0° , -45° , 45° ; (d) projective point cloud distribution entropy at different degrees

在离散情况下,通过栅格化的方式对其进行统计^[11-12]。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 进行栅格,统计每一栅格 N 及其中点云数目 n_i ,得到栅格点云出现频率 \bar{n}_i ,即

$$\bar{n}_i = \frac{n_i}{N}. \quad (2)$$

定义点云 P 在 XZ 平面的投影点云密度熵为

$$E(P_{XZ}, \alpha, \Delta L) = - \sum_{i=1}^N \bar{n}_i \lg \bar{n}_i, \quad (3)$$

式中 α 为 P 绕 X 轴旋转的角度, $E(P_{XZ}, \alpha, \Delta L)$ 简记为 $E(P_{XZ}, \alpha)$ 。

由熵的定义可知,投影点云 P_{XZ} 分布越均匀, $E(P_{XZ}, \alpha)$ 越小。当旋转后的点云 P 偏航角 ψ 正好为 0° 时,其点云分布密度均匀性最好,此时对应的密度熵 $E(P_{XZ}, \alpha)$ 最小。故偏航角 ψ 取 $E(P_{XZ}, \alpha)$ 最小值所对应的旋转角度,即

$$\psi = \arg \min_{\alpha \in \Psi} [E(P_{XZ}, \alpha)]. \quad (4)$$

同理,可求取投影分布密度熵值最小对应的俯仰角 θ 与横滚角 ϕ 。

2.2 场景独立坐标系

根据场景投影分布密度熵变化特点,可定义任意场景的独立坐标系。设对应于点云旋转时,不同欧拉角对应的投影面点云密度分布熵分别为

$E(P_{XZ}, \alpha)$, $E(P_{YZ}, \beta)$, $E(P_{XY}, \gamma)$, 其中 β , γ 分别为绕 X 轴和 Z 轴旋转的角度。此时,可以在世界坐标系下定义场景独立坐标系为

$$(\psi, \theta, \phi) = \arg \min [E(P_{XZ}, \alpha), E(P_{YZ}, \beta), E(P_{XY}, \gamma)]. \quad (5)$$

当同一场景点云存在较大旋转时,为使该方法能准确地估计得到场景的独立坐标系,采用迭代的方法来实现。由于算法计算的是投影点云的分布密度熵最小 E 以及场景的旋转角度 φ ,综合考虑两者对旋转矩阵估计的影响,给出迭代目标函数

$$f(t) = (E_t - E_{t-1}) + \lambda(\varphi_t - \varphi_{t-1}), \quad (6)$$

式中 λ 为调整参数。当 $f(t)$ 小于某一个 ϵ 时,则表示算法收敛达到估计效果。

3 基于投影分布密度熵的多视点场景描述及拼接

拼接过程分为两步,第一步利用 PDE 方法对场景点云进行粗拼接,第二步则利用通常的 ICP 方法进行精确拼接。关于 ICP 的精确拼接方法,在较多的文献中进行了详细阐述,此处不做赘述。下面重点研究如何利用 PDE 方法对场景点云进行粗拼接。

3.1 基于 PDE 的粗拼接

粗拼接中主要由两组参数决定,一是旋转矩阵,

二是平移矢量。正确地估计这两组参数,可有效地对齐空间中的点云,从而实现粗拼接。对于平移矢量估计,采用最为通用的质心对齐方法来实施。下面主要针对旋转矩阵的估计进行讨论。

在世界坐标系 W 下,对于多视点完全匹配场景点云之间关系可描述为

$$\mathbf{P} \times \mathbf{R} + \mathbf{T} = \mathbf{Q}, \quad (7)$$

式中 \mathbf{P}, \mathbf{Q} 为场景 P 与 Q 点云坐标构成的矩阵, \mathbf{R} 为旋转矩阵, \mathbf{T} 为平移矩阵。

此时,通过投影分布密度熵方法可分别对场景 P 与 Q 点云的独立坐标系 S_P 与 S_Q 进行估计。在不考虑平移情况下, W 与 S_P 和 S_Q 的关系可分别用旋转矩阵 \mathbf{R}_P 和 \mathbf{R}_Q 来表示。由此在 S_P 与 S_Q 下, P 与 Q 可分别表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_P &= \mathbf{P} \times \mathbf{R} \times \mathbf{R}_P, \\ \mathbf{Q}_Q &= \mathbf{Q} \times \mathbf{R}_Q. \end{aligned} \quad (8)$$

通过 PDE 方法,可以分别由点云 \mathbf{P} 与 \mathbf{Q} , 估计得到 \mathbf{P}_P 与 \mathbf{Q}_Q , 以及对应的旋转矩阵 $\mathbf{R}_{PP}, \mathbf{R}_{QQ}$, 即

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{PP} &= \mathbf{R} \times \mathbf{R}_P, \\ \mathbf{R}_{QQ} &= \mathbf{R}_Q. \end{aligned} \quad (9)$$

由于场景 P 与 Q 为完全匹配的点云,则通过 PDE 方法估计的独立坐标系相同即 $S_P = S_Q, \mathbf{R}_P = \mathbf{R}_Q, \mathbf{P}_P = \mathbf{Q}_Q$ 。于是,两场景之间待估计的旋转矩阵 \mathbf{R} 可表示为

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_{PP} \times \mathbf{R}_P^{-1}. \quad (10)$$

3.2 基于确定性退火的 ICP 精拼接

ICP 配准算法是目前应用较为广泛的一种匹配和配准方法。该方法存在的问题是当初值设置不够好时,算法容易陷入局部最优。初值设置包括两方面问题:1) 初始配准点云之间旋转、平移稍大;2) 点与点之间最小误差距离设置不当。对于前一问题,通过 PDE 方法可较好地估计旋转与平移初值,下面主要分析第二个问题。

不失一般性,利用二维点云来进行分析,如图 3 所示。图 3 中有三对匹配对应点,其中实心点 1 与空心点 1', 2 与 2', 3 与 3' 匹配, 4 与 4' 为非匹配点。根据最近点原则,设置误差距离过大时,则出现误匹配现象,即共有四对匹配点对;设置误差距离过小时,则出现漏匹配现象;这两种情况都会影响算法对点云之间变换参数估计的精度。合理地设置误差距离则成为了精确配准的关键。

通过实验分析发现,初始待配准点云之间的旋转和平移相对较大,正确匹配点与点之间距离较大;在迭代后期,待配准点云之间的旋转和平移相对较

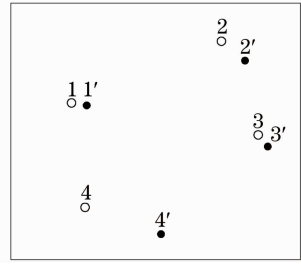


图 3 匹配对应点对

Fig. 3 Correspondences

小,正确匹配点与点之间的距离较小。所以用一个固定的匹配误差距离值仍不能达到最优效果。此时,在迭代前期,把误差距离设置较大,而后期误差距离设置较小,则能实现更精确配准。

上述现象类似于物理学上的退火现象。为此,考虑采用确定性退火的优化方法。给定一个判断阈值 ξ 作为判断是否为匹配点的判断条件,即 ICP 最小距离作为判断匹配点对的条件变为

$$\min_{i,j} [p_i - q_j] \& (\| p_i - q_j \| \leq \xi). \quad (11)$$

此时,引入确定性退火方法, $\xi \rightarrow T\xi_{\text{initial}}$ 。通过系统的温度 T 的不断降低 $T = T_{\text{initial}} \times \eta$ (η 为退火率),来控制误差距离的大小,逐渐实现精确配准。

通过上述详细的阐述,给出基于 PDE 多视点场景点云数据配准算法的具体步骤:

步骤一:初始化。场景点云质心对齐,设置初始误差距离、初始退火温度、退火率;

步骤二:迭代 PDE

- 1) 估计 P, Q 独立坐标偏航角;
- 2) 估计 P, Q 独立坐标俯仰角;
- 3) 估计 P, Q 独立坐标横滚角;
- 4) 是否满足(6)式收敛条件;否,则返回第 1)步;
- 5) 根据(10)式计算待匹配点云间的旋转变换矩阵;

步骤三:退火 ICP

- 1) 根据(11)式计算匹配点对(有效拼接点);
- 2) 由匹配点对估计空间变换的旋转及平移参数;
- 3) 更新退火温度 $T = T_{\text{initial}} \times \eta$,更新最小误差距离 $\xi \rightarrow T\xi_{\text{initial}}$;
- 4) 变换空间场景点云;
- 5) 计算整体误差,判断是否满足停止迭代要求;

步骤四:计算得到场景点云之间的空间变换参数,以及配准误差。

4 实验与分析

为验证算法的有效性,进行两组实验:一组针对单目标点云数据的拼接,另一组针对对场景点云数据的拼接。仿真时,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, ϕ_L, θ_L) 确定,其中 R 为激光雷达距离目标中心的距离, ϕ_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。在得到实验数据后,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[13]中给出的最近点凸包快速搜索法(CH-ICP)。实验在 Matlab 软件 2010a 环境下运行于 Core i7 CPU, 2 G 内存, Windows 7 的 PC 机上。算法基本参数设置如下:初始误差距离 $\xi=1$, 初始退火温度 $T_{\text{initial}}=1$, 退火率 $\eta=0.85$ 。

4.1 单目标数据拼接

实验中,针对不同视点下单目标场景点云数据进行拼接。分为两组,一组对相同分辨率下的点云数据进行拼接;一组对不同分辨率下的点云数据进行拼接。在第一组实验中,选用了不同类型的装甲目标(M60, M2A2, LECRERC, M1 等)在不同视点生成相同成像分辨率的点云数据,如图 4 所示。



图 4 单目标不同分辨率及视角下的点云数据

Fig. 4 Single object point cloud data at different resolutions or different view angles

在相同分辨率情况下的单目标点云数据拼接实验中,共产生了 200 组不同目标在不同视点相同分辨率的实验数据。分别用 CH-ICP 方法、基于特征的方法^[9]和本文方法进行拼接。图 5 给出了一次拼接实验的结果。从图 5(e)可看出,通过本文分布熵估计方法能较为准确地对点云数据之间的空间变换

参数进行估计,再经过退火 CH-ICP 算法计算后则到达了较为理想的拼接结果。而直接使用 CH-ICP 算法则拼接误差较大如图 5(c)所示。使用文献[9]中的特征方法也能得到较好的拼接结果,如图 5(d)所示,但拼接所耗时间较长。

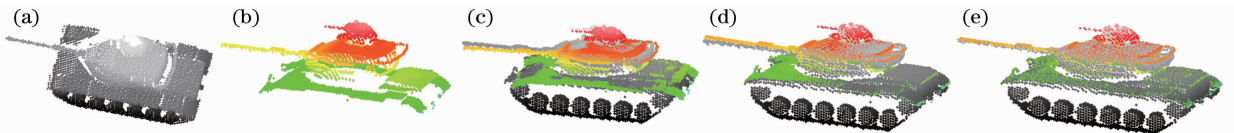


图 5 相同分辨率下单目标拼接结果。(a)目标点云 A;(b)目标点云 B;(c) CH-ICP 结果;(d)文献[9]结果;(e)本文结果

Fig. 5 Single object mosaic results at the same resolution. (a) Object point cloud A; (b) object point cloud B; (c) CH-ICP result; (d) ref[9]'s result; (e) this paper's result

不同分辨率单目标数据拼接实验中,共产生了 200 组不同目标在不同视点不同分辨率的实验数据。同样运用 CH-ICP 方法、基于特征的方法和本文方法进行拼接。图 6 给出了其中一次实验的结

果。图 6(a)的目标点云数目为 5290,图 6(b)中的目标点云数目为 328,直接运用 CH-ICP 方法拼接结果如图 6(c)所示,运用文献[9]方法得到如图 6(d)结果,图 6(e)则给出了运用本文方法得到的

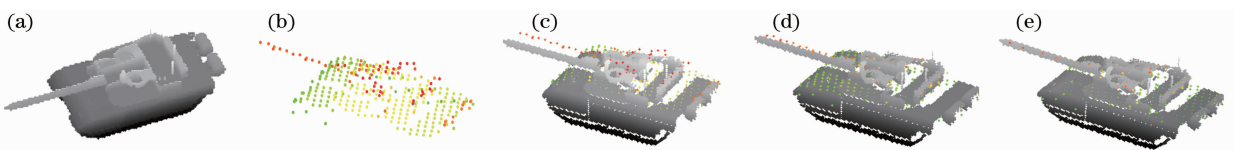


图 6 不同分辨率下单目标拼接结果。(a)目标点云 A;(b)目标点云 B;(c) CH-ICP 结果;(d)文献[9]结果;(e)本文结果

Fig. 6 Single object mosaic results at different resolutions. (a) Object point cloud A; (b) object point cloud B; (c) CH-ICP's result; (d) ref[9]'s result; (e) this paper's result

拼接结果。为有效地衡量实验结果的优劣,统计了每次实验的三种基本数据,有效拼接点、拼接时间以及拼接精度。在进行有效拼接点计算时,需满足公式

$$\| p_i^{\text{final}} - q_j \| \leq \xi, \quad p_i^{\text{final}} \in \mathbf{P}_{\text{final}}, q_j \in \mathbf{Q}, \quad (12)$$

式中 $\mathbf{P}_{\text{final}} = \mathbf{P} \times \mathbf{R}_{\text{final}} + \mathbf{T}_{\text{final}}$, 为最终变换计算的结果。拼接时间 t 的计算表示为

$$t = t_{\text{PDE}} + t_{\text{ICP}}, \quad (13)$$

式中 t_{PDE} 表示 PDE 进行粗拼接所消耗时间, t_{ICP} 为利用退火 ICP 拼接所消耗时间。拼接精度为

$$A_{\text{ACR}} = E_{\text{ERR}} / C_{\text{COR}}, \quad (14)$$

式中 E_{ERR} 表示有效拼接点对的距离误差总和, C_{COR} 表示有效拼接点数目。

表 1 给出了该次实验的三种数据,从表中可看出 CH-ICP 算法在时间上具有一定的优势,但是其拼接结果不理想,有效拼接点数目只有 176 个;文献 [9] 方法能较好地寻找得到更多的有效拼接点,但算法运行相对耗时;本文方法寻找得到的有效点最多,拼接精度相对前两种方法较高,但拼接比 CH-ICP 方法耗时。

表 1 三种算法实验数据

Table 1 Three algorithms' experimental data

Algorithm	Correspondences	Time /s	Accuracy
CH-ICP	156	1.217	0.044
Method in ref[9]	235	3.341	0.041
Algorithm in this paper	252	2.253	0.034

图 7 给出了上述实验的统计结果,图 7(a) 给出了几种算法拼接精度的统计结果,图 7(b) 给出了三种算法最终拼接时的有效拼接点的比率,图 7(c) 为

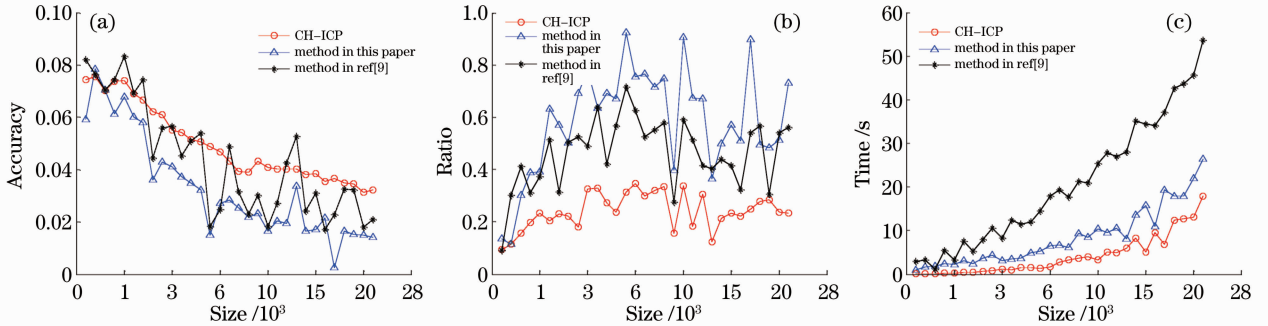


图 7 三种算法的拼接统计结果。(a)拼接精度;(b)拼接有效点比率;(c)拼接时间

Fig. 7 Static results of three algorithms. (a) Accuracy; (b) correspondence ratio; (c) consuming time

从表 1 中可以看出,随着仿真视点差变化的增大三种方法的拼接精度都有所降低(如表对角线所示)。但本文方法相对其他两种算法较为稳定,这主要是由于本文方法采用了较为稳定的空间变换初估方法,在此基础上,退火的 ICP 方法则能较为稳定、

三种算法相应的拼接时间。三组图中横坐标轴给出的是点云分辨率(点云数据规模)。从图 7 中可以看出,整体上来说随着分辨率的提高,三种算法的拼接精度在不断提高,有效点比率相对保持一个平稳水平,拼接时间则逐渐增加。算法性能比较分析,CH-ICP 虽说拼接时间最少,但它的拼接精度相对其他两种方法要差,能够获取的有效拼接点比率较小,导致的结果是通常拼接都失败。这主要是由于 CH-ICP 是一种启发式算法,需要非常好的拼接初值,如果拼接点云之间存在一定的空间变换,就可能導致拼接(匹配)的失败。文献[9]中基于几何特征的方法,在拼接精度以及拼接有效点比率上相对 CH-ICP 方法有一定的提高,且对初始值的设置不敏感,但缺点是特征提取过程中需要在三维点云中计算各点的曲率,这时曲面拟合是必要的过程。然而,曲面拟合是计算复杂度较高,因此算法的整个拼接过程比较耗时,且随着点云规模的增大呈非线性增长的趋势。本文算法在拼接精度以及拼接有效点比率上都比上述两种算法具有一定优势,拼接时间与 CH-ICP 算法接近。这主要是因为本文方法采用了粗精拼接策略。粗拼接阶段使用了较为稳定的姿态估计方法,为精拼接提供了良好的初值;精拼接阶段采用了退火 ICP,提高了算法的拼接效率和性能。

同时为验证视点变化对算法的影响,对仿真实验产生数据的激光雷达成像视点进行了记录,并统计了在不同视点差下数据拼接的情况,结果如表 2~4 所示。

准确地进行点云场景拼接;文献[9]方法降低的趋势比较明显,通过仔细观察该方法拼接的中间过程,可以发现较大视点差下由于激光雷达采集的点云较大,带拼接点云中对应特征点(同名点)的提取不够稳定,两幅图像中存在较多的不能对应的特征点,从

而导致了匹配过程中的误差增大,拼接精度下降;对于 CH-ICP 算法这种变化趋势更为突出,特别是当视点差 $\Delta\psi_L$ 或 $\Delta\theta_L$ 大于 10° 时精度则突然有较大幅

度的降低。这是由于 ICP 算法在较大视差下很难成功地进行点云之间的拼接,此时拼接的结果通常是错误的结果,因此拼接精度下降较大。

表 2 不同仿真视点差下 CH-ICP 的拼接精度

Table 2 CH-ICP's mosaic accuracy at different view angle differences

	$\Delta\psi_L = 5^\circ$	$\Delta\psi_L = 10^\circ$	$\Delta\psi_L = 15^\circ$	$\Delta\psi_L = 20^\circ$	$\Delta\psi_L = 25^\circ$	$\Delta\psi_L = 30^\circ$
$\Delta\theta_L = 5^\circ$	0.021	0.018	0.035	0.063	0.082	0.077
$\Delta\theta_L = 10^\circ$	0.021	0.024	0.055	0.058	0.065	0.083
$\Delta\theta_L = 15^\circ$	0.047	0.056	0.067	0.068	0.078	0.069
$\Delta\theta_L = 20^\circ$	0.082	0.078	0.067	0.059	0.081	0.058
$\Delta\theta_L = 25^\circ$	0.046	0.059	0.078	0.067	0.059	0.078
$\Delta\theta_L = 30^\circ$	0.059	0.078	0.083	0.075	0.072	0.084

表 3 不同仿真视点差下文献[9]的拼接精度

Table 3 Mosaic accuracy of algorithm in ref[9] at different view angle differences

	$\Delta\psi_L = 5^\circ$	$\Delta\psi_L = 10^\circ$	$\Delta\psi_L = 15^\circ$	$\Delta\psi_L = 20^\circ$	$\Delta\psi_L = 25^\circ$	$\Delta\psi_L = 30^\circ$
$\Delta\theta_L = 5^\circ$	0.022	0.019	0.026	0.031	0.049	0.033
$\Delta\theta_L = 10^\circ$	0.018	0.025	0.041	0.029	0.023	0.035
$\Delta\theta_L = 15^\circ$	0.024	0.031	0.035	0.034	0.048	0.029
$\Delta\theta_L = 20^\circ$	0.031	0.029	0.027	0.032	0.025	0.046
$\Delta\theta_L = 25^\circ$	0.019	0.036	0.029	0.043	0.038	0.053
$\Delta\theta_L = 30^\circ$	0.026	0.019	0.043	0.028	0.023	0.036

表 4 不同仿真视点差下本文算法的拼接精度

Table 4 Mosaic accuracy of algorithm in this paper at different view angle differences

	$\Delta\psi_L = 5^\circ$	$\Delta\psi_L = 10^\circ$	$\Delta\psi_L = 15^\circ$	$\Delta\psi_L = 20^\circ$	$\Delta\psi_L = 25^\circ$	$\Delta\psi_L = 30^\circ$
$\Delta\theta_L = 5^\circ$	0.018	0.023	0.022	0.019	0.020	0.025
$\Delta\theta_L = 10^\circ$	0.019	0.021	0.018	0.021	0.022	0.020
$\Delta\theta_L = 15^\circ$	0.022	0.017	0.023	0.024	0.028	0.021
$\Delta\theta_L = 20^\circ$	0.022	0.025	0.026	0.021	0.022	0.028
$\Delta\theta_L = 25^\circ$	0.023	0.024	0.023	0.026	0.024	0.020
$\Delta\theta_L = 30^\circ$	0.021	0.023	0.022	0.024	0.027	0.023

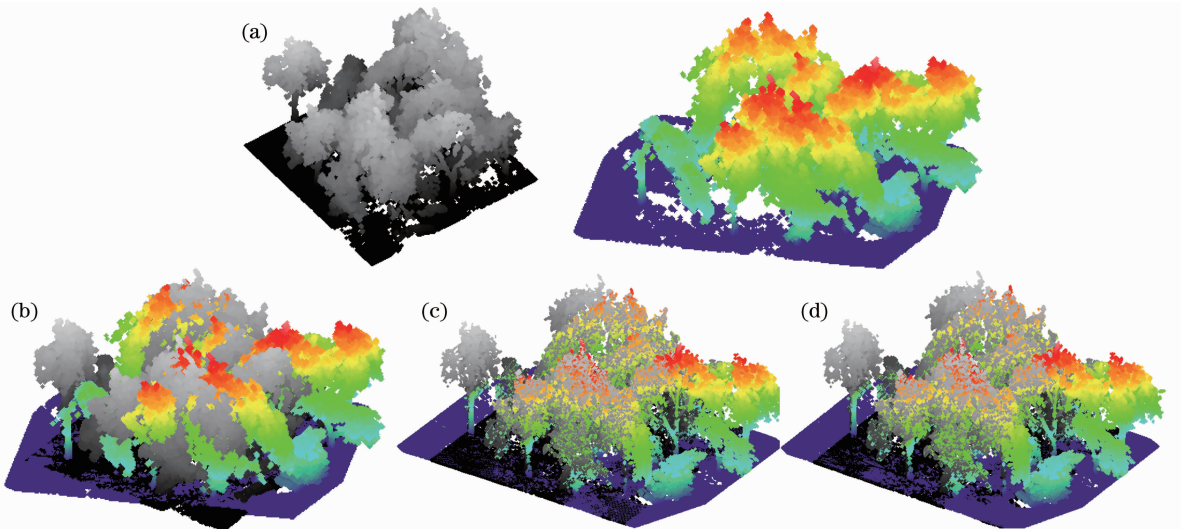


图 8 场景拼接结果。(a)待拼接点云场景;(b) CH-ICP 拼接结果;(c)文献[9]拼接结果;(d)本文拼接结果

Fig. 8 Scene mosaic results. (a) Scene's point clouds; (b) CH-ICP's result; (c) ref[9]'s result; (d) this paper's result

4.2 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 8 给出其中一次实验结果,表 5 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 8 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 5 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 算法来说,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 算法过早的进入局部收敛点,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。

表 5 场景拼接实验数据

Table 5 Scene mosaic experimental data

Algorithm	Correspondences	Time /s	Accuracy
CH-ICP	28017	70.6	0.085
Method in ref[9]	61453	323.5	0.032
Algorithm in this paper	66394	141.4	0.026

5 结 论

提出了一种基于投影分布熵的多视点三维点云场景拼接方法,它能够通过任意点云投影分布熵估计场景本身的独立坐标系,从而对待拼接点云场景之间的空间变换参数计算,最终实现准确的拼接。文章实验显示,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场景配准、三维目标匹配和检索等研究方向。

参 考 文 献

1 P. J. Besl, N. D. McKay. A method for registration of 3D

shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239~256

2 Y. Chen, G. Medioni. Object modeling by registration of multiple range images[J]. *Image and Vision Computing*, 1992, **10**(3): 145~155

3 L. Silva, O. R. P. Bellon, K. L. Boyer. Precision range image registration using a robust surface interpenetration measure and enhanced genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(5): 762~776

4 A. Johnson, S. Kang. Registration and integration of textured 3-D data[C]. *Proceedings of the International Conference on Recent Advances in 3D Digital Imaging Modeling*, 1997. 234~241

5 R. Yang, P. Allen. Registering integrating and building cad models from range data[C]. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1998, **4**: 3115~3120

6 Luo Xianbo, Zhong Yuexian, Li Renju. Data registration in 3-D scanning systems[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2004, **44**(8): 1104~1106

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

7 Wang Lei, Xing Yuan. Registration of point cloud data in reverse engineering[J]. *Die and Mould Technology*, 2004, (1): 47~49

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

8 Lu Yinbei, Zhang Lei, Pu Jiexin *et al.*. Curvature-based registration algorithm of point clouds data [J]. *Computer Application*, 2007, **27**(11): 2766~2769

路银北, 张蕾, 普杰信等. 基于曲率的点云数据配准算法[J]. *计算机应用*, 2007, **27**(11): 2766~2769

9 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

王蕊, 李俊山, 刘玲霞等. 基于几何特征的点云配准算法[J]. *华东理工大学学报(自然科学版)*, 2009, **35**(5): 768~773

10 Zhu Yanjuan, Zhou Laishui, Zhang Liyan. Registration of scattered cloud data[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphic*, 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

11 Guo Yulan, Lu Min, Tan Zhiguo *et al.*. A novel method for lidar target orientation estimation [J]. *Chinese J. Lasers*, 2011, **38**(4): 0414002

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

12 Guo Yulan, Lu Min, Tan Zhiguo *et al.*. Fast target recognition in lidar using projection contour features[J]. *Chinese J. Lasers*, 2012, **39**(2): 0209003

郭裕兰, 鲁敏, 谭志国等. 采用投影轮廓特征的激光雷达快速目标识别[J]. *中国激光*, 2012, **39**(2): 0209003

13 C. B. Barber, D. P. Dobkin, H. T. Huhdanpaa. The quickhull algorithm for convex hulls [J]. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 1996, **22**(4): 469~483