

一种新的点云拼接算法

左 超 鲁 敏 谭志国 郭裕兰

(国防科学技术大学自动目标识别国家重点实验室, 湖南 长沙 410073)

摘要 迭代最近点(ICP)算法广泛运用于三维点云数据的多视拼接,其精度和迭代收敛性严重依赖于待拼接数据的初始拼接位置,这就决定 ICP 只能是一个性能优越的精确拼接算法。粗拼接算法旨在为 ICP 提供一个良好的初始拼接位置。基于信息论中熵的概念,分析了点云的空间分布规律与所处位置的关系,在此基础上提出了一种新的粗拼接算法—迭代最小空间分布熵法。实验表明,该算法有效可行,可以提供很好的初始拼接位置,在误差允许范围内,该算法可以直接实现点云拼接。

关键词 遥感;三维点云;迭代最近点;拼接;熵

中图分类号 TN958.98 文献标识码 A doi: 10.3788/CJL201239.1214004

A Novel Algorithm for Registration of Point Clouds

Zuo Chao Lu Min Tan Zhiguo Guo Yulan

(National Key Laboratory of Automatic Target Recognition, National University of Defense Technology,
Changsha, Hunan 410073, China)

Abstract Iterative closest point (ICP) algorithm is widely used in multi-view fine registration of 3D point clouds, while its accuracy and convergence to global optimization depend on initial registration position. It fails when a great difference exists to initial position of the waited registered point clouds. Coarse registration aims to provide a good initial registration position for ICP. A new coarse registration algorithm—iterative least space distribution entropy is proposed based on the space distribution of point clouds, and the concept of entropy is used for describing this distribution law according to information theory. Experiments show that the proposed algorithm can offer a good initial registration position for ICP and it owns a high efficiency and can realize registration without using ICP under precision permission.

Key words remote sensing; 3D point cloud; interative closest point; registration; entropy

OCIS codes 280.3640; 100.6890; 100.5010

1 引 言

高质量、完整的三维点云数据^[1]是后期激光雷达目标检测与识别的基础。但是由于激光的不可穿透性,加上目标的自遮挡,导致获取的只是目标的局部成像数据,且激光雷达的运动使得这些局部成像数据是在不同视点下获取的。因此,将这些不同视点下的成像数据有效地拼接起来,显得至关重要。

当前应用最广泛的拼接算法有迭代最近点(ICP)算法及其改进算法^[2~6]。ICP 算法是一个性

能优越的精确拼接算法,但其行速度以及向全局最优的收敛性却在很大程度上依赖于待拼接数据的初始拼接位置。粗拼接技术可有效解决 ICP 算法对初始拼接位置的要求,文献[7]采用遗传算法和度量准则来优化初始拼接位置,精度较高但效率很低;文献[8,9]通过提取几何特征点,再匹配特征点(FM)以实现粗拼接,但该方法精度不高,且特征点提取比较耗时;文献[10]通过引入参考点的方法来实现点云拼接,这些参考点其实是一种标签点,需要在测量

收稿日期: 2012-07-12; 收到修改稿日期: 2012-08-28

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: 左 超(1989—),男,硕士研究生,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: 510118595@qq.com

导师简介: 鲁 敏(1977—),男,博士,副教授,主要从事图像处理和自动目标识别等方面的研究。E-mail: lumin@nudt.edu.cn

前贴在目标上,显然这并不适合于军事应用。因此,在研究点云空间分布的基础上,利用信息论中熵的概念,本文提出了一种新的粗拼接算法—迭代最小空间分布熵法(ILSDE),采用仿真的地面装甲目标点云和复杂场景目标点云进行了拼接实验,并分析比较了ICP、FM-ICP和迭代最小空间分布熵法(ILSDE-ICP)三种算法的性能。

2 问题描述

假设有两片不同视点下成像得到的点云数据 P 和 Q ,且在同一个坐标系中已实现拼接。现在它们各自发生了一定的偏移(旋转和平移), P_1 和 Q_1 代表偏移后的点云,可表示为

$$\begin{cases} P_1 = R(\alpha_1, \beta_1, \gamma_1) \times P + t(t_{x1}, t_{y1}, t_{z1}) \\ Q_1 = R(\alpha_2, \beta_2, \gamma_2) \times Q + t(t_{x2}, t_{y2}, t_{z2}) \end{cases}, \quad (1)$$

式中 $R(\alpha, \beta, \gamma)$ 为旋转矩阵, $t(t_x, t_y, t_z)$ 为平移矢量, α, β, γ 分别为绕 Z 轴、 Y 轴、 X 轴逆时针旋转的欧拉角, t_x, t_y, t_z 为三个坐标轴正方向的平移量,旋转矩阵 $R(\alpha, \beta, \gamma)$ 可表示为

$$R(\alpha, \beta, \gamma) = \begin{bmatrix} \cos \alpha & -\sin \alpha & 0 \\ \sin \alpha & \cos \alpha & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} \cos \beta & 0 & -\sin \beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \beta & 0 & \cos \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \gamma & -\sin \gamma \\ 0 & \sin \gamma & \cos \gamma \end{bmatrix}. \quad (2)$$

通过选取不同的欧拉角和平移量,可以得到 P 和 Q 不同程度偏移后的点云数据 P_1 和 Q_1 。由于成像装置精度的限制, P_1 和 Q_1 才是真实的成像数据,且需要拼接的数据就是 P_1 和 Q_1 。

拼接过程包括两步:1)粗拼接,为精确拼接算法的应用提供较好的初始位置;2)精确拼接,在粗拼接的基础上,应用ICP算法作精确拼接。

3 ILSDE-ICP

精确拼接ICP算法在很多文献中已经详细介绍过,在此不作介绍。本文主要针对粗拼接算法进行研究。粗拼接包括两个方面:1)旋转粗拼接;2)平移粗拼接。平移粗拼接采用最为常用的质心对齐法来实现,下面主要介绍旋转粗拼接的实现。

3.1 信息论中的熵

X 是一个随机变量,它有 N 种取值,分别为 a_1, a_2, \dots, a_N , 并且每种取值的概率为

$$p_i = P(a_i), i = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

并且 $\sum_{i=1}^N p_i = 1$, 其中 $P(a_i)$ 为 a_i 的概率。

信息论中,随机变量的不确定性是研究者所关注的,不确定性越大,所能获取的信息也越多,这种不确定性可以用熵函数描述,熵函数^[11]定义为

$$H(p_1, p_2, \dots, p_N) = - \sum_{i=1}^N p_i \lg p_i. \quad (4)$$

根据信息论可知,不确定性越大,熵越大,所包含的信息也越多。

对于任意场景,其中物体与目标在三维空间中形状及其分布通常具有一定的规律性。这种规律性通过激光雷达采样后,可以较好地反映在成像点云数据中。对于散落在三维空间的任意点云数据 P 和 Q ,整个点云空间的分布与点云所处的相对位置息息相关,即点云的相对位置越小,整个点云空间的分布就越紧凑集中。从信息论的观点来看,也就意味着整个点云空间的不确定性越小;反之,相对位置越大,点云空间的分布就越分散,点云空间的不确定性就越大。对于待拼接的点云,当其在同一个坐标系下实现了拼接,可以说,此时整个点云空间的分布是最为集中的,点云空间分布的不确定性也最小,这是一种理想的“平衡”状态。当 P 和 Q 发生了偏移,该平衡被打破,点云空间的不确定性增大。偏移导致了点云相对位置的变化,从而使得点云空间分布的不确定性发生变化,这与熵的涵义十分类似,因而用熵函数可以较好地描述点云空间分布不确定性的大小,而不确定性大小正是由于相对位置的大小决定的。

因此,当点云实现拼接,即点云空间处于“平衡”状态,此时相对位置最小,点云空间分布不确定性最小,从而熵最小;当处于非“平衡状态”时,相对位置的大小决定了点云空间分布不确定性的大小,进而决定熵函数的变化规律。文献^[12]将点云投影后的分布密度熵作为点云的内部特征,并成功应用于激光雷达目标的姿态估计。文献^[13]通过提取该特征并用于目标识别,取得了较好的效果。

3.2 熵的概念

点云 D 包含 N 个数据点,将其进行三维栅格化,栅格间隔为 l ,每个坐标轴方向的栅格数目 n_x, n_y, n_z 可表示为

$$\begin{aligned} n_x &= (x_{\max} - x_{\min})/l, \quad n_y = (y_{\max} - y_{\min})/l, \\ n_z &= (z_{\max} - z_{\min})/l, \end{aligned} \quad (5)$$

式中 $x_{\max}, x_{\min}, y_{\max}, y_{\min}, z_{\max}, z_{\min}$ 分别为点云 D 在 X, Y, Z 坐标轴方向上的最大值与最小值。

统计落在每一个立方栅格内的点数 $n(i, j, k)$ ，并计算点云落在每个立方栅格内的概率 $p(i, j, k)$ ，计算式为

$$p(i, j, k) = \frac{n(i, j, k)}{N}, \quad (6)$$

式中 $i = 1, 2, \dots, n_X$; $j = 1, 2, \dots, n_Y$; $k = 1, 2, \dots, n_Z$ 。

点云 D 的空间分布熵(SDE)定义为

$$E_{SD} = - \sum_{i=1}^{n_X} \sum_{j=1}^{n_Y} \sum_{k=1}^{n_Z} p(i, j, k) \lg[p(i, j, k)]. \quad (7)$$

3.3 SDE 与点云分布的关系

通过三步来讨论这种关系,为说明问题,作如下定义:仅有一个非零欧拉角称之为二维(2D);仅有两个非零欧拉角称之为三维(3D);不确定非零欧拉角的个数称之为三维(3D)。以坦克 M2A2 两个不同视点下的成像数据 P 和 Q (无偏移)为例,如图 1 所示。

1) 一维

假设非零角为 α , 令 $\alpha_1 = 5^\circ, \alpha_2 = 15^\circ$, 则偏移后的点云 P_1 和 Q_1 为

$$\begin{cases} P_1 = R(5, 0, 0) \times P \\ Q_1 = R(15, 0, 0) \times Q \end{cases}, \quad (8)$$

即 P_1 由 P 绕 Z 轴逆时针旋转 5° 得到, Q_1 由 Q 绕 Z 轴逆时针旋转 15° 得到。

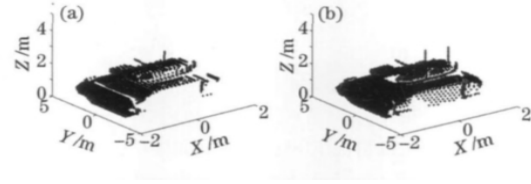


图 1 坦克 M2A2 不同视点下的两片点云。(a) 点云 P ;
(b) 点云 Q

Fig. 1 Point clouds under different views of tank M2A2.

(a) Point cloud P ; (b) point cloud Q

现对 Q_1 进行如下操作:将其绕 Z 轴顺时针旋转角度 θ , θ 在 $-45^\circ \sim 45^\circ$ 之间以 1° 等间隔取值, 旋转后的 Q_1 记为 $Q_1(\theta)$ 。点云 $D(\theta)$ 由 P_1 和 $Q_1(\theta)$ 组成, 计算 $D(\theta)$ 的 SDE, 结果图 2(a) 所示。同理, 分别假设非零角为 β 和 γ , 结果如图 2(b)、(c) 所示。

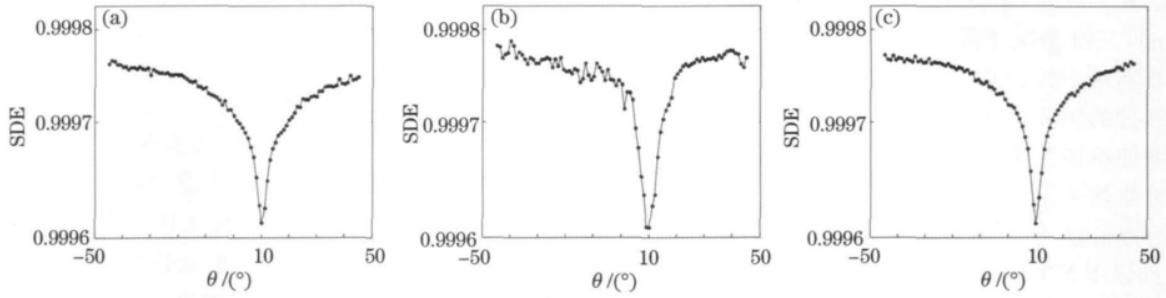


图 2 一维情况下 SDE 与旋转角度的关系。(a) 非零角为 α ; (b) 非零角为 β ; (c) 非零角为 γ

Fig. 2 Relationships between SDE and rotation angle at 1D case. (a) Non-zero angle is α ; (b) non-zero angle is β ;

(c) non-zero angle is γ

由图 2 可知, 当点云 $D(\theta)$ 的空间分布熵最小时, 对应的旋转角度 θ 正好等于决定点云 P_1 和 Q_1 之间变换矩阵的未知参数。所以, 将 Q_1 顺时针旋转此时的角度 θ 可以实现与 P_1 的拼接。因此, 在一维情况下, 通过旋转 Q_1 至其与 P_1 合成的点云 D 达到空间分布熵最小的状态, 可以实现很好的粗拼接, 这与上面的理论分析保持一致。且由于对未知参数估计十分准确, 因而不需要进行下一步的精确拼接, 粗拼接即可较好完成点云的拼接。

2) 二维

假设非零角为 α 和 β , 令 $\alpha_1 = 5^\circ, \beta_1 = 10^\circ, \alpha_2 = 10^\circ, \beta_2 = 20^\circ$, 则偏移后的点云 P_1 和 Q_1 为

$$\begin{cases} P_1 = R(5, 10, 0) \times P \\ Q_1 = R(10, 20, 0) \times Q \end{cases}, \quad (9)$$

P_1 由 P 绕 Z 轴逆时针旋转 5° , 再绕 Y 轴逆时针旋转 10° 得到, Q_1 由 Q 作同样的旋转得到。

现对 Q_1 进行如下操作:将其绕 Y 轴顺时针旋转角度 β , 再绕 Z 轴顺时针旋转角度 α , β 和 α 均在 $-45^\circ \sim 45^\circ$ 之间以 1° 等间隔取值, 旋转后的 Q_1 记为 $Q_1(\beta, \alpha)$ 。点云 $D(\beta, \alpha)$ 由 P_1 和 $Q_1(\beta, \alpha)$ 组成, 计算 $D(\beta, \alpha)$ 的 SDE, 结果图 3(a) 所示。同理, 分别假设非零角为 β 和 γ 、 α 和 γ , 结果如图 3(b)、(c) 所示。

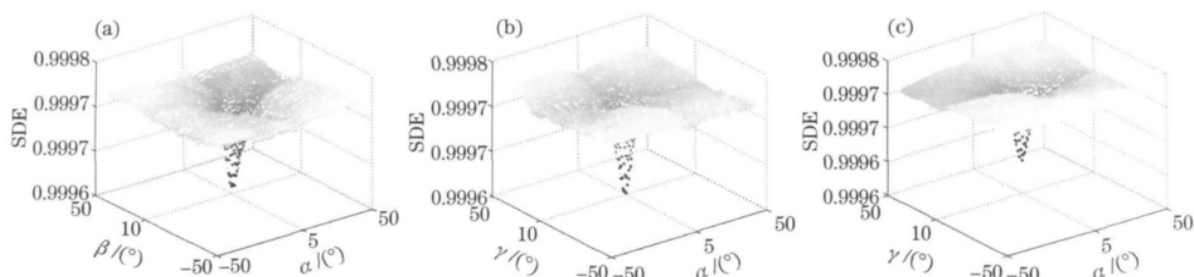


图3 二维情况下 SDE 与旋转角度的关系。(a) 非零角为 α 和 β ; (b) 非零角为 β 和 γ ; (c) 非零角为 α 和 γ

Fig. 3 Relationships between SDE and rotation angle at 2D case. (a) Non-zero angles are α and β ; (b) non-zero angles are β and γ ; (c) non-zero angles are α and γ

由图3可知,在二维情况下,同样与上面的理论分析保持一致,即通过旋转 Q_1 至其与 P_1 合成的点云 D 达到空间分布熵最小的状态,可以实现粗拼接,且具有较高的精度。

3) 三维

同理,在三维情况下,上述结论同样成立,但是效率问题凸显出来,在一维情况下,因为上述方法没有涉及复杂的计算,因此效率较高。假设一维情况下算法复杂度为 $O(n)$,则二维情况下算法复杂度为 $91O(n)$,三维情况下算法复杂度为 $6561O(n)$ 。在未知非零角个数的前提下(事实上确实不知),要想实现点云的拼接,只能进行三个角度的同时搜索,但低效率使得该方法不可行。为了提高效率,一个更好的策略被采用,其具体步骤如下:

将点云 Q_1 绕 Z 轴顺时针旋转角度 θ , θ 在 $-45^\circ \sim 45^\circ$ 之间以 1° 等间隔取值,求出合成点云 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ ,更新 $Q_1: Q_1 = R(-\theta, 0, 0) \times Q_1$,并更新 D ;再将 Q_1 绕 Y 轴顺时针旋转角度 θ ,求出 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ ,继续更新 $Q_1: Q_1 = R(0, -\theta, 0) \times Q_1$,并更新 D ;最后将 Q_1 绕 X 轴顺时针旋转角度 θ ,求出 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ ,再更新 $Q_1: Q_1 = R(0, 0, -\theta) \times Q_1$ 。

通过以上三个步骤, P_1 和 Q_1 实现了粗拼接。以下讨论粗拼接的精度。在第一步时,最小分布熵对应的角度相对于决定旋转矩阵的真实欧拉角来说,其精度不能得到保证,因为另外两个角可能不为零,在此基础上,后续的两个角度求解更无精度可言。下面这个实验用来验证上述策略的有效性。假设 $\alpha_1 = 5^\circ, \alpha_2 = 15^\circ, \beta_1, \gamma_1, \beta_2, \gamma_2$ 在 $0^\circ \sim 30^\circ$ 之间随机选取,重复一维情况下的实验,统计 100 组实验结果,计算最小 SDE 对应角与真实角之间的误差,结果如图4所示。

由图4可知,上述提出的策略不可取,尽管其效

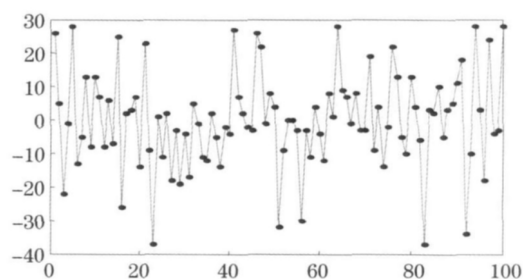


图4 最小 SDE 对应角与真实角之间的误差

Fig. 4 Error between the corresponding angle of least SDE and real angle

率较高。然而迭代能够很好解决上述策略存在的精度不足,通常情况下,只需迭代几步即可实现较高精度的粗拼接。迭代终止的条件是通过旋转求出的 SDE 最小时所对应的角不再变化且一直为零,用一组实验来说明迭代后的效果,两片待拼接的点云 P_1 和 Q_1 如图5(a)、(b)所示,粗拼接(无迭代)和在粗拼接基础上应用 ICP 进行精确拼接后的结果如图5(c)、(d)所示,粗拼接(迭代)和在此基础上应用 ICP 作精确拼接的结果如图5(e)、(f)所示。

由图5可知,迭代能够有效提高粗拼接的精度,能够为 ICP 提供一个很好的初始位置,甚至在精度允许的情况下,能够直接实现点云拼接。

3.4 ILSDE-ICP 拼接算法

通过上述详细的阐述,下面给出 ILSDE-ICP 拼接算法的具体实现步骤:

第一步 初始化。点云质心对齐,设置 ICP 算法的初始误差距离以及栅格间隔。

第二步 迭代最小空间分布熵(ILSDE)

1) 将 Q_1 绕 Z 轴顺时针旋转角度 θ ,求出合成点云 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ ,更新 $Q_1: Q_1 = R(-\theta, 0, 0) \times Q_1$,并更新 D ;

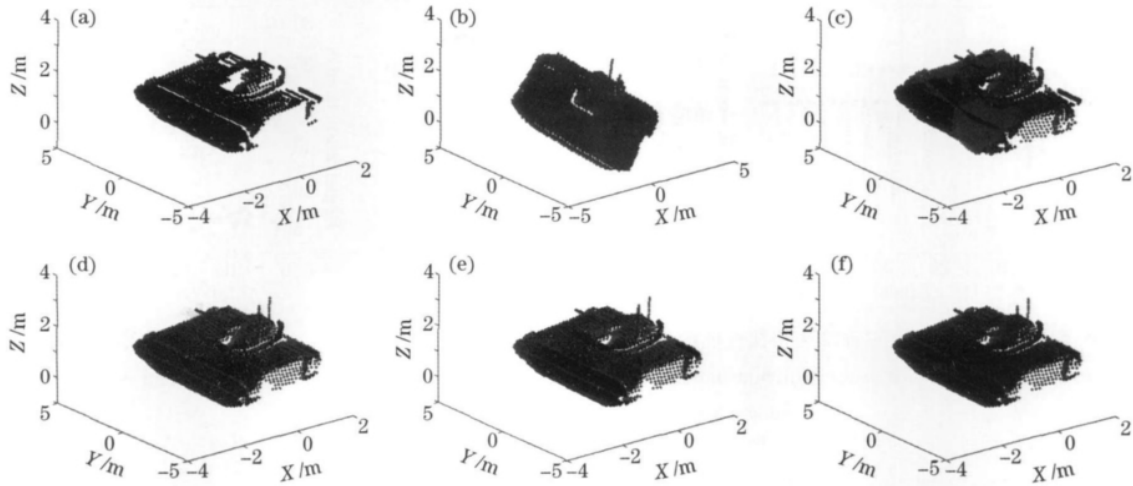


图5 P_1 和 Q_1 的拼接结果。(a) P_1 ; (b) Q_1 ; (c) 粗拼接(无迭代); (d) 精确拼接; (e) 迭代粗拼接; (f) 精确拼接(迭代粗拼接基础上)

Fig. 5 Registered results of P_1 and Q_1 . (a) P_1 ; (b) Q_1 ; (c) coarse registration with no iterative steps;

(d) fine registration; (e) iterative coarse registration; (f) fine registration(based on iterative coarse registration)

2) 将 Q_1 绕 Y 轴顺时针旋转角度 θ , 求出合成点云 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ , 继续更新 $Q_1: Q_1 = R(0, -\theta, 0) \times Q_1$, 并更新 D ;

3) 将 Q_1 绕 X 轴顺时针旋转角度 θ , 找出 D 空间分布熵最小时对应的角度 θ , 更新 $Q_1: Q_1 = R(0, 0, -\theta) \times Q_1$;

4) 重复上述三步, 直至满足迭代终止条件: Q_1 不再变化, 即空间分布熵最小时求出的对应角一直为零。

第三步 应用 ICP 算法作精确拼接。

第四步 计算点云空间变换矩阵, 并求拼接误差。

4 实验结果与分析

为验证 ILSDE-ICP 算法的有效性, 进行了两组实验: 1) 针对单个目标点云拼接; 2) 针对复杂场景点云拼接。在激光雷达仿真成像过程中, 以目标中心为原点建立球坐标系, 激光雷达位置由球坐标 (R_L, ϕ_L, θ_L) 决定, R_L 为激光雷达与目标中心的距离, 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。仿真过程中, 分辨率分别设定为 512、256、128 pixel, 在各分辨率条件下, 分别得到 84 组不同视点下的成像数据。得到仿真数据后, 分别利用 ICP 算法、FM-ICP 算法、ILSDE-ICP 算法进行拼接实验, 拼接效果用 3 个指标来衡量: 有效拼接点对数、拼接时间、拼接误差。在进行有效拼接点对的计算时, 须满足

$$\|q_i^{\text{final}} - p_j\| \leq \xi, \quad q_i^{\text{final}} \in Q_{\text{final}}, \quad p_j \in P_1, \quad (10)$$

式中 $Q_{\text{final}} = R_{\text{final}} \times Q_1 + t_{\text{final}}$ 为最终变换计算的结果, ξ 为 ICP 算法中设置的初始误差距离。拼接时间 t_{run} 为

$$t_{\text{run}} = t_{\text{CoarseReg}} + t_{\text{FineReg}}, \quad (11)$$

式中 $t_{\text{CoarseReg}}$ 为粗拼接所消耗时间, t_{FineReg} 为精确拼接(即 ICP 算法)所消耗时间。拼接误差 E 计算公式如下:

$$E = E_r / C_r, \quad (12)$$

式中 E_r 为所有有效拼接点对的距离误差总和, C_r 为有效拼接点对数。

4.1 单目标点云拼接

针对单目标点云数据拼接, 分成两组实验进行:

1) 对相同分辨率条件下的点云进行拼接; 2) 对不同分辨率条件下的点云进行拼接。选取 4 种不同的地面装甲目标(M1, M2A2, M29, LECRERC)进行实验。

1) 相同分辨率

以 M2A2 两个视点下的点云(分辨率均为 512 pixel)为例, 对这两个点云进行随机旋转后, 利用 ICP、FM-ICP、ILSDE-ICP 算法进行拼接, 统计 50 次实验数据, 实验结果如图 6 所示。图 7 为一组具体拼接实验的结果。

2) 不同分辨率

同样以 M2A2 两个视点下的点云(第一片点云分辨率为 512 pixel, 第二片为 256 pixel)为例, 对这两个点云进行随机旋转后, 利用 ICP、FM-ICP、ILSDE-ICP 算法进行拼接, 统计 50 次实验数据, 实验结果如图 8 所示。图 9 给出了一组具体拼接实验的结果。

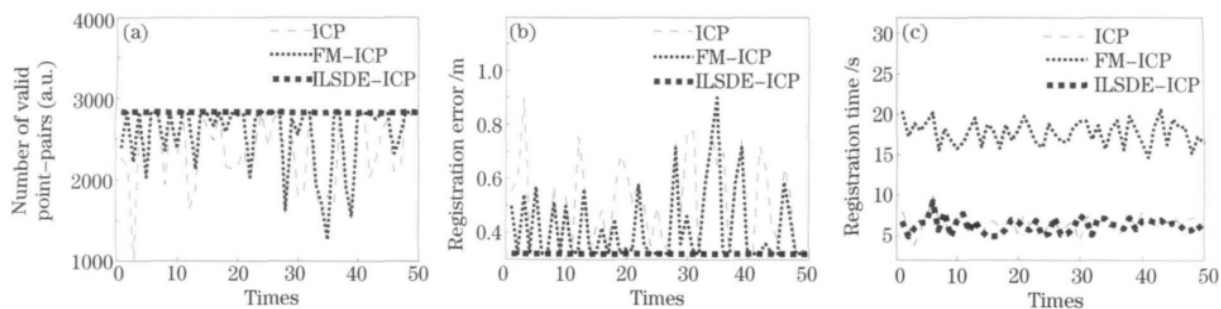


图 6 相同分辨率条件下三种算法拼接性能的比较(单目标)。(a) 有效拼接点对数; (b) 拼接误差; (c) 拼接时间

Fig. 6 Comparisons of each algorithm under same resolution (single target). (a) Number of valid point-pairs; (b) registration error; (c) registration time

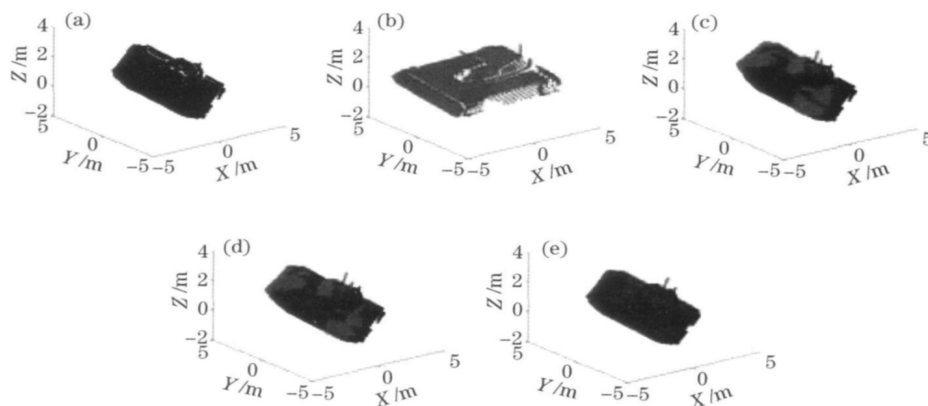


图 7 相同分辨率条件下的单目标点云拼接。(a) P_1 (512 pixel); (b) Q_1 (512 pixel);

(c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP

Fig. 7 Registered results under same resolution of single target. (a) P_1 (512 pixel); (b) Q_1 (512 pixel);

(c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP

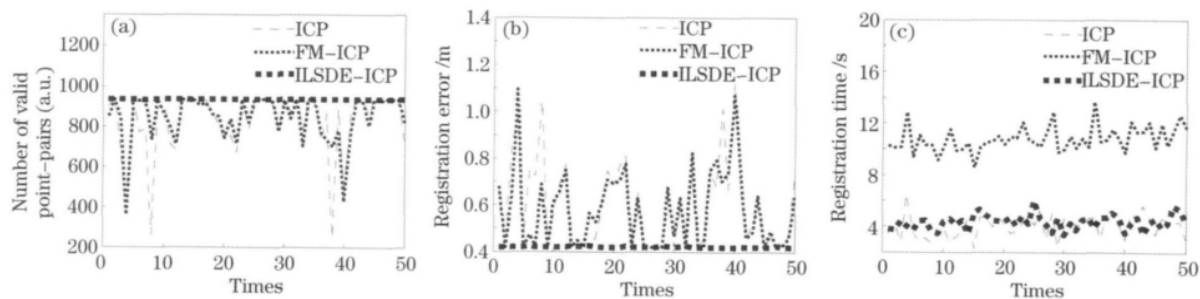


图 8 不同分辨率条件下三种算法拼接性能的比较(单目标)。(a) 有效拼接点对数; (b) 拼接误差; (c) 拼接时间

Fig. 8 Comparisons of each algorithm under different resolutions (single target). (a) Number of valid point-pairs; (b) registration error; (c) registration time

由图 6~9 可得出下述结论:1) ICP 对点云拼接的初始拼接位置有较高的要求,初始拼接位置较接近时,ICP 拼接效果较好;当初始位置相差较大时,ICP 算法拼接误差较大,效果不理想;2)粗拼接

算法能够有效改善点云的初始拼接位置,从而提高 ICP 算法的精度;3)该算法同样适合不同分辨率点云的拼接;4) ILSDE 粗拼接的效果明显好于 FM, FM 算法不仅耗时,且改善初始位置的效果有限,并

不能保证 ICP 算法的顺利进行,而本文提出的 ILSDE 粗拼接算法,能够有效改善初始位置,粗拼接的效果十分明显,在精度允许的情况下,粗拼接即可直接实现点云拼接,有效提高了拼接效率。

4.2 场景点云拼接

构建一个复杂场景并成像,分别利用 ICP、FM-ICP、ILSDE-ICP 对场景点云进行拼接,拼接结果如图 10 和表 1 所示。

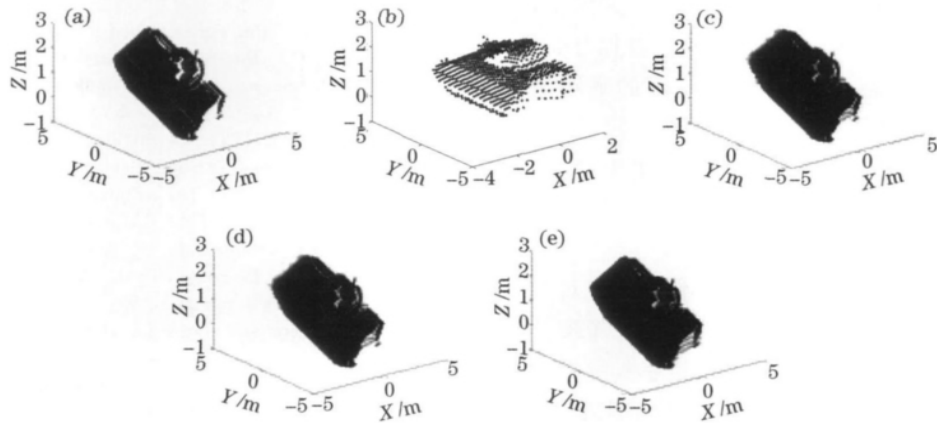


图 9 不同分辨率条件下的单目标点云拼接。(a) P_1 (512 pixel); (b) Q_1 (256 pixel); (c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP

Fig. 9 Registered results under different resolutions of single target. (a) P_1 (512 pixel); (b) Q_1 (256 pixel); (c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP

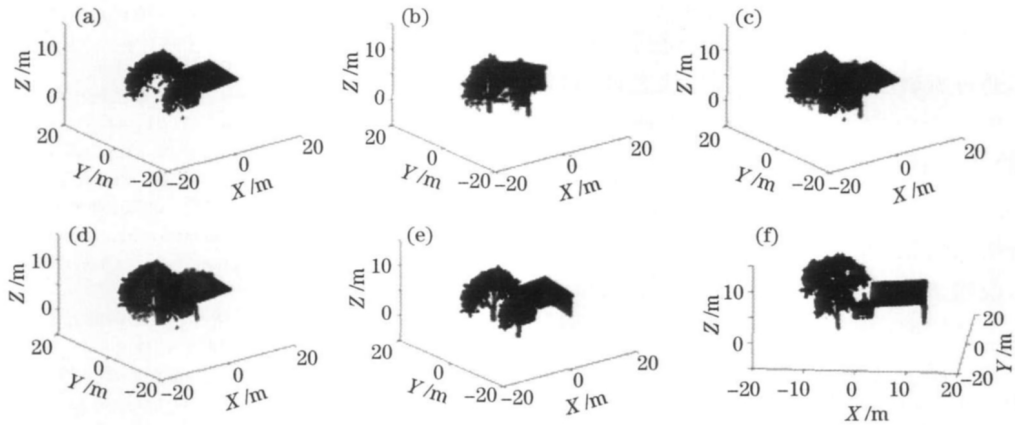


图 10 相同分辨率条件下的场景点云拼接。(a) 场景点云 P_1 ; (b) 场景点云 Q_1 ; (c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP; (f) ILSDE-ICP (另一个视角显示)

Fig. 10 Registered results under same resolution of scene point cloud. (a) Scene point cloud P_1 ; (b) scene point cloud Q_1 ; (c) ICP; (d) FM-ICP; (e) ILSDE-ICP; (f) ILSDE-ICP (shown in another view)

表 1 三种算法拼接性能比较

Table 1 Comparisons of three algorithms

	Number of valid point-pairs (a. u.)	Registration error /m	Registration time /s
ICP	1907	0.09174	45.0731
FM-ICP	3485	0.07592	363.8875
ILSDE-ICP	23336	0.02335	197.4826

由图 10 和表 1 可知,ICP 算法的拼接误差较大,FM-ICP 虽一定程度上改善了拼接效果,但精度依然不高,且非常耗时。ILSDE-ICP 算法无论在精

度还是在效率方面,都具有较大的优势。

4.3 结果分析

点云数据的粗拼接,其目的就是尽可能地消除待拼接数据之间存在的偏移,为 ICP 算法提供较好的初始拼接位置。对于待拼接的两片点云,它们在空间的分布情况与二者所处的相对位置存在直接的因果关系,当点云 P_1 和 Q_1 之间存在较大的偏移时,原本拼接在一起的点对分开,整个点云充斥的空间变大,其空间分布变得相对散开,将整个点云空间栅

格化后,则落在小立方栅格内的点将变少,立方栅格内点云出现的概率也随之变小,从而导致空间分布熵的增大。按照整个点云朝着集中分布状态的方向,对点云 Q_1 位置进行调整,则立方栅格内点云出现的概率变大,空间分布熵变小。如图 2、3 所示,无论是一维还是二维,空间分布熵大致是对称分布的,其存在唯一的最小点,从而说明熵函数的最小值所对应的状态唯一,且根据(7)式熵函数的定义,熵函数最小即点云空间分布处于最为紧凑集中的状态,点云空间分布最为集中时亦即两片点云已较好地实现粗拼接。

与其他粗拼接方法不同的是,本文通过对其中某一片点云进行旋转,以整个点云空间的稀疏分布来约束旋转的角度,并用熵函数来定量衡量空间分布的稀疏状态,从而实现粗拼接。实验结果表明,对于不同类型目标点云,不同分辨率点云数据,ILSDE 算法均能够有效实现粗拼接,为 ICP 算法提供较好的初始拼接位置。

5 结 论

提出了 ILSDE-ICP 拼接算法,根据待拼接点云之间的差异,通过旋转搜索点云分布,其状态最为紧凑集中,并用信息论中的熵函数来描述这种分布稀疏状态。实验结果显示,ILSDE 能够为 ICP 算法提供较好的初始拼接位置。相比于 FM 等粗拼接算法,在有效拼接点对数、精度、效率 3 个方面均具有一定的优势,说明该算法的有效性。

参 考 文 献

- 1 Chen Tian. Data processing methodology for laser measurement point cloud[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2011, **48**(9): 091202
陈 田. 激光测量点云的数据处理方法研究[J]. 激光与光电子
- 2 P. J. Bsel, N. D. McKay. A method of registration of 3D shapes [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, **14**(2): 239~256
- 3 S. Y. Park, M. Subbarao. An accurate and fast point to plane registration technique [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2003, **24**(16): 2967~2976
- 4 Wei Xin, J. X. Pu. An improved ICP algorithm for point cloud registration[C]. International conference on Computational and Information Sciences, 2010. 565~568
- 5 H. Fukai, G. Xu. Fast and robust registration of multiple 3D point clouds [C]. IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication, 2011. 331~336
- 6 J. N. Liu, Z. Y. Ren. The research and application of the multi-view registration [C]. The 3rd International Congress on Image and Signal Processing, 2010. 1258~1262
- 7 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 Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(5): 762~776
- 8 Wang Rui, Li Junshan, Liu Lingxia *et al.*. Registration of point clouds based on geometric properties [J]. *J. 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
- 9 T. Takeguchi, S. Kaneko, T. Kondo *et al.*. Robust object recognition based on depth aspect image matching [J]. *IEICE Trans. Information and Systems*, 2001, **J84-D-2**(8): 1710~1721
- 10 Luo Xianbo, Zhong Yuexian, Li Renju. Data registration in 3D scanning systems [J]. *J. 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
- 11 Zhu Xuelong. Fundamentals of Applied Information Theory [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000
朱雪龙. 应用信息论基础 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2000
- 12 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
- 13 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

栏目编辑: 何卓铭