

基于自适应阈值的阵列激光三维点云配准

王岩 王飞 王挺峰 谢京江

Laser array imaging point cloud registration based on adaptive threshold

Wang Yan Wang Fei Wang Ting-Feng Xie Jing-Jiang

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 65, 249501 (2016) DOI: 10.7498/aps.65.249501

在线阅读 View online: <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.249501>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn/CN/Y2016/V65/I24>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于成像清晰度函数的非球面反射镜位置校正实验研究

Experimental research of alignment error correction by aspheric mirror based on the function of imaging quality

物理学报.2016, 65(13): 139501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.65.139501>

一种自适应光学系统响应矩阵的直接计算方法

Direct computation of the interaction matrix of adaptive optical system

物理学报.2014, 63(14): 149501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.149501>

自适应光学系统倾斜校正回路的最优闭环带宽

Optimal closed-loop bandwidth of tip-tilt correction loop in adaptive optics system

物理学报.2014, 63(6): 069502 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.63.069502>

大气湍流三维波前探测模式层析算法分析

Analysis of modal tomography for three-dimensional wavefront sensing of atmosphere turbulence

物理学报.2013, 62(16): 169501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.62.169501>

快速响应的硅基纯相位液晶器件对动态大气湍流波前的校正能力研究

Dynamic wavefront correction with a fast liquid-crystal on silicon device of pure phase

物理学报.2012, 61(8): 089501 <http://dx.doi.org/10.7498/aps.61.089501>

基于自适应阈值的阵列激光三维点云配准

王岩^{1)2)†} 王飞¹⁾ 王挺峰¹⁾ 谢京江¹⁾

1) (中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 激光与物质相互作用国家重点实验室, 长春 130033)

2) (中国科学院大学, 北京 100049)

(2016年7月28日收到; 2016年9月5日收到修改稿)

阵列激光三维成像作为一种新型的非合作目标三维图像获取技术, 高效的回波信号处理和三维重构方法是提高其探测能力和成像精度的前提, 其中配准过程是阵列激光三维成像点云数据处理中必不可少的步骤. 本文根据阵列激光三维成像系统的成像特点, 对迭代最近点 (ICP) 配准算法中阈值设定依据进行分析, 结合阵列激光三维成像系统中的重要参数测距精度和成像横向分辨率, 对配准迭代过程中对应点距离阈值和迭代停止阈值进行有针对性的设置, 提出了基于自适应阈值的 ICP 点云配准方法. 对阵列激光成像点云和扫描激光深度成像数据的实验表明该算法有效可行, 能够提高配准精度和配准速度, 同时由于该算法充分考虑了成像系统本身, 在实际应用中对系统的合理设计具有一定的指导意义.

关键词: 阵列激光雷达, 点云配准, 迭代最近点算法, 自适应阈值

PACS: 95.75.Qr, 87.63.lt, 42.25.Bs, 87.57.nj

DOI: 10.7498/aps.65.249501

1 引言

阵列激光三维成像系统^[1,2]作为一种新型的非合作目标三维成像探测系统, 以发射阵列激光束对目标进行三维成像, 具有较传统三维激光成像雷达高成像速度、高可靠性等优点, 在军事、国民经济建设、农林生态等领域具有较广泛的应用前景. 但由于成像环境的复杂性以及目标自遮挡等原因, 导致成像得到的只是目标的局部信息, 同时由于激光成像雷达系统自身及目标的运动, 使得成像得到的数据通常是在不同成像视角下获取的. 因此, 将不同成像视角下的成像点云数据有效地配准拼接起来显得至关重要.

作为最经典的三维点云精确配准算法, 迭代最近点 (iterative closest point, ICP)^[3]算法由于其思想简单、精度高, 很快成为主流的精确保准算法, 在此基础上很多研究人员提出了相应的衍生算法^[4], 并得到了较好的效果. 其中 Jost 和 Hugli^[5]提出了一种变分辨率的 ICP 改进算法, 该算法在配准速度

上相对 ICP 有了一定的提升. 一些研究者在算法鲁棒性上对 ICP 算法进行了改进, Masdua 等^[6]提出了一种目标函数用最小中值平方法取代最小平方方法的 ICP 算法. Zinsser 等^[7]提出了一种基于匹配阈值约束的挑剔 ICP 算法, 该算法不同于 ICP 算法, 在每次迭代时仅选取距离最小的匹配的点对参与变换的估计. 相应的衍生算法虽然都在某些方面对 ICP 算法进行了改进, 但由于大多没有结合实际成像系统进行改进, 所以在某些应用场合通常难以得到理想的配准效果, 所以有必要结合实际的成像系统和使用环境对 ICP 算法进行相应的改进.

从这一问题出发, 本文分析了 ICP 算法的基本原理以及在阵列激光三维成像系统应用上遇到的问题, 针对这些问题, 结合阵列激光三维成像系统的成像特点, 给出了相应的应用策略和改进措施. 进一步提出了基于自适应阈值的阵列激光点云数据配准算法, 并分别就阵列激光三维成像系统得到的点云数据和激光扫描成像目标数据, 对提出的算法进行了相应的实验验证. 从配准误差、配准精度和配准时间等角度与标准的 ICP 算法及其改进算

† 通信作者. E-mail: wyciomp@163.com

法进行了比较,验证了本文算法的有效性,为下一步的阵列激光三维成像系统点云数据的配准、目标分类识别^[8]和姿态测量等^[9]应用提供了基础和可能。

2 问题描述

2.1 配准过程

配准的目的是计算出目标物体不同成像角度下得到的三维点云数据之间的欧拉变化关系,利用该变换关系将不同视角下的点云数据统一到同一坐标系下,得到信息更加丰富完整的目标三维点云数据。

假设两组点云数据 P 和 Q 是对同一目标在不同成像视角下得到的,配准目的便是通过平移和旋转变换将 P 和 Q 变换为 P_1 和 Q_1 :

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

其中 $R(\alpha, \beta, \gamma)$ 为旋转矩阵; $T(t_x, t_y, t_z)$ 为平移矢量; α, β, γ 分别为绕 X 轴、 Y 轴、 Z 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 $R(\alpha, \beta, \gamma)$ 可以表示为

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

通过选取合适的变换角度和平移量,得到的 P_1 和 Q_1 可以统一到同一坐标系下,最后得到的 P_1 和 Q_1 便为所需要的结果。配准过程按照初始位置的相对关系分为初始配准和精确配准,如果待配准的点云数据之间存在一个合理的初始变换关系,那么需要精确配准方法来进行配准,而初始配准便是寻找这种初始变换关系的方法。

2.2 ICP 算法的基本原理

对于激光三维成像系统,其自身在成像的同时会提供相应的姿态信息,运载平台也会为成像本身

提供一定的初始位置信息,这为后续的配准提供了相应的基础。作为最终应用的结果输出,精确配准结果显得尤为重要,所以本文中主要讨论阵列激光点云数据的精确配准方法。

目前主流的精确保准方法主要是 ICP 算法,该方法最初是由文献^[3, 10]提出的最邻近点迭代算法,前者主要是基于待配准表面上点的配准方式^[3],而后者主要采用的是曲面点集与切平面的对应方式^[10]。由于本文中阵列激光三维成像雷达得到的三维信息主要为点集形式,而 Chen 和 Medioni^[10]的 ICP 算法需要对每点的法向量进行计算,会增加额外的计算量,所以本文采用 Besl 和 Mckay^[3]提出的 ICP 算法作为主要的 ICP 算法。

该算法的基本原理为:对于点云 P 中的每个点 p_i ,搜索其在点云 Q 上的最近点作为对应点 q_i ,然后依据对应关系求解使得(3)式所示目标函数最小的刚体变换,即旋转矩阵 R 和平移矢量 T ,并将该变换作用于源点云,迭代进行这一过程直到满足某一设定的收敛准则。

$$f(R, T) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|q_i - (Rp_i + T)\|^2, \quad (3)$$

式中 N_p 为两点云对应点的数量。

这里收敛准则通常是指算法中设置最大迭代次数 N_{iter} 或最小配准误差 e_{thr} ,当满足其中任一条件时迭代终止,即如果迭代次数 $k \geq N_{iter}$ 或配准误差 $e^k < e_{thr}$ 认为完成配准。而这里 N_{iter} 和 e_{thr} 的选取通常是经验进行设置的,例如将 N_{iter} 设置成某个较大的值,或将 e_{thr} 设置成某一个较小的值。但这种设置通常是没有相应理论依据的,所以会导致很多情况下配准结果不准确或配准误差较大,同时在对对应关系的建立过程中将最近点作为对应点的方式过于简单。这样 ICP 算法中便存在两个主要影响配准结果的问题:1)收敛阈值的设定,传统的 ICP 算法往往是利用经验对收敛阈值进行设定,将收敛阈值 e_{thr} 设定为某个较小的值,但这种设定方法不具备相应的理论保证,无法进行准确的设置,往往不能满足使用的需求;2)对应关系的建立,已有的算法通常将距离最小的点作为对应点,但不是所有的点都存在对应点,在两幅点云数据的非重合区域是不存在对应点的,所以需要寻找一种更加合理的对应关系的建立方式。

3 自适应阈值的设定

根据以上分析,下面对收敛阈值和对应关系的选取进行分析与计算.

3.1 自适应收敛阈值

将对应点间距离小于某一阈值或误差变化小于某一阈值作为配准完成的标准,其依据为点云间距离在接近理想配准位置时对应点间间距达到最小且变化趋于稳定.所以如果能对准确配准位置时对应点间距离进行合理的预先估计,那么便可以以该估计距离作为标准进行合理的阈值设置.

对于阵列激光三维成像系统,单次成像过程是通过系统发射一束阵列的激光光束照射到目标表面,通过目标表面的反射,经过阵列激光三维成像系统的光学接收系统,系统的面阵探测器接收到回波光信号,并将光信号转换为电信号.通过测量每束激光发射与接收的时间间隔,便可以知道该光束所对应目标表面的距离信息,大量的目标表面距离

信息便可以反演出目标的三维点云图像.所以对于阵列成像得到的三维点云数据,是可以表示为成像方向上的距离信息和垂直于成像方向的空间分布信息的,如图1所示.用这两个维度的信息将单次成像所得的所有三维信息表示出来,而其他类型的三维点云数据不具备这一特点.

这样理想配准位置时任意两对应点之间的距离便可以分解成两个维度来进行计算,如(4)式所示,其中 ΔR_{tr} , ΔR_{po} 分别表示成像方向上的距离差值和垂直于成像方向上的距离差值:

$$f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_p} (\Delta R_{tri}^2 + \Delta R_{poi}^2). \quad (4)$$

图2是理想配准情况下配准完成的点云数据,可以看出准确配准情况下,从某一成像方向观察,另一幅点云数据均匀地落在该成像方向上得到的点云数据周围,同时可以看出点云数据中的每个对应点都位于该点的周围不超过半径 $\sqrt{2}L_r/2$ 的圆内,这里 L_r 为系统成像的横向分辨率,所以垂直于成像方向上距离可以用该条件进行约束.由于该值为距离最大时的距离,考虑通常情况下总体的距

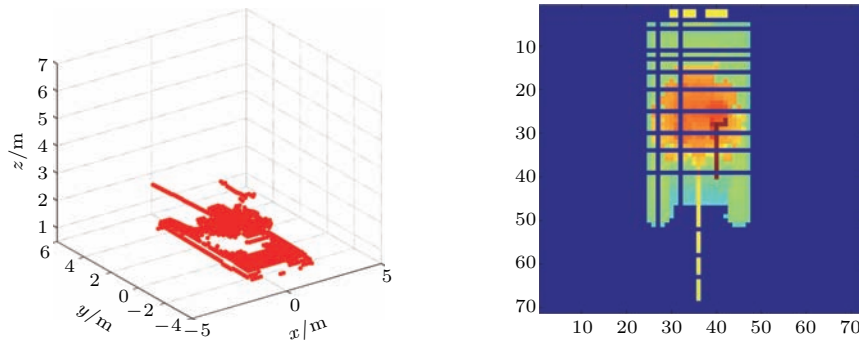


图1 (网刊彩色) 阵列激光成像点云数据及对应的距离图像

Fig. 1. (color online) Point cloud of laser array imaging system and the range image.

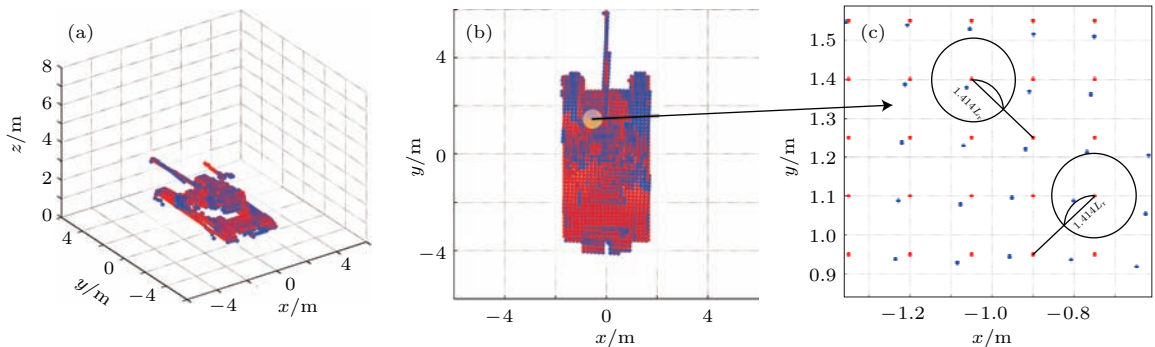


图2 (网刊彩色) 配准完成情况下两幅点云数据 (a) 配准完成情况的三维点云数据; (b) 某一成像方向上的观察角度; (c) 局部放大效果

Fig. 2. (color online) Point cloud after right registration: (a) Three-dimensional point cloud after registration; (b) image from imaging direction; (c) part of the image.

离差值会小于该值, 同时对应点之间的距离会受到重合点数的影响, 重合点数所占的比例越高, 对应点之间的平均距离越小, 所以可以利用重合对应点数与总体点云数量之间的比值进行加权, 使该距离更加合理. 而成像方向上的距离则可以用测距误差来表示, 在远距离非合作目标的三维探测应用中, 系统测距所带来的误差是严重影响配准结果的因素, 同样可以加上来自重叠率的权重, 这样得到的配准收敛阈值便可以表示为

$$e_{\text{thr}} = \left[\left(1 - \frac{N_p}{N_t} \right) \frac{\sqrt{2}}{2} L_r \right]^2 + \left(\frac{N_p}{N_t} R_e \right)^2, \quad (5)$$

其中 R_e 为系统测距精度, L_r 为成像的横向分辨率, N_p 为重合点数, N_t 为点云总数. 图3为准确配准情况下对应点之间的距离与上述计算结果得到的对比曲线.

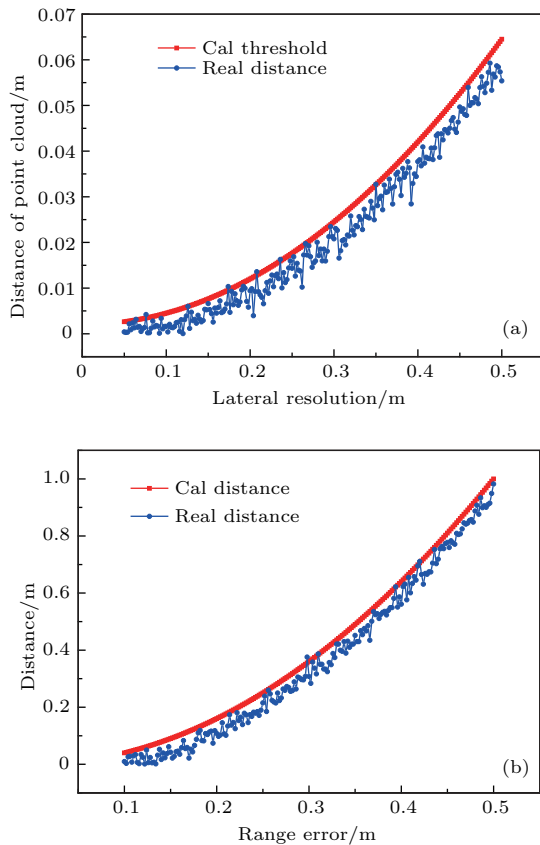


图3 (网刊彩色) 对应点之间距离变化情况 (a) 空间分辨率; (b) 测距误差

Fig. 3. (color online) The change of the distance of corresponding points: (a) Lateral resolution; (b) range error.

从图3可以看出, 通过理论分析的阈值与实际对应点间的距离变化趋势基本一致, 同时整体数值要略高于仿真过程中点云间的距离, 恰好可以满足收敛阈值的设置目的.

3.2 自适应距离阈值

对应关系的准确建立很大程度上决定了最终的配准精度, 不准确的对应关系会影响变换矩阵的计算, 导致得到的变换关系存在较大的误差, 影响配准效果. ICP算法通过寻找最近点来建立对应关系, 这种方式过于简单, 对于局部数据与模型间的匹配有较好的效果, 但对于多视角成像得到的数据配准存在很多的不合理性. 因为通常情况下, 不同成像视角下的两幅点云图像之间总是存在不重合区域, 而在非重叠的区域内则不应该存在对应点, 这些不合理对应点的存在必然会导致配准精度的降低. 通过观察可以发现, 重合区域的对应点之间距离要小于非重合区域不合理对应点之间的距离, 所以可以通过距离的约束来过滤和剔除这些不合理的对应点.

下面的问题是如何选取一个合理的距离阈值 r . 当 r 选取过小时, 算法的收敛速度会变慢, 同时会导致迭代过程收敛于局部极值而不是全局收敛; 过大的 r 值的选取则会导致一些不合理的点得不到过滤. 实际配准过程中, 不是全程都需要对距离进行限制, 在配准的初始阶段, 对配准精度没有较高的要求, 只希望算法能够尽快收敛到全局最优附近, 不需要对对应点之间的距离进行约束. 而在ICP算法的末尾阶段, 当迭代已经进入到全局最优解附近时, 这时应该尽量保证配准精度, 引入距离阈值来精确对应关系的建立. 但距离阈值的引入必然会使迭代过程中的重合点数逐渐减少, 所以距离阈值应该是动态变化的.

根据上面的分析, 距离阈值的更新主要依据配准的收敛程度, 这里采用坐标变换后对应点之间的距离对收敛程度进行判断, 当对应点之间的距离小于某一设定的 e_{ra} 时, 在对应点的寻找中加入距离阈值 r_{thr} . 而对于距离阈值的选取, 由于重合点数伴随距离阈值引入的减少, 对对应点之间的精确程度要求会随之提升, 对距离阈值的要求同时逐渐严格, 阈值逐渐降低. 综合以上特点, 结合上述分析得到的阵列激光点云理想配准的特点, 可以定义距离阈值如下:

$$r_{\text{thr}} = \left(\frac{N_p}{N_t} \frac{\sqrt{2}}{2} L_r \right)^2 + \left(\frac{N_p}{N_t} R_e \right)^2, \quad (6)$$

对于收敛程度的判断, 可以采用最大收敛阈值作为加入对应点距离值的开始,

$$e_{ra} = \left(\frac{\sqrt{2}}{2} L_r \right)^2 + (2R_e)^2, \quad (7)$$

这样对于对应关系的阈值和整体收敛阈值都有了相应的设定, 所以通过这种阈值的自适应设定, 可以改进配准过程.

4 基于自适应阈值的阵列激光三维点云数据配准 (adaptive threshold ICP, ADT-ICP) 算法

利用上面分析得到的自适应阈值, 提出 ADT-ICP 算法. 首先根据成像系统确定成像分辨率和距离测量误差, 然后根据这两个参数对配准中的收敛阈值和距离阈值进行设置, 进行点云的配准. 下面介绍该算法的具体步骤和主要流程图.

4.1 主要步骤

假设两组三维点云数据分别为 P 和 Q , P 和 Q 中的点分别表示为 p 和 q , 则 ADT-ICP 算法的具体步骤如下.

1) 定初始值. 输入待配准的点云数据 P_0 和 Q_0 , P_0 和 Q_0 均是不同阵列激光三维成像系统不同成像视角下获取的成像点云数据, 同时可以结合运载平台位置或姿态信息等设定初始的变换矩阵 R^0 和平移矢量 T^0 , 如果系统没有提供相应的姿态信息, 则将初始变换关系设置如 (8) 式. 同时设置最大迭代次数 N_{iter} , 这里迭代次数主要是提供保障性的设置, 避免计算出现问题.

$$R^0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad T^0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}. \quad (8)$$

2) 搜索匹配对应点. 采用最近点法寻找对应点, 在进行对应点搜索时采用 Kd-tree 方法来加快搜索速度, 同时在该过程中计算重叠率 N_p/N_t .

3) 过滤不合理对应点. 根据距离阈值的初始设定过滤不合理对应点, 当对应点之间的距离小于 e_{ra} 时, 将距离大于距离阈值 r_{thr} 的不合理对应点对剔除掉.

4) 计算变换矩阵. 利用过滤后的对应点集, 通过单位四元数法解算当前迭代次数的旋转矩阵 R^k 和平移矢量 T^k , 以及累计的旋转变换矩阵 R_{sum}^k 和

平移矢量 T_{sum}^k .

$$\begin{cases} R_{sum}^k = R^k R_{sum}^{k-1}, & R_{sum}^0 = R^0, \\ T_{sum}^k = R^k T_{sum}^{k-1} + T^k, & T_{sum}^0 = T^0. \end{cases} \quad (9)$$

5) 计算配准误差. 把解算矩阵 R^k 和 T^k 应用于待配准的点云数据 P^k 中, 计算出当前迭代次数对应的配准误差,

$$e^k = \frac{1}{N_T^k} \sum_{i=1}^{N_T^k} \left\| q_i^{k'} - (R^k p_i^{k'} + T^k) \right\|^2. \quad (10)$$

6) 迭代停止条件及收敛情况判断. 根据当前的重叠率及成像系统的横向分辨率和测距误差计算当前条件下的收敛阈值 e_{thr} . 若满足 $e^k < e_{thr}$ 或 $k > N_{iter}$ 其中任一条件, 则停止迭代, 完成配准, 并输出最终计算得到的旋转变换矩阵 R_{sum}^k 、平移矢量 T_{sum}^k 以及配准误差 e^k . 若不满足条件, 则对 P 中的所有点 p 应用旋转变换 R^k 、平移变换 T^k , 得到 p^{k+1} , 更新收敛阈值及距离阈值, 转至步骤 3 继续下一次迭代.

$$p_i^{k+1} = R^k p_i^k + T^k \quad (i = 1, 2, \dots, N_p). \quad (11)$$

4.2 算法流程

基于以上提出的自适应阈值配准算法的步骤, 给出算法的流程如图 4 所示.

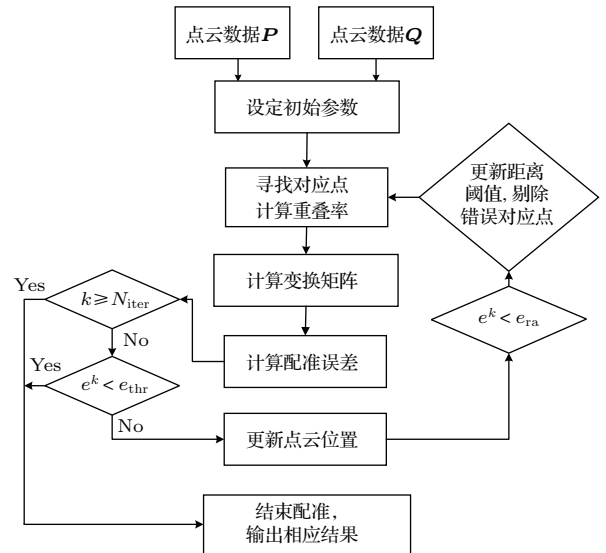


图 4 ADT-ICP 算法流程图

Fig. 4. Flow chart of ADT-ICP algorithm.

5 实验结果与分析

为了验证算法的有效性, 分别对两种不同类型的成像点云数据进行对比实验: 1) 阵列激光三维成

像系统得到的点云数据; 2) 扫描激光成像系统得到的点云数据.

依据上面介绍的阵列激光三维成像原理, 在仿真中利用获取光线与目标交点的方法来实现阵列激光三维成像过程. 成像激光光束可以看成一束发散的直线, 利用直线与目标表面相交获取交点的方法得到目标三维成像点云, 并在成像方向上加入由系统引起的均值为0, 方差为 R_e 的高斯噪声.

图5是分别对哈勃望远镜和T90型坦克目标模型, 按照上面提出的阵列激光三维成像仿真方法

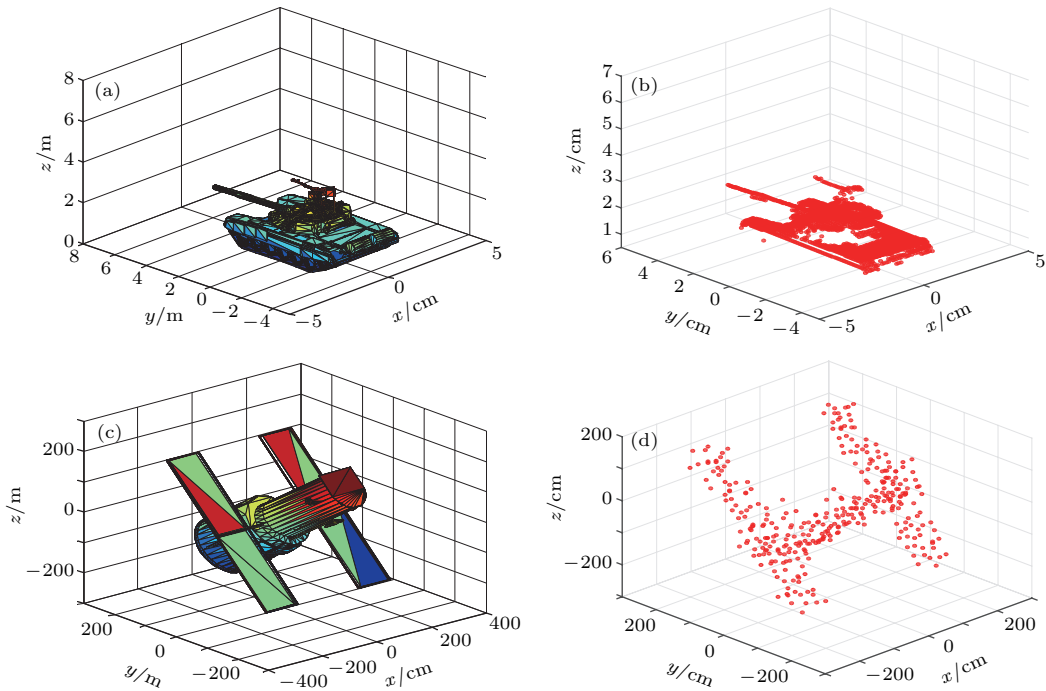


图5 (网刊彩色) 目标模型与阵列激光成像点云数据 (a) T90 三维模型及其 (b) 成像点云数据; (c) 哈勃望远镜模型及其 (d) 成像点云数据

Fig. 5. (color online) Target model and point cloud of laser array imaging: (a), (b) T90 Model picture and data points; (c), (d) Hubble model and data point cloud.

配准精度是指利用配准算法得到的配准结果与真实值的差, 这个误差包括旋转误差和平移误差, 配准精度可以反映出配准结果的准确性. 配准时间指的是从迭代开始到配准完成所需要的时间, 能够反映出算法的时间复杂度, 在对时间要求较高的应用场合是一种比较重要的考虑因素. 而 SIM^[11] 的计算方法是, 过点云 Q 中任意一点 q 做一个切平面, 如果在 q 的 r 邻域内存在点云 P 中的点位于切平面的两侧, 那么点 q 就是一个可贯穿点. SIM 就是可贯穿点的数目与点云全部点数的比值. 比值越高, 说明配准效果越好. 如果用不同的颜色来表示配准的两面点云数据, 那么 SIM 在视觉上就

得到的三维点云数据.

利用上面仿真得到的点云数据进行实验验证, 主要从以下四方面对算法的有效性进行验证和对比: 1) 配准误差; 2) 配准精度; 3) 配准时间; 4) 表面贯穿度 (surface interpenetration measure, SIM).

这里, 配准误差这里是指最终配准完成后对应点之间距离的平方和, 其计算公式为

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

式中 E_r 为所有有效配准点对的距离误差总和, C_r 为有效配准点对数.

体现为两片点云重合部分的斑驳程度. 斑驳程度越高, SIM 就越大, 表面配准质量越好.

5.1 阵列激光三维成像点云数据的配准过程

对于阵列激光三维成像得到的点云数据, 选取五种不同的地面装甲目标 (T90, T54, KV-1, AMX30, FV510) 进行配准实验. 利用 ICP, JH-ICP, ADT-ICP 算法进行配准, 对 60 组不同初始位置 and 不同分辨率下得到点云数据的实验结果如图 6 所示, 图 7 为其中一组对 T90 型主战坦克成像得到点云数据的配准实验结果.

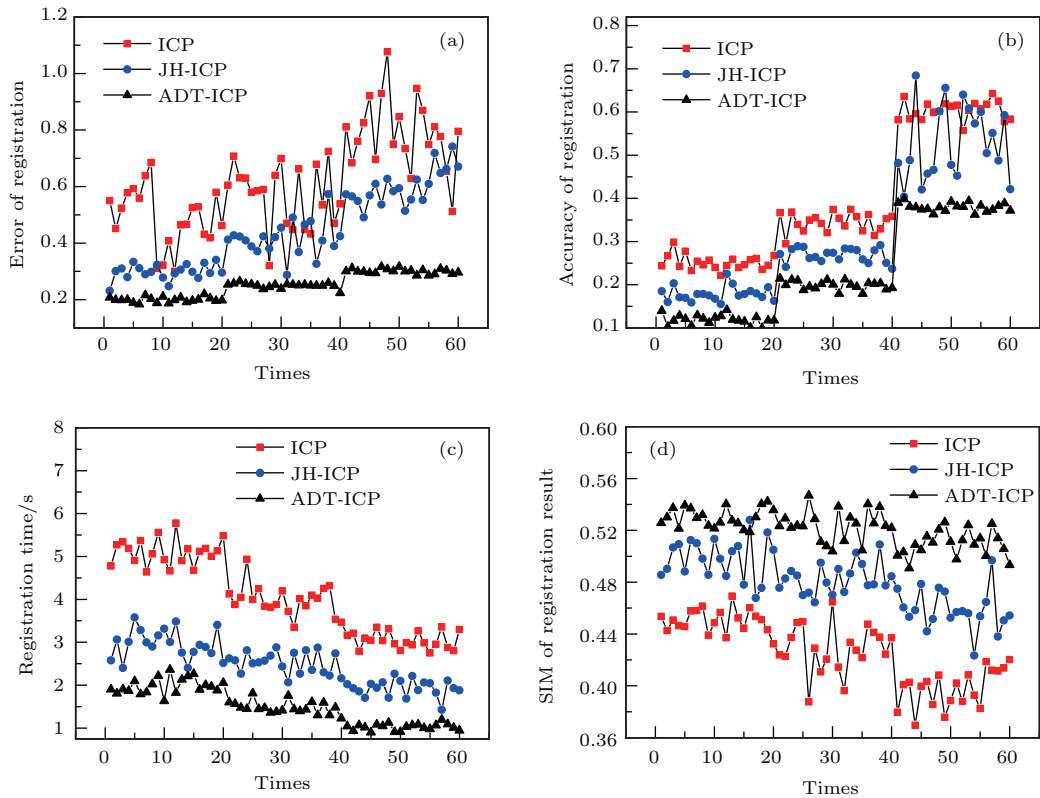


图6 不同情况下三种算法的性能对比 (a) 配准误差; (b) 配准精度; (c) 配准时间; (d) 表面贯穿度

Fig. 6. Comparisons of three algorithms under different conditions: (a) Registration error; (b) registration accuracy; (c) registration time; (d) SIM of registration.

从图6和图7可以得到以下结论: 1) 由于本文算法在对应关系上的改进使得配准过程中对应点的建立更加准确, 同时由于不合理对应点的过滤, 使最后得到的配准误差会小于其他两种方法, 虽然JH-ICP算法在配准过程中对分辨率也进行了相应的调整, 效果要好于ICP算法, 但由于没有结合实际的成像系统, 所以误差要高于本文算法; 2) 因为本文算法对配准收敛阈值以及对应点的合理选取, 使得配准过程能够更快地收敛到最优解附近, 减少配准过程中不必要的迭代, 提高了配准时间; 3) 从配准精度的对比上可以看出, 同样由于对应关系的建立更加准确, 本文算法通过对对应点计算得到的变换关系更接近真实的变换关系, 得到的配准精度更高, 通过SIM便可以看出, 更高的配准精度具有较高的SIM; 4) 从不同分辨率的配准结果可以看出, 本文算法在较低成像分辨率下同样具有优于其他算法的配准结果, 由于算法中在阈值的计算上充分考虑到阵列激光成像系统横向分辨率这一重要参数, 在点云密度较低时会自适应地提高收敛阈值以及对应点间距离阈值, 会最大限度地降低低分辨率导致的点云间距离偏差过大对配准的

影响.

5.2 扫描激光成像点云数据配准

对于激光扫描成像得到的三维点云数据, 本文采用斯坦福大学三维数据库中的数据进行实验验证, 由于该成像对象是近距离合作目标, 且点云密度较大. 所以将本文算法应用于该类成像点云时, 不考虑成像过程中距离测量误差对阈值设定的影响. 由于该类成像系统成像过程是均匀扫描成像的, 所以可以将点云间的均匀距离作为系统横向分辨率加入算法中阈值的设定. 对数据库中的Dragon模型, 分别利用ICP, JH-ICP, ADT-ICP算法进行配准实验, 结果如图8所示.

对于扫描激光深度成像系统, 系统不存在成像横向分辨率这一参数, 但激光扫描成像系统成像是对目标均匀扫描的, 所以可以将扫描点之间均匀的距离值作为横向分辨率加入本文算法中. 从配准结果的对比图可以明显看出, ADT-ICP算法对扫描激光成像得到的点云数据同样有效果, 得到的配准结果较其他两种算法更加接近真实的目标物体.

从表1可以看出,在配准误差、配准精度、SIM三方面ADT-ICP算法同样具有一定的优势,尤其在配准时间上,由于该Dragon模型数据具有大量的点,配准会消耗大量的计算时间,而本文算法由于改进了对应关系的建立方式和收敛阈值,使得迭代过程能够更快地收敛到最优解附近,具有更高的配准效率.

表1 三种算法性能比较
Table 1. Comparison of three algorithms.

| | Error | Accuracy | Time/s | SIM |
|---------|--------|----------|----------|----------|
| ICP | 0.0025 | 0.1386 | 1263.684 | 0.521468 |
| JH-ICP | 0.0018 | 0.1054 | 325.1480 | 0.569841 |
| ADT-ICP | 0.0014 | 0.0940 | 162.5060 | 0.609734 |

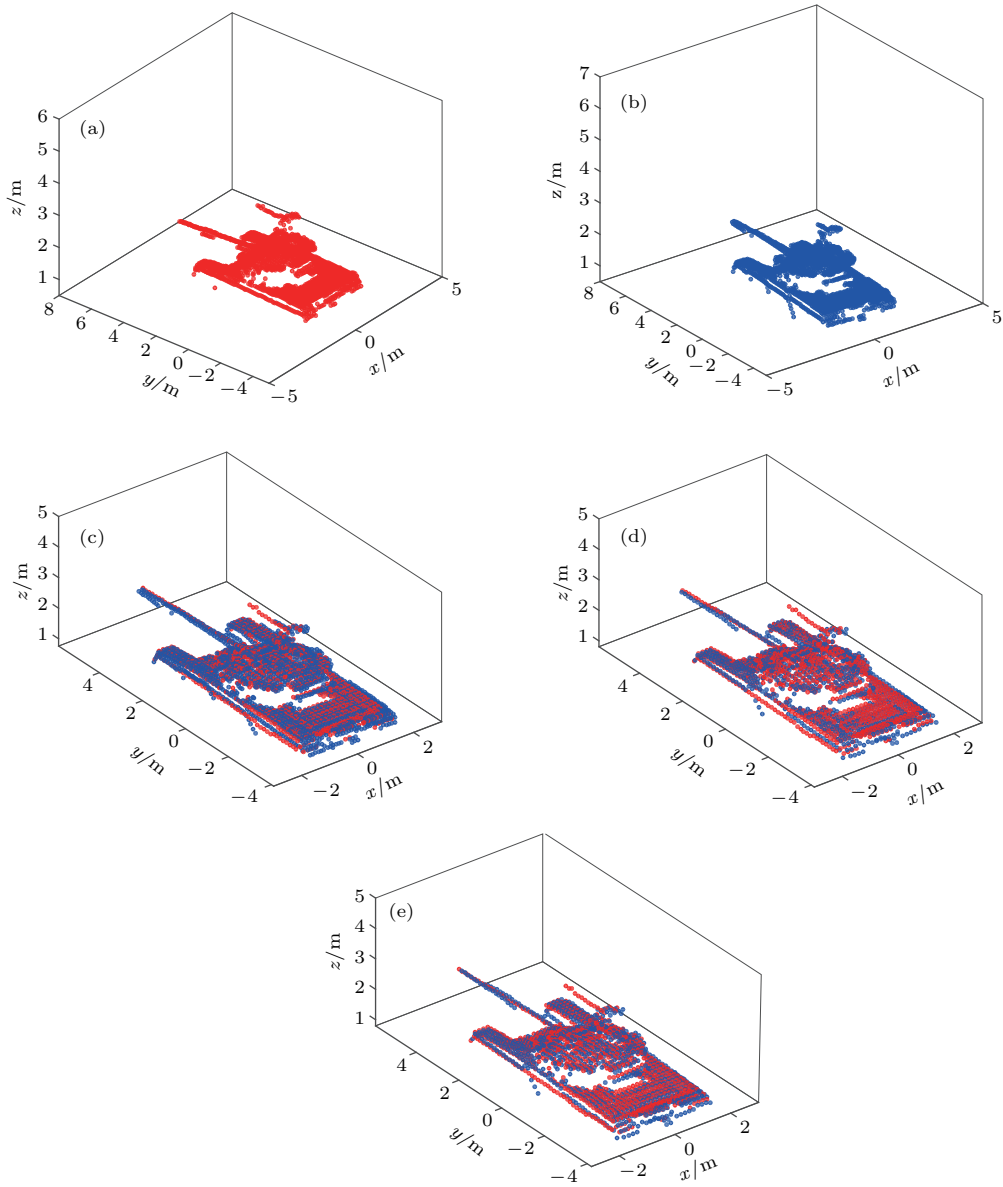


图7 (网刊彩色) T90型坦克目标配准结果 (a)点云P; (b)点云Q; (c) ICP; (d) JH-ICP; (e) ADT-ICP

Fig. 7. (color online) Registration of T90: (a) Point cloud P; (b) point cloud Q; (c) ICP; (d) JH-ICP; (e) ADT-ICP.

5.3 结果分析

已有算法多从点云数据本身出发,只是将点云中的数据单纯看成相互独立的坐标点,没有结合获

取点云数据的成像系统.而对于精确配准算法,配准过程就是通过不断的迭代向最优解靠近的过程,迭代过程中对应关系的建立和迭代停止条件的设置显得至关重要.本文正是基于这两点,提出了基

于自适应阈值的阵列激光三维点云配准, 结合成像系统中影响成像结果最为关键的两项系统参数测距精度和成像横向分辨率, 对配准算法中的收敛阈值和对应点间的距离进行合理的设置. 从实验结果可以看出, 由于改进了配准的收敛阈值, 使配准过程在迭代完成时能够保证待配准的两点云数据处于最准确的位置, 这样从配准精度上可以看出本文算法的配准精度要高于ICP算法和相应的改进算法. 同时对对应点间距离的自适应设定, 使得对应关系的建立更加准确, 由于不存在多余的不合理的对应点, 对应点之间的距离便会降低, 配准误差也会下降. 而由于配准过程中阈值都是不断变化的,

使迭代过程能够更快地收敛到最优解附近, 减少了配准时间, 这种时间的降低在某些对时间要求较高的场合十分重要. 由于本文算法中阈值设定上充分考虑了影响成像点云密度的横向分辨率这一重要参数, 在处理低分辨率点云数据配准的问题时, 同样具有优于其他算法的配准效果. 同时本文提出的ADT-ICP算法对于不同类型的成像点云数据, 包括阵列激光成像点云数据以及扫描激光深度成像点云数据, 均能够实现有效的精确配准, 且在配准精度、配准时间等方面具有一定的优势, 是一种较为理想的精确配准算法.

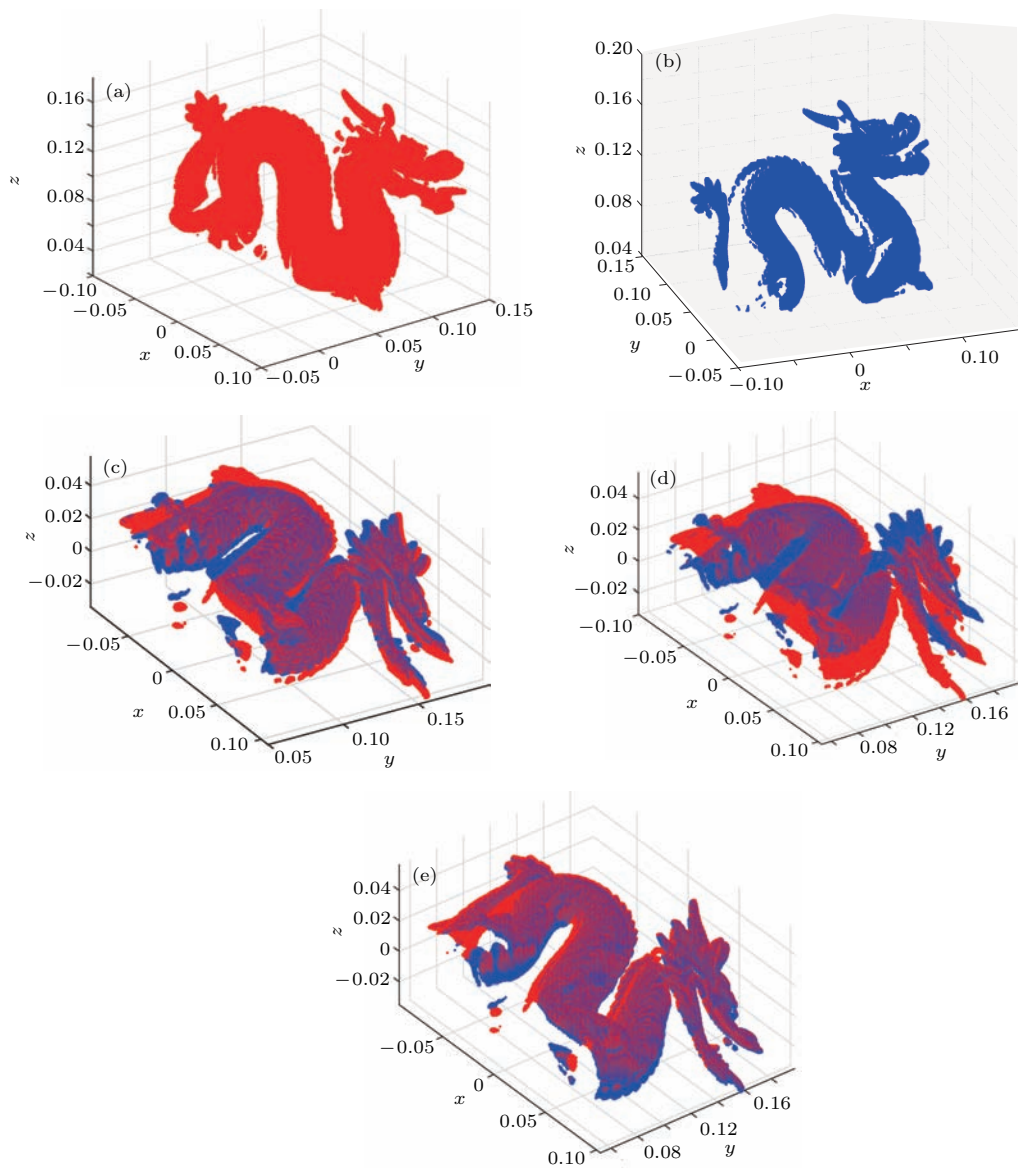


图8 (网刊彩色) Dragon目标配准 (a) 点云数据 P ; (b) 点云数据 Q ; (c) ICP; (d) JH-ICP; (e) ADT-ICP
 Fig. 8. (color online) Registration of Dragon: (a) Point cloud P ; (b) point cloud Q ; (c) ICP; (d) JH-ICP; (e) ADT-ICP.

6 结 论

本文分析了阵列激光三维成像系统的成像特点, 结合系统成像特点提出了基于自适应阈值的点云配准算法. 该方法从影响最终配准结果的精确性和配准过程需要的时间出发, 对配准算法中的收敛阈值和对应点距离阈值进行了相应的设置, 改进了迭代过程的合理性. 实验结果表明, 该算法无论在时间消耗还是配准精度上都要高于已有配准算法, 说明本文算法的有效性. 同时结合成像系统的配准方法能够提高配准算法的精度外, 由于其对实际系统的结合还可针对不同的需求对系统设计提出相应的理论指导, 使系统设计更加合理, 这种理论上的指导能够广泛应用在三维目标的点云数据配准、三维目标识别和非合作目标的三维姿态测量等领域.

参考文献

- [1] Albota M A, Aull B F, Fouche D G, Heinrichs R M, Kocher D G, Marino R M, Mooney J G, Newbury N R, O'Brien M E, Player B E, Willard B C, Zayhowski J J 2002 *Linc. Lab. J.* **13** 351
- [2] Marino R M, Stephens T, Hatch R E, Mclaughlin J L, Mooney J G, O'Brien M E, Rowe G S, Adams J S, Skelly L, Knowlton R C, Forman S E, Davis W R 2003 *Proc. SPIE* **5086** 1
- [3] Besl P J, Mckay N D 1992 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **14** 239
- [4] Wang Y, Zhang M M, Yu X, Zhang C M 2012 *Opt. Precis. Eng.* **20** 2068 (in Chinese) [王欣, 张明明, 于晓, 章明朝 2012 光学精密工程 **20** 2068]
- [5] Jost T, Hugli H 2002 *First International Symposium on 3D Data Processing Visualization and Transmission* Padova, Italy, June 19–21, 2002 p540
- [6] Masuda T, Sakaue K, Yokoya N 1996 *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition* Washington, DC, USA, August 25–29, 1996 p879
- [7] Zinsser T, Schmidt J, Niermann H 2003 *2003 International Conference on Image Processing* **2** 695
- [8] Armbruster W, Hammer M 2012 *Proc. SPIE* **8542** 85420K
- [9] Guo Y L, Wan J W, Lu M Tan Z G 2012 *Opt. Precis. Eng.* **20** 843 (in Chinese) [郭裕兰, 万建伟, 鲁敏, 谭志国 2012 光学精密工程 **20** 843]
- [10] Chen Y, Medioni G 1991 *Proceedings IEEE International Conference on Robotics and Automation* Sacramento, USA, April 9–11, 1991 p2724
- [11] Silva L, Bellon O, Boyer K L 2015 *Image Vis. Comput.* **25** 114

Laser array imaging point cloud registration based on adaptive threshold

Wang Yan^{1)2)†} Wang Fei¹⁾ Wang Ting-Feng¹⁾ Xie Jing-Jiang¹⁾

1) (State Key Laboratory of Laser Interaction with Matter, Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Science, Changchun 130033, China)

2) (Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

(Received 28 July 2016; revised manuscript received 5 September 2016)

Abstract

Laser three-dimensional (3D) image is a novel non-cooperative target 3D image acquisition technology, and the improvements in detection capability and imaging accuracy of the system are critically dependent on efficient echo-signal processing technique and 3D reconstruction method. The registration process is an essential step in array 3D imaging laser point cloud data processing. Registration of point clouds is an effective method that solves the problem caused by the target self-occlusion in the laser 3D imaging system. The accurate registration result will help provide better support for subsequent applications, such as object reconstruction and target recognition. In this study, a set of thresholds in the iterative closest point (ICP) algorithm is analysed on the basis of the characteristics of the laser array 3D imaging system and is combined with the range error and visual lateral resolution of the system, which are both important parameters in the imaging system. To improve the accuracy and speed of registration, the stop threshold of the iterative algorithm and the corresponding point-distance threshold in the algorithm are established in a novel way based on the range error and visual lateral resolution of the system. This forms the foundation, based on which an adaptive threshold ICP algorithm is proposed. The principal idea of the algorithm is to improve the threshold set that has a considerable effect on the accuracy and speed of registration. At first, the characteristics of the imaging point clouds of the laser array 3D imaging system are analysed in the algorithm. Based on this analysis, the distance between the two point clouds and corresponding points with ideal registrations are estimated theoretically, according to the range error and visual lateral resolution of the system. The simulation results show that the theoretically estimated results and actual results have the same variation tendency, thus providing a theoretical basis for subsequent improvements. Next, the estimated results are added according to the iterative closest point algorithm. This implies that the registration thresholds are capable of changing and adapting under different iterations and imaging systems, thus improving the speed and accuracy of registrations. This phenomenon is not seen in other algorithms. Experiments involving laser array imaging of a point cloud and laser scanning of depth imaging data show that the algorithm is practical and effective for both imaging types of point clouds and can improve the speed and accuracy of registration notably. The effectiveness and feasibility of the proposed algorithm are thus verified. In addition, for its full consideration of the imaging system, the basic idea of the proposed algorithm can be used for designing future applications as required.

Keywords: lidar array, point cloud registration, iterative closest point algorithm, adaptive threshold

PACS: 95.75.Qr, 87.63.lt, 42.25.Bs, 87.57.nj

DOI: 10.7498/aps.65.249501

† Corresponding author. E-mail: wyciomp@163.com