



一种空间目标三维激光点云与可见光图像重建点云融合方法

苏宇, 张泽旭, 袁萌萌, 徐田来, 邓涵之, 王静

A Point Cloud Fusion Method for Space Target 3D Laser Point Cloud and Visible Light Image Reconstruction Method

SU Yu, ZHANG Zexu, YUAN Mengmeng, XU Tianlai, DENG Hanzhi, and WANG Jing

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15982/j.issn.2096-9287.2021.20210037>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于点云测量的运载火箭异形管路数字化制造技术

Digital Manufacturing Technology of Special-shaped Pipe of Launch Vehicle Based on Point Cloud Measurement

深空探测学报(中英文). 2021, 8(1): 34-41

基于同波束干涉的空间三维相对位置测量研究

Same-Beam-Interferometry-Based Spatial 3-D Relative Position Measurement

深空探测学报(中英文). 2019, 6(3): 219-224

地月第二拉格朗日点卫星激光测距技术研究

Study on Laser Ranging for Satellite on the Second Lagrange Point of Earth-Moon System

深空探测学报(中英文). 2017, 4(2): 130-137

火星探测高分辨率可见光相机光学系统设计

The Optical System Design of the High-Resolution Visible Spectral Camera for China Mars Exploration

深空探测学报(中英文). 2018, 5(5): 458-464

一种基于探测器下行信号融合处理的无线电干涉测量方法

A Novel Method of Radio Interferometry Based on Fusion Processing of Explorer Downlink Signal

深空探测学报(中英文). 2019, 6(3): 225-231

一种适应多目标轨道的运载火箭弹道制导设计方法

A Union Design Method of Trajectory and Guidance for Launch Vehicles Adapted to Multi-Target Orbits

深空探测学报(中英文). 2020, 7(4): 391-398



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

一种空间目标三维激光点云与可见光图像重建点云融合方法

苏 宇¹, 张泽旭¹, 袁萌萌¹, 徐田来¹, 邓涵之², 王 静³

(1. 哈尔滨工业大学 航天学院, 哈尔滨 150001; 2. 济南大学 自动化与电气工程学院, 济南 250022; 3. 光辐射国防重点实验室, 北京 100085)

摘 要: 提出一种高精度的空间目标激光雷达三维扫描点云与可见光图像三维重建点云融合方法, 此融合方法利用可见光图像三维重建过程中计算的相机姿态与三维点云模型形心位置优化初值选取, 提升了ICP算法的配准精度与配准效率; 同时根据两组点云的特点, 利用欧式距离阈值对三维点云边缘进行杂点删除, 最后利用优化的ICP算法得到带有尺度信息融合的高精度三维重建点云。对空间目标仿真模型进行模拟实验, 实验表明本融合方法可有效提升点云密度, 填补重建漏洞, 提升空间目标三维重建的点云精度。

关键词: 空间目标; 三维重建; 激光雷达; 点云融合; ICP

中图分类号: V447+.1

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2021)05-0534-07

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2021.20210037

引用格式: 苏宇, 张泽旭, 袁萌萌, 等. 一种空间目标三维激光点云与可见光图像重建点云融合方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2021, 8(5): 534-540.

Reference format: SU Y, ZHANG Z X, YUAN M M, et al. A point cloud fusion method for space target 3D laser point cloud and visible light image reconstruction method[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2021, 8(5): 534-540.

引 言

空间在轨服务中获取目标的三维结构与尺寸信息对后续的对接、维护与抓捕等任务具有重要的意义。目标三维结构的获取方法通常有3种途径: 一是利用导航相机采集的可见光图像序列进行点云三维重建, 点云重建密度和精度较高, 但易受到空间环境光照的影响; 二是利用激光雷达对目标进行扫描, 将不同角度的扫描点云拼接重建, 虽然空间光照对重建点云影响较小, 但受到激光雷达功率与扫描约束, 点云的分辨率较低, 同时空间目标的运动会带来很大的误差; 三是利用可见光导航相机的重建点云与激光雷达的扫描点云进行深度融合, 充分结合两种传感器的优势, 这种方法越来越得到学术界关注^[1-2]。本文探索一种高精度的三维激光点云与可见光图像重建点云融合方法。

文献[3]利用可见光图像进行三维重建, 通过使用连续帧之间的光流来跟踪Harris图像点, 并基于双目立体视觉模型生成三维点云, 然后将成功跟踪的三维点云利用ICP算法实现目标模型的三维重建。此方法的准确性非常依赖光照条件与图像拍摄效果。

文献[4]利用一个激光传感器和一个线阵CCD同步扫描进行三维重建, 通过使每一行激光采样点对应一行可见光采样点, 直接实现了激光与可见光采样点的行配准, 此方法虽然配准精度较高, 但需要目标保持静止, 且功耗较高, 对追踪航天器提出较高要求, 难以应用于空间目标探测。

在点云融合算法方面, 大多数研究围绕着对ICP算法进行改进, 文献[5-6]提出了一种遗传算法与最小二乘法结合的配准方法。此配准方法收敛性较好, 但当点云数据的数据量较大时, 其配准精度较差。

文献[7]采用径向基函数^[8]的方法首先对模型进行变形, 减弱局部大变形对匹配结果的影响, 实现形状最佳匹配, 此方法较为依赖于经验选择基函数的参数。

除ICP配准算法外, 文献[9]提出了运用曲面的特性进行几何曲面匹配的算法, 该算法通过计算两个感兴趣表面之间的距离寻找它们之间的最小非刚性变换。

本文首先给出了量纲不同的两组点云的配准融合步骤, 给出目标函数表达式, 然后提出了一种基于形心的平移矩阵初值确定方法和基于序列图像三维重建

反演相机姿态的旋转矩阵初值确定方法, 在配准过程中, 利用欧式距离判断方法去除边缘杂点, 使得融合后的点云更加完整, 准确性更高, 具体过程如图1所示。

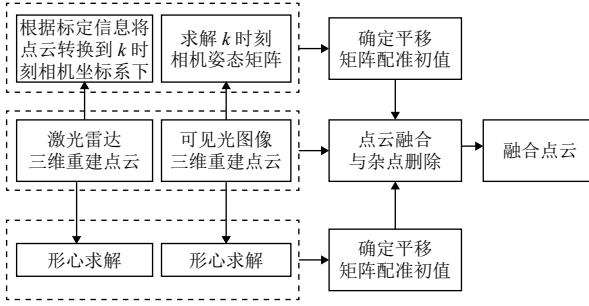


图1 激光点云与可见光图像重建点云ICP融合
Fig. 1 Laser point cloud and visible light image reconstruction point cloud ICP fusion

在对目标进行绕飞或悬停拍摄过程中, 根据不同的周期 t_1 、 t_2 分别进行可见光序列图像的获取及激光雷达点云扫描, 分别对其进行三维重建, 进而获得两组点云, 此时两种来源的点云应具有较大范围的重合区域, 可进行点云的ICP配准, 但由于单目序列图像三维重建无法获得准确尺度信息, 所以其具体融合方式如下。

首先设对应点集 $\mathbf{P}$ 和 $\mathbf{Q}$, 其坐标系之间存在一定的尺度因子 λ , 即 $\lambda\mathbf{P}$ 与 $\mathbf{Q}$ 的量纲相同, 存在对应点误差为

$$\xi = \|\mathbf{Q}_i - \lambda(\mathbf{R}\mathbf{P}_i + \mathbf{T})\|^2 \quad (1)$$

可以取旋转矩阵 $\mathbf{R}$ 和平移矩阵 $\mathbf{T}$ 的相关函数如下

$$f(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{Q}_i - \lambda(\mathbf{R}\mathbf{P}_i + \mathbf{T})\|^2 \quad (2)$$

将式(2)作为目标函数, 此时只需要先将两组点云放到同一坐标系下(坐标不变), 并控制目标函数^[10]最小即可。

具体配准步骤^[11-12]如下:

1) 给定初值矩阵 $\lambda\mathbf{R}$, $\lambda\mathbf{T}$ 计算点集 $\mathbf{P}$ 的变换点集 $\mathbf{P}'$ 。

2) 利用最小二乘法重复选择对应点对, 并计算最优刚体变换将不同坐标系下点云数据合并到同一坐标系中, 求得使上述对应点对平均距离最小的刚体变换, 得到新的 $\lambda\mathbf{R}_i$ 和 $\lambda\mathbf{T}_i$ 。

3) 对 $\mathbf{P}'$ 使用上一步求得的 $\lambda\mathbf{R}_i$, $\lambda\mathbf{T}_i$, 得到新的变换点集 $\mathbf{P}''$ 。

4) 如果新的变换点集与参考点集满足式(3)要求, 即两点集的平均距离小于某一给定阈值, 则停止迭代计算, 否则新的变换点集 $\mathbf{P}''$ 作为新的 $\mathbf{P}$ 点集继续

迭代。

$$\begin{cases} d_k - d_{k+1} < \varepsilon \\ d_k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{Q}_{ik} - \mathbf{P}_{ik}\|^2 \end{cases} \quad (3)$$

其中: ε 表示的是大于零的阈值, 判断迭代是否收敛, 收敛则迭代结束。

1 配准初值确定方法

ICP算法对运算初值的选取要求严格, 初值准确可大大减少迭代次数, 提升配准精度, 若初值选择不合适, 就会使迭代不能收敛到全局最优配准结果, 造成匹配失败^[13]。

对此, 本文选择通过对点云特性及其来源分析, 确定配准初值。

1.1 平移矩阵初值确定

对于平移矩阵初值的选取, 本文选择针对两种重建点云求取形心的方式获得, 具体方式如下。

设任意一组三维点云 $\mathbf{P}$, 其应包含目标较完整的三维结构信息, 但考虑到可见光图像的三维重建点云并非均匀分布, 可以求解每一个点 $\mathbf{P}_i$ 域内的点云数量, 确定单一点的权值, 权值大小与点云数量成反比, 即某一点邻域 $U(\mathbf{P}_i, \delta)$ 内点云数量为 n 时, 其权值为 k/n (k 为某一常数), 邻域内点云数量为0时, 此点很可能为错误的匹配点, 故其权值定义为0, 进而计算全部点的加权平均坐标。

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i \eta_i}{\sum_{i=1}^n \eta_i} \quad (4)$$

同理可以计算得到 $\bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{z}}$, 最终得到点 $\mathbf{O}_p[\bar{\mathbf{x}}, \bar{\mathbf{y}}, \bar{\mathbf{z}}]^T$ 为点云的几何中心坐标, 之后计算全部点云到 $\mathbf{O}_p$ 的加权平均距离

$$\bar{s}_p = \sum_{i=1}^n h_i \|\mathbf{P}_i - \mathbf{O}_p\| \quad (5)$$

同理可以计算得到点集 $\mathbf{Q}$ 内点到 $\mathbf{O}_q$ 的加权平均距离 $\bar{s}_q$, 可通过公式 $\lambda = \frac{\bar{s}_q}{\bar{s}_p}$ 计算得到初始的尺度因子 λ 。

利用两组点云的坐标差作为平移矩阵初值应用于点云配准

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} \bar{x}_q \\ \bar{y}_q \\ \bar{z}_q \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} \bar{x}_p \\ \bar{y}_p \\ \bar{z}_p \end{bmatrix} \quad (6)$$

最终得到的 $\lambda\mathbf{T}$ 为配准初值。

1.2 旋转矩阵初值确定

对于坐标系不同的两组点云, 本文在确定旋转矩阵初值时, 利用序列图像三维重建过程中的基础矩阵的求解进行反演相机相机姿态的计算^[14-15], 其确定方法如图2所示。

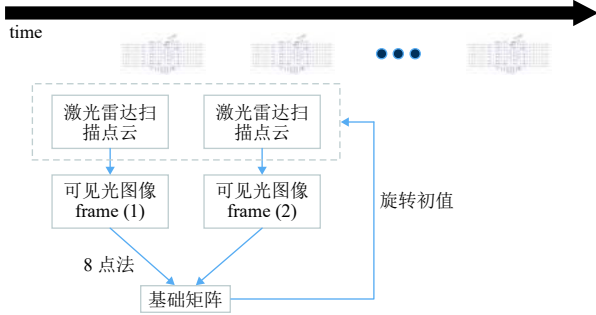


图2 旋转初值确定方法

Fig. 2 A method to determine the initial value of rotation

设在空间非合作目标进行序列图像获取时, 分别于 $t_0, t_1, t_2, \dots, t_n$ 时刻获取 n 幅图像, 三维重建获取的点云与反演相机姿态建立在 t_i 时刻的相机坐标系下, 对于第 k 幅图像对应的相机姿态, 利用对极几何中的极线约束关系, 其相对于 t_i 标准相机坐标系的姿态可以用一个秩为2的3阶矩阵 F 来表达

$$m^T F m = 0 \quad (7)$$

m 表示图像的二维信息中像素的坐标值。 F 称为基础矩阵, 具有7个自由度秩为2的齐次矩阵, 它描述了两幅图像对应点的空间几何关系。后续即对该矩阵进行求解。即有

$$P_i^T F P_i = 0 \quad (8)$$

得到对应点如下

$$P_i = (u_i, v_i, 1)^T$$

$$P_i' = (u_i', v_i', 1)^T$$

$$F = \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} \end{bmatrix} \quad (9)$$

将上述方程展开可得到

$$u_i' u_i F_{11} + u_i' v_i F_{12} + u_i' F_{13} + v_i' u_i F_{21} + v_i' v_i F_{22} + v_i' F_{23} + u_i F_{31} + v_i F_{32} + F_{33} = 0 \quad (10)$$

假设有 n 对上述图像点对, 那么经过计算可以得到 n 个方程。

向量构造:

$$f = [F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}, F_{33}]^T \quad (11)$$

矩阵构造:

$$A = \begin{bmatrix} u_1 u_1 & u_1' v_1 & u_1' & v_1 u_1 & v_1' v_1 & v_1' & u_1 & v_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ u_n u_n & u_n v_n & u_n' & v_n u_n & v_n v_n & v_n & u_n & v_n & 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

得出 $Af = 0$, 当 $n \geq 8$ 时, 用线性求解的方法来求 f , 通过代数误差估计来求解 $\|Af\|$ 的最小值, 在约束条件 $\|f\| = 1$ 下, 即可求解出 $\min\|Af\|$, 这里用到的是较经典的8点法^[16-17]。计算过程如下。

1) 当 $n \geq 8$ 时, 由多组匹配点对构造矩阵 A ;

2) 对矩阵 A 作奇异值分解 $A = UDV^T$ (U 为酉矩阵, D 为对角矩阵), 通过向量 v_9 得到基础矩阵 F , v_9 为矩阵 V 的第九列, 因此

$$F = \begin{bmatrix} v_9(1) & v_9(2) & v_9(3) \\ v_9(4) & v_9(5) & v_9(6) \\ v_9(7) & v_9(8) & v_9(9) \end{bmatrix} \quad (13)$$

3) 对上述基础矩阵 F 进行奇异值分解^[18-19], 求出估计量

$$\hat{F} = U \text{diag}(s_1, s_2, 0) V^T \quad (14)$$

由于空间非合作目标序列图像重建中, 可见光相机都是事先标定好的, 且已知相机内参矩阵为 K , 可利用

$$E = K^T F K \quad (15)$$

求解本质矩阵 E 并进行奇异值分解, 有

$$E = UDV^T \quad (16)$$

其中: $D = \text{diag}(r, s, t)$, 因为图像匹配中存在着一一定的误差, 一般 $r > s > t$ 。假设 $\hat{D} = \text{diag}(r, s^2, t)$, 构造出

$$\hat{E} = U \hat{D} V^T \quad (17)$$

对 $\hat{E}$ 进行奇异值分解得到

$$\hat{E} = \hat{U} \hat{D} \hat{V}^T \quad (18)$$

然后进行矩阵的重新计算, 最终求得 R 的初始值

$$\lambda R = \lambda \hat{U} \hat{A} \hat{V}^T \quad (19)$$

此时, 可将激光雷达的点云扫描结果全部转换到 t_k 时刻的激光雷达的扫描坐标系下, 由于平台标定关系已知, 进而将坐标系转换到 t_k 时刻的相机坐标系下。其相对于 t_i 时刻的旋转矩阵即为点云间的旋转关系。

2 基于欧氏距离的融合点云优化

通过上述点云配准过程, 可获得两组点云间的最优转换关系。

由于可见光图像三维重建点云解算误差及稠密化

过程，导致边缘杂点较多，此时可利用激光雷达扫描点云的点云分布均匀且边缘特性较好的优势，删除可见光图像三维重建点云中的杂点与错误点，具体方法如下。

设配准后的对应点集 P 和 Q ，对 P 中的一个点 P_i ，搜索 Q 中与 P_i 欧氏距离最近的3个点^[18,20]，分别为 q_1, q_2, q_3 ；若 P_i 与 Q_j 的欧式距离超过阈值 L （ $L = m \times dst$ ，其中 m 为选择系数， dst 为点云中相邻点的平均距离），则认为无法找到对应点；若欧氏距离小于阈值，则以3个点构建三角形 S ，求出 P_i 到三角形的垂足 q ，将 P_i 与 q 构成两个点集 P 和 Q 间的对应点。当两组点云对应点欧式距离大于某一值时（根据第1部分中的目标函数进行确定），则将其定义为杂点进行剔除。

3 仿真实验与分析

为验证多模数据融合的空间非合作目标三维重建方法，本文利用3Dmax仿真模型进行序列图像的渲染，其获取图像如图3所示。

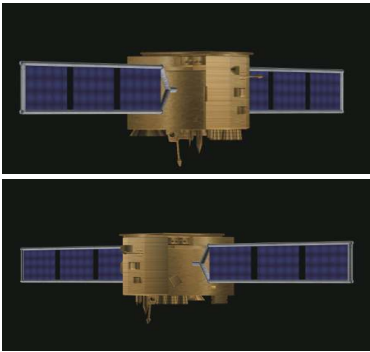


图 3 仿真序列可见光图像
Fig. 3 Simulation sequence visible light images

利用SFM原理进行稀疏点云三维重建^[21]，并利用CMVS进行点云稠密化^[22]，获得可见光图像的三维重建点云数据，如图4所示。

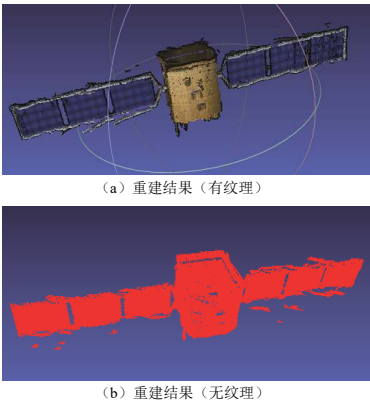


图 4 可见光图像三维重建点云
Fig. 4 Visible light image 3D reconstruction point cloud

激光仿真数据选择利用blender进行激光扫描点云仿真，仿真参数如表1所示。

表 1 激光扫描点云参数			
Table 1 Laser scanning point cloud parameters			
扫描距离/m	分辨率	测距精度	测角精度/(°)
20	64×64	≤0.005 6 m, 3σ	30

本文选择在5角度（0°，72°，144°，216°，288°）进行扫描，由于仿真时已知5角度激光雷达的相对位姿及坐标系，可直接将5组点云按对应的转换关系转换到同一坐标系下，结果如图5所示。

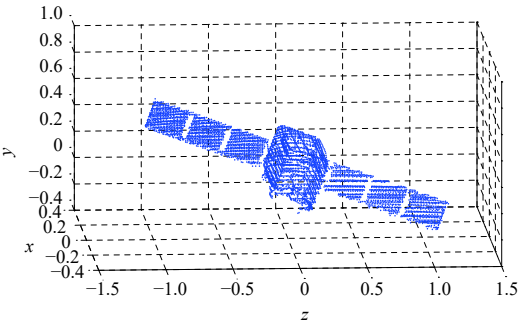
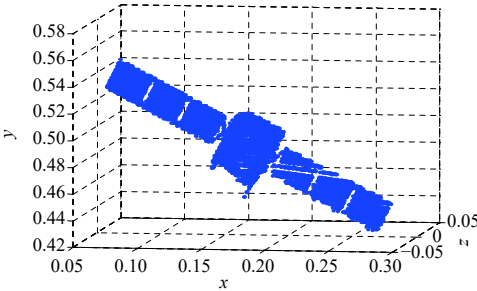


图 5 激光扫描三维点云重建结果
Fig. 5 Laser scanning 3D point cloud reconstruction results

利用第3部分所述方法进行改进的ICP点云数据合并剔除边缘杂点，对配准过程中的迭代次数及其对应误差进行记录，获得的最终融合点云如图6和图7所示。



(a) 融合点云（有纹理）



(b) 融合点云（无纹理）

图 6 融合后三维点云
Fig. 6 3D point cloud after fusion

下面利用融合前后的目标三维点云分别计算目标的尺寸信息，并与实际模型尺寸比较得到的主体尺寸

误差率、点云均方差、点云密度（仿真模型总表面积约为21.4 m²），如表2所示。

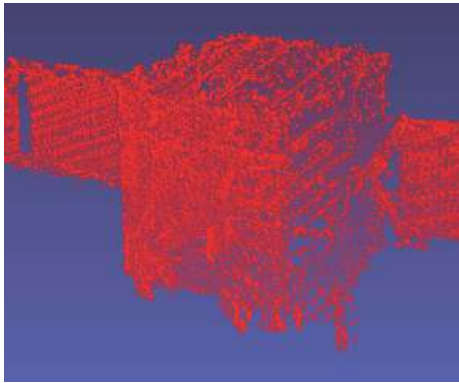


图7 局部漏洞填补情况
Fig. 7 Partial loophole filling result

表2 融合前后各参数对比			
Table 2 Comparison of parameters before and after fusion			
点云来源	主体尺寸误差率/%	均方根/m	点云密度点云数量/m ²
三维重建		0.062 73	11 062.368 5
激光雷达	3.44	0.011 45	256.754 5
融合点云 (未剔除杂点)	3.69	0.012 64	11 319.123 0
融合点云 (剔除杂点)	3.56	0.011 47	10 131.140 5

除合成的模型外，本文使用了某卫星模型进行了图像与激光点云仿真，仿真结果如图8所示，分别对图像与激光点云进行重建与点云配准实验，最终获得的合成点云如图9所示。

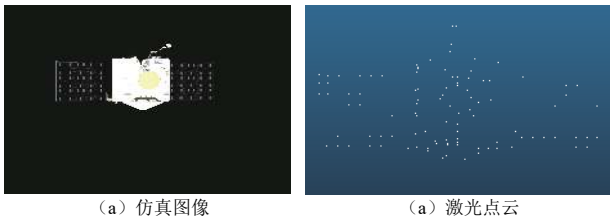


图8 仿真图像与激光点云
Fig. 8 Simulation image and the laser point cloud



图9 点云融合结果
Fig. 9 Point cloud fusion result

通过表3和表4中的数据对比可以发现融合点云有更好的完整性，且精度在融合前后较为稳定，融合效率较高，可为后续任务提供更加可靠的融合点云。

表3 融合前后各参数对比			
Table 3 Comparison of parameters before and after fusion			
点云来源	主体尺寸误差率/%	均方根/m	点云密度点云数量/m ²
三维重建		0.184 5	5 235.842
激光雷达	4.57	0.102 7	127.629
融合点云 (未剔除杂点)	4.86	0.119 2	5 369.712
融合点云 (剔除杂点)	4.53	0.105 4	5 088.297

表4 优化前后配准对比			
Table 4 Registration comparison before and after optimization			
配准方法	迭代次数	均方根/m	配准时间/s
传统方法	53	0.141 7	17.22
初值优化后	21	0.119 2	5.31

4 结 论

基于可见光图像序列的三维重构方法能够得到较为稠密的点云，但是受光照条件影响，点云模型存在较多空洞或缺损，点云重构误差较大，基于激光雷达的重构出的点云较完整，而且点云具有真实尺度信息，但考虑到空间平台的供电因素，载荷激光雷达无法长时间连续工作，点云模型较稀疏。本文的融合方法对上述两种点云进行融合，融合初值较准确，迭代次数少，效率较高；比较发现，融合点云密度有很大的提升，误差小于可见光图像三维重建点云，与激光雷达点云误差相近，且融合后点云的缺损部分也得到了补充，保留了目标的纹理特性，点云完整性得到很大的提升。

参 考 文 献

[1] XU Z, TU D, LIN L. Point cloud registration with 2D and 3D fusion information on mobile robot integrated vision system[C]// IEEE International Conference on Robotics & Biomimetics. [S. l.]: IEEE, 2013.

[2] ZHANG Z, ZHAO R, LIU E, et al. A fusion method of 1D laser and vision based on depth estimation for pose estimation and reconstruction[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2019, 116: 181-191.

[3] KE W, HONG L, GUO B, et al. A 6D-ICP approach for 3D reconstruction and motion estimate of unknown and non-cooperative target[C]//2016 Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yinchuan, China: IEEE, 2016.

[4] 邵杰, 张爱武, 王书民, 等. 三维激光点云与CCD影像融合的研究[J].

- 中国激光, 2013, 40(5): 228-235.
- SHAO J, ZHANG A W, WANG S M, et al. Research on fusion of 3D laser point clouds and CCD image[J]. Chinese Journal of Lasers, 2013, 40(5): 228-235.
- [5] 武殿梁, 黄海量, 丁玉成, 等. 基于遗传算法和最小二乘法的曲面匹配[J]. 航空学报, 2002, 23(3): 285-288.
- WU D L, HUANG H L, DING Y C, et al. Surfaces matching algorithm based on genetic algorithm and least square criterion[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2002, 23(3): 285-288.
- [6] 武殿梁, 洪军, 丁玉成, 等. 测量点群与标准曲面的匹配算法研究[J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(5): 500-503.
- WU D L, HONG J, DING Y C, et al. Surfaces matching algorithm based on the least time criterion[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(5): 500-503.
- [7] 薛峰, 丁晓青. 基于形状匹配变形模型的三维人脸重构[J]. 电子学报, 2006(10): 154-157.
- XUE F, DING X Q. 3D reconstruction of human face based on shape match morphing model[J]. Acta Electronica Sinica, 2006(10): 154-157.
- [8] SZELISKI R, LAVALLEE S. Matching 3-D anatomical surfaces with non-rigid deformations using octree splines[C]//Proceedings of IEEE Workshop on Biomedical Image Analysis. Seattle, WA, USA: IEEE, 1994.
- [9] CANUDAS D W C, LISCHINSKY P. Adaptive Friction Compensation with Partially Known Dynamic Friction Model[J]. International commission on radiation units and measurements, 1997, 11(1): 65-80.
- [10] BESL P J. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Trans on PAMI, 1992, 14(2): 239-256.
- [11] MENQ C H, YAU H T, LAI G Y. Automated precision measurement of surface profile in CAD-directed inspection[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1992, 8(2): 268-278.
- [12] RUSINKIEWICZ S, LEVOY M. Efficient variants of the ICP algorithm[C]//In Proceedings Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling. [S. l.]: IEEE, 2001: 145-152.
- [13] 张宗华, 彭翔, 胡小唐. 获取ICP匹配深度图像初值的研究[J]. 工程图学学报, 2002(1): 84-90.
- ZHANG Z H, PENG X, HU X T. The research on acquiring the initial value of registering range images by ICP[J]. Journal of Engineering Graphics, 2002(1): 84-90.
- [14] SINHA S. A multi-stage linear approach to structure from motion[M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2012.
- [15] SNAVELY N, SEITZ S M, SZELISKI R. Skeletal graphs for efficient structure from motion[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2008.
- [16] CRANDALL D, OWENS A, SNAVELY N, et al. Discrete-continuous optimization for large-scale structure from motion[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2013, 35(12): 2841-2853.
- [17] GHERARDI R, FARENZENA M, FUSIELLO A. Improving the efficiency of hierarchical structure-and-motion[C]// The Twenty-Third IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2010. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010.
- [18] WU C, AGARWAL S, CURLESS B, et al. Multicore bundle adjustment[C]// Computer Vision & Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2011.
- [19] AGARWAL S, SNAVELY N, SEITZ S M, et al. Bundle adjustment in the large[C]// European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer-Verlag, 2010.
- [20] 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): 37-37.
- ZHONG Y, ZHANG M. Automatic registration technology of point cloud based on improved ICP algorithm[J]. Control Engineering of China, 2014, 21(1): 37-37.
- [21] FURUKAWA Y, PONCE J. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010, 32(8): 1362-1376.
- [22] TZSCHICHHOLZ T, BOGE T, SCHILLING K. Relative pose estimation of satellites using PMD-/CCD-sensor data fusion[J]. Acta Astronautica, 2015, 109: 25-33.
- 作者简介:
苏宇(1993-), 男, 博士研究生, 主要研究方向: 三维重建、视觉导航、深度学习。
通讯地址: 哈尔滨工业大学科学园2B栋(150001)
电话: (0451)86402628
E-mail: suyuathit@gmail.com
- 张泽旭(1971-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 深空探测器自主导航与控制, 图像(视觉)导航、协同导航、网络控制、编队控制。
本文通讯作者。
通讯地址: 哈尔滨工业大学科学园2B栋(150001)
电话: (0451)86402628
E-mail: zexuzhang@hit.edu.cn
- 袁萌萌(1998-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 三维重建、目标识别。
通讯地址: 哈尔滨工业大学科学院2B栋(150001)
电话: (0451)86402628
E-mail: Yuanmengmeng_HIT@163.com

A Point Cloud Fusion Method for Space Target 3D Laser Point Cloud and Visible Light Image Reconstruction Method

SU Yu¹, ZHANG Zexu¹, YUAN Mengmeng¹, XU Tianlai¹, DENG Hanzhi², WANG Jing³

(1. School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. School of Automation and Electrical Engineering, University of Jinan, Ji'nan 250022, China;

3. Science and Technology on Optical-Radiation Laboratory, Beijing 100085, China)

Abstract: In this paper, a high-precision spatial target lidar for 3D reconstruction of point cloud and visible light image 3D reconstruction point cloud fusion method is proposed. This fusion method uses the solved 3D reconstruction to invert the camera pose and 3D point cloud model centroid position optimization initial value selection. The registration accuracy and registration efficiency of the ICP algorithm are improved. At the same time, according to the characteristics of the two sets of point clouds, the Euclidean distance threshold is used to delete the noise points of the 3D point cloud edge, and the high-precision 3D reconstruction point with the scale information fusion is obtained. The simulation experiment of the spatial target simulation model shows that the fusion method can effectively improve the point cloud density, fill the reconstruction vulnerability, and improve the point cloud accuracy of the spatial target 3D reconstruction.

Keywords: space target; 3D reconstruction; laser radar; point cloud fusion; ICP

Highlights:

- A novel method for determining the initial value of ICP is proposed.
- A point cloud fusion method that solves the problem of monocular scale is established.
- An effective method of fusion point cloud optimization is proposed.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 刘勇]