

Journal of System Simulation

Volume 32 | Issue 12

Article 10

12-16-2020

Non-cooperative Target Feature Point Cloud Registration Optimization Based on ICP Algorithm

Wei Liang

1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; ;

Muyao Xue

2. Shanghai Space Propulsion Technology Research Institute, Shanghai 201109, China;

Huo Ju

1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; ;

Jinjie Zhang

1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Non-cooperative Target Feature Point Cloud Registration Optimization Based on ICP Algorithm

Abstract

Abstract: Aiming at the pose measurement caused by non-cooperative targets in visual measurement that cannot provide cooperation information, the ICP(Iterative Closest Point) algorithm is used to register the point cloud down-sampling data acquired at different times to complete the relative pose measurement of the target. *The point cloud data of the target at the current moment is obtained using the structure from motion algorithm and the feature point matching algorithms are compared based on threshold matching and optical flow matching method. The extracted feature points are reconstructed by triangulation. The relative pose changes of the object at different times are calculated by using the downsampling point cloud data.* Experiments show that when the object rotates, the maximum error of the rotation angle using the ICP algorithm does not exceed 0.11°.

Keywords

structure from motion, point cloud matching, point cloud downsampling, iterative closest point

Recommended Citation

Wei Liang, Xue Muyao, Huo Ju, Zhang Jinjie. Non-cooperative Target Feature Point Cloud Registration Optimization Based on ICP Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(12): 2383-2387.

基于 ICP 算法的非合作目标特征点云配准优化

魏亮¹, 薛牧遥², 霍炬^{1*}, 张金杰¹

(1. 哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 上海航天动力技术研究所, 上海 201109)

摘要: 针对视觉测量中非合作目标无法提供合作信息从而引起的位姿测量问题, 采用 ICP(Iterative Closest Point)算法配准不同时刻获取的点云降采样数据来完成目标的相对位姿测量。利用运动恢复结构算法获取了目标当前时刻的点云数据并比较了基于阈值匹配与光流匹配的特征点匹配算法, 利用三角测量法对提取到的特征点进行重建, 同时将点云数据进行降采样处理, 根据降采样后的点云数据计算出不同时刻目标的相对位姿关系。实验表明当物体发生旋转运动时, 对降采样数据利用 ICP 算法计算得到的目标绕坐标轴旋转角度最大误差不超过 0.11°。

关键词: 运动恢复结构; 点云匹配; 点云降采样; 迭代最近点

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2020) 12-2383-05

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.20-FZ0478

Non-cooperative Target Feature Point Cloud Registration Optimization Based on ICP Algorithm

Wei Liang¹, Xue Muyao², Huo Ju^{1*}, Zhang Jinjie¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China;

2. Shanghai Space Propulsion Technology Research Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: Aiming at the pose measurement caused by non-cooperative targets in visual measurement that cannot provide cooperation information, the ICP(Iterative Closest Point) algorithm is used to register the point cloud down-sampling data acquired at different times to complete the relative pose measurement of the target. *The point cloud data of the target at the current moment is obtained using the structure from motion algorithm and the feature point matching algorithms are compared based on threshold matching and optical flow matching method. The extracted feature points are reconstructed by triangulation. The relative pose changes of the object at different times are calculated by using the downsampling point cloud data.* Experiments show that when the object rotates, the maximum error of the rotation angle using the ICP algorithm does not exceed 0.11°.

Keywords: structure from motion; point cloud matching; point cloud downsampling; iterative closest point

引言

随着计算机视觉技术的发展, 点云技术被广泛



收稿日期: 2020-05-31 修回日期: 2020-07-12;
基金项目: 装备预研与航天科技联合基金(6141B06
1505);
作者简介: 魏亮(1993-), 男, 河北唐山, 博士生, 研
究方向为视觉测量; 薛牧遥(1985-), 男, 上海, 硕
士, 高工, 研究方向为固体火箭发动机总体设计。

应用于文物保护、位姿估计等各个领域^[1]。根据不同的环境要求, 点云通常能够通过接触式测量和非接触式测量两种方式获得。接触式测量通过直接接触物体表面来获得被测物体的三维信息。非接触式测量能够利用光学、视觉等技术来间接获取物体信息^[2]。黄燕群等提出了光栅投影法, 通过解码光栅条纹的变形程度来获取被测物体表面点云坐标^[3]。

刘浩然等利用双目立体视觉的方法来计算出物体表面三维信息^[4]。

针对非合作目标进行空间操作成为近年来的研究热点, 张世杰等^[5]提出了一种利用目标本身结构特征的方法来对目标进行位姿测量。徐文福等^[6]采用识别航天器上的帆板支架完成测量。

点云配准能够将不同时刻获取的点云数据进行融合, 严剑锋等^[7]通过计算点云法向量和曲率来粗配准点云, 然后对点云进行最近点迭代。刘盈等^[8]采用四元数与最近点迭代相结合的算法完成点云的快速配准。Anders 等^[9]提出了一种基于随机抽样一致的配准算法。

基于上述研究, 本文介绍了物体表面特征点的计算方法并选用光流法作为特征点的匹配方式, 利用运动恢复结构算法获得物体的表面特征点, 通过计算不同时刻点云数据之间的旋转平移关系得到物体的相对位姿并给出结论。

1 运动恢复结构算法

运动恢复结构算法是通过利用多视角图像来获得最优的相机参数和物体表面特征点三维坐标的方法, 目前应用最为广泛的是增量式重建方法, 该方法能够利用不同角度下物体的图像来恢复场景结构。

本文选用 SIFT 特征点提取算法。定义一个图像的尺度空间, 它是由高斯函数 \mathbf{G} 与原图像 \mathbf{I} 卷积得到。

$$\mathbf{L}(x, y, \sigma) = \mathbf{G}(x, y, \sigma) \times \mathbf{I}(x, y) \quad (1)$$

为了提高多尺度下特征点的检测, 构造高斯差分尺度空间。

$$\mathbf{D}(x, y, \sigma) = \mathbf{L}(x, y, k\sigma) - \mathbf{L}(x, y, \sigma) \quad (2)$$

将式(2)进行泰勒级数展开求得极值点所在位置, 并利用 Hessian 矩阵约束条件去除边缘响应点和对比度较低的点。

其中主曲率用 \mathbf{H} 表示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}_{xx} & \mathbf{D}_{xy} \\ \mathbf{D}_{xy} & \mathbf{D}_{yy} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} Tr(\mathbf{H}) &= \mathbf{D}_{xx} + \mathbf{D}_{yy} \\ Det(\mathbf{H}) &= \mathbf{D}_{xx}\mathbf{D}_{yy} - (\mathbf{D}_{xy})^2 \end{aligned} \quad (4)$$

经过式(1)~(4)得到了关键点的位置信息, 通过对每个关键点计算梯度幅值与角度来确定关键点的主方向。

最后将每个特征点用一个 128 维向量来表示, 并将特征向量进行归一化处理。在将特征点提取出来之后需要进行不同角度下图像的匹配, 通常采用的是距离阈值的方法。

找到图像中一点在另一成像平面上的最邻近点和次临近点并计算两者之间的欧式距离比值, 当两者之间的比值小于设定阈值时则认为匹配正确。特征点之间的欧式距离用式(5)表示。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^{128} (x_i - x'_i)^2 + (y_i - y'_i)^2} \quad (5)$$

式中: (x_i, y_i) 为图像中特征点坐标; (x'_i, y'_i) 为特征点在另一幅图像中的坐标, 阈值用 t 来表示。

$$\frac{d_1}{d_2} < t \quad (6)$$

另一种常见的匹配方法为 LK 光流法, 是一种两帧差分的估计算法。在光流法中假设像素点的灰度值是不随时间变化的同时时间的变化不会引起位置的剧烈变化。

根据亮度恒定可得式(7):

$$\mathbf{I}(x, y, t) = \mathbf{I}(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (7)$$

式(7)描述了前一帧像素点在后一帧中的位置。将式(7)利用泰勒级数展开并根据位置恒定假设可得:

整理成如下形式:

$$\mathbf{I}_x V_x + \mathbf{I}_y V_y = -\mathbf{I}_t \quad (8)$$

通过利用 3×3 窗口内的 9 个像素点建立式(9):

$$\begin{bmatrix} \mathbf{I}_{x1} & \mathbf{I}_{y1} \\ \mathbf{I}_{x2} & \mathbf{I}_{y2} \\ \vdots & \vdots \\ \mathbf{I}_{x9} & \mathbf{I}_{y9} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_x \\ V_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{I}_{t1} \\ -\mathbf{I}_{t2} \\ \vdots \\ -\mathbf{I}_{t9} \end{bmatrix} \quad (9)$$

对式(9)采用最小二乘法计算出当前光流。对拍摄图像进行特征点提取与匹配, 利用本征矩阵进而解算出相机间的相对位姿。

在恢复特征点三维坐标的过程中, 由于受到噪声的影响从而导致了重建误差的累加, 本文最后采用光束平差的方法, 通过不断调整三维点坐标与相机参数来减小误差, 从而使得反向投影点与图像特征点之间距离的平方和最小。

$$dis = \min \sum d(m, \tilde{m})^2 \quad (10)$$

式中: \tilde{m} 为空间点的反向投影点; m 为对应的特征点。

2 点云配准

运动结构恢复算法给我们提供了大量的物体表面点云信息, 同时巨大的数据量大大增加了点云处理的效率, 因此通常会对采集到的点云进行数据精简, 点云降采样是最常用的一种方法, 该方法能够在保持点云大部分特征的同时有效地减少数据量。

三维点云配准技术的目的在于求解出两片点云之间的旋转平移关系。本文拟采用 ICP 算法来对不同时刻的点云数据完成配准。假设存在两组点云数据。

$$\mathbf{p} = \{\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_n\} \quad (11)$$

$$\mathbf{p}' = \{\mathbf{p}_1', \dots, \mathbf{p}_n'\} \quad (12)$$

寻找欧式变换 \mathbf{R}, \mathbf{t} 使得

$$\mathbf{p}_i = \mathbf{R}\mathbf{p}_i' + \mathbf{t} \quad (13)$$

对式(13)构造最小二乘问题, 求得使误差平方和最小时 \mathbf{R}, \mathbf{t} 。

$$\min_{\mathbf{R}, \mathbf{t}} J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{p}_i - (\mathbf{R}\mathbf{p}_i' + \mathbf{t}) \right\|_2^2 \quad (14)$$

首先定义两组点的质心, 并将两组数据去中心化:

$$\begin{aligned} \mathbf{p} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i \\ \mathbf{q}_i &= \mathbf{p}_i - \mathbf{p} \\ \mathbf{p}' &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{p}_i' \\ \mathbf{q}'_i &= \mathbf{p}'_i - \mathbf{p}' \end{aligned} \quad (15)$$

计算此时的旋转矩阵:

$$\mathbf{R}^* = \arg \min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \left\| \mathbf{q}_i - \mathbf{R}\mathbf{q}'_i \right\|_2^2 \quad (16)$$

旋转矩阵具体计算方法是首先定义矩阵 \mathbf{H}

$$\mathbf{H} = \mathbf{q}'_i \times \mathbf{q}'_i^T \quad (17)$$

将 \mathbf{H} 进行 SVD 分解

$$\begin{aligned} [\mathbf{U}, \mathbf{S}, \mathbf{V}] &= \text{SVD}(\mathbf{H}) \\ \mathbf{R}^* &= \mathbf{V}\mathbf{U}^T \end{aligned} \quad (18)$$

利用式(18)求得的 \mathbf{R} 再次求解 \mathbf{t} 。

$$\mathbf{t} = \mathbf{p} - \mathbf{R}^* \mathbf{p}' \quad (19)$$

3 实验结果及分析

本文实验首先使用 MATLAB 自带的棋盘格标定工具对相机进行标定, 之后利用该相机对卫星模型进行 3 个角度的拍摄, 卫星模型如图 1 所示。

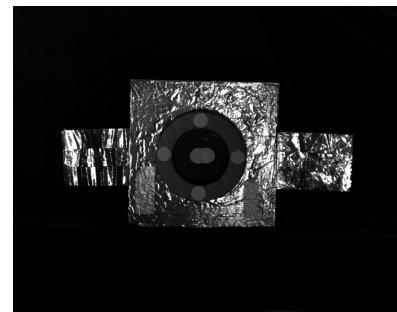


图 1 卫星模型
Fig. 1 Satellite model

通过标定得到的相机内参数矩阵为:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1243.252 & 0 & 725.596 \\ 0 & 1241.988 & 528.634 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

相机的畸变系数为:

$$\mathbf{k} = [0.276 \quad -1.336]^T \quad (21)$$

相机的平均重投影误差为 0.114 个像素。

之后分别对拍摄图片采用距离阈值匹配与光流匹配的运动恢复结构算法, 获得了物体表面特征点在不同角度下的图像坐标以及相机间的相对位姿, 利用三角测量法根据视差原理将特征点三维坐标均恢复到以 1 号相机坐标系作为世界坐标系的

空间中，完成特征点的三维重构。在实际测量中大量的噪声会造成相机的姿态与特征点三维坐标出现较大的误差，通常在每个重建的最后过程都会采用光束平差法来优化相机参数矩阵与特征点的三维坐标来最小化重投影误差从而达到最佳的重构效果，所得结果分别如图 2~3 所示。

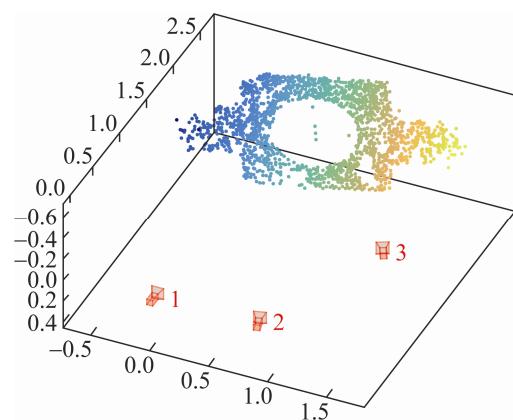


图 2 基于阈值匹配的特征点重构

Fig. 2 Feature point reconstruction based on threshold matching

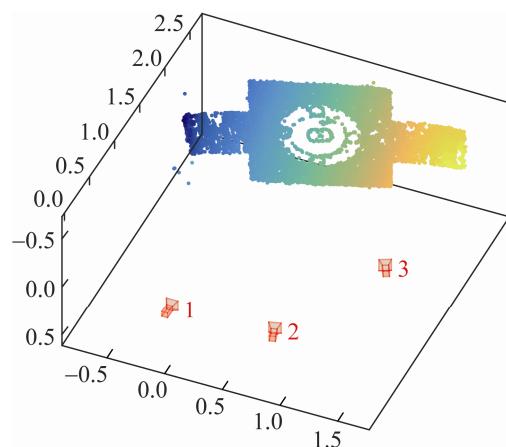


图 3 基于光流匹配的特征点重构

Fig. 3 Feature point reconstruction based on optical flow matching

从图 3 中可以看出相比于图 2 的距离阈值匹配，基于光流匹配的运动恢复结构算法能更详细的反应被测物体结构信息。

定义 1 号相机坐标系为世界坐标系，通过分解本征矩阵可得另外两个相机相对于世界坐标系的位姿：

$$\mathbf{R}_{21} = \begin{bmatrix} 0.965 & -0.012 & 0.261 \\ 0.023 & 0.999 & -0.037 \\ -0.261 & 0.042 & 0.965 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\mathbf{T}_{21} = [0.911 \quad -0.016 \quad 0.039]^T$$

$$\mathbf{R}_{31} = \begin{bmatrix} 0.889 & 0.012 & 0.457 \\ 0.078 & 0.981 & -0.179 \\ -0.450 & 0.195 & 0.871 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\mathbf{T}_{31} = [1.743 \quad -0.702 \quad 0.392]^T$$

相机拍摄位置不变，将初始点云依次绕 x , y , z 轴逆时针旋转，旋转角度为 ω , φ , k 来表示物体在不同时刻下获取到的点云数据。为了减少计算量，降低特征点数目，对点云进行格点降采样。首先创建一个包含所有特征点的长方体包围盒然后将该包围盒区域均匀的分成小栅格，这样就获得了包含三维点的空间格体，选取距离格子中心点最近的三维点作为该格子内的采样点，从而达到对点云降采样的目的，如图 4 所示。最后利用降采样数据采用 ICP 算法计算出旋转后的点云相对于初始点云的位姿。

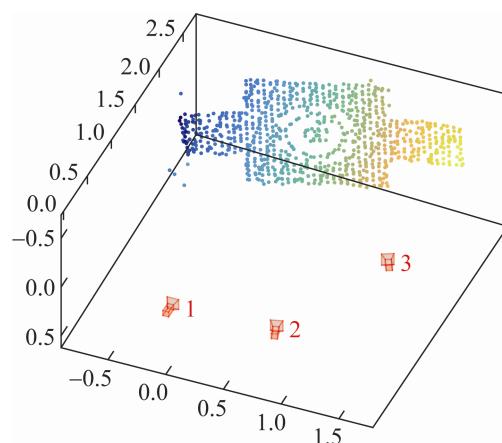


图 4 点云降采样

Fig. 4 Point cloud downsampling

计算得到的旋转矩阵分别为：

$$\mathbf{R}_1 = \begin{bmatrix} 0.993 & -0.077 & 0.093 \\ 0.085 & 0.993 & -0.080 \\ -0.086 & 0.087 & 0.992 \end{bmatrix} \quad (24)$$

$$\mathbf{R}_2 = \begin{bmatrix} 0.970 & -0.142 & 0.198 \\ 0.172 & 0.975 & -0.141 \\ -0.173 & 0.171 & 0.970 \end{bmatrix} \quad (25)$$

$$\mathbf{R}_3 = \begin{bmatrix} 0.933 & -0.184 & 0.308 \\ 0.249 & 0.951 & -0.186 \\ -0.259 & 0.251 & 0.933 \end{bmatrix} \quad (26)$$

根据旋转矩阵与角度的转换关系可得点云的旋转角度。

表 1 描述了目标在旋转过程中, 相对于初始位置的偏差角度。从表 1 数据中可以看出当目标绕坐标轴旋转时, 利用降采样的点云数据计算得到的目标绕 x 轴的最大旋转误差为 0.044° , 绕 y 轴的最大旋转误差为 0.047° , 绕 z 轴的最大旋转误差为 0.108° , 验证了本文应用的方法能够准确估计位姿, 可以应用于实际测量中。

表 1 旋转角度误差

Tab. 1 Rotation angle error /°

目标位置	ω	ω 误差	φ	φ 误差	k	k 误差
旋转 5°	5.021	0.021	4.953	-0.047	4.892	-0.108
旋转 10°	9.994	-0.006	9.961	-0.039	10.058	0.058
旋转 15°	15.044	0.044	14.997	-0.003	14.923	-0.077

4 结论

本文采用了基于 ICP 算法的非合作目标特征点云配准优化算法, 该方法解决了非合作目标无法提供有效合作信息从而导致的位姿测量技术局限性, 利用光流法作为特征点匹配方法, 并通过迭代算法进行位姿估计求解。实验结果表明: 当物体发生旋转运动时, 对降采样数据利用 ICP 算法得到的目标绕坐标轴旋转角度最大误差不超过 0.11° 。

参考文献:

- [1] Guo Y, Sohel F, Bennamoun M. 3D Object Recognition in Cluttered Scenes with Local Surface Features A Survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2014, 36(11): 231-235.
- [2] 张蒙. 基于改进的 ICP 算法的点云配准技术[D]. 天津: 天津大学, 2013.
Zhang Meng. Registration Technology of Point Cloud Based on Improved ICP Algorithm[D]. Tianjin: Tianjin University, 2013.
- [3] Li X, Shi Z, Chen H. Current Status and Trends of Aeroengine Blade Profile Metrology[J]. Journal of Beijing University of Technology (S0254-0037), 2017, 43(4): 557-565.
- [4] 单波. 三维点云数据中的目标识别方法研究[D]. 深圳: 深圳大学, 2016.
Shan Bo. Research on Target Recognition Method in 3D Point Cloud Data[D]. Shenzhen: Shenzhen University, 2016.
- [5] 洪裕珍. 空间非合作目标的单目视觉姿态测量技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2017.
Hong Yuzhen. Research on Pose Estimation for Space Non-cooperative Targets Based on Monocular Vision[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2017.
- [6] 王珂, 陈小梅, 韩旭. 具有同心圆特征的非合作目标超近距离姿态测量[J]. 光电工程, 2018, 45(8): 86-94.
Wang Ke, Chen Xiaomei, Han Xu. Research on Pose Measurement between Two Non-cooperative Spacecrafts in Close Range Based on Concentric Circles[J]. Opto-Electronic Engineering, 2018, 45(8): 86-94.
- [7] 杨帆, 常俊飞. 基于一致性球的点云配准算法研究[J]. 大地测量与地球动力学, 2018, 38(1): 91-95.
Yang Fan, Chang Junfei. Point Cloud Registration Algorithm Based on the Consistency of the Ball[J]. Geodesy and Geodynamics, 2018, 38(1): 91-95.
- [8] 刘盈, 吕开云. 基于四参数-ICP 的点云配准研究[J]. 江西测绘, 2018, 116(2): 63-66.
Liu Ying, Lü Kaiyun. A Study on Point Cloud Registration Based on Four Parameters and ICP[J]. Jiangxi Cehui, 2018, 116(2): 63-66.
- [9] Martinez D, Alenyà G, Torras C. Relational Reinforcement Learning with Guided Demonstrations[J]. Artificial Intelligence (S0004-3702), 2017, 247: 295-312.