

A Registration Algorithm Basing on the Known Translations of Different Regions in the Object

Jun Li

Zhongke Suzhou Institute of Machine Vision Technology, Suzhou, Jiangsu, 215000, China

Abstract

Considering the problem about point cloud registration when the target object's size is large and the 3D camera field of view is small. Based on the high precise objective table, a registration algorithm constrained by objective table's translation is proposed. In this way, the optimal registration is searched in a spherical domain. In order to Improve the accuracy, the mapping relations according to the normals and edges of point cloud are used. The smoothing about the objective table's initial estimated position is used to make the initial estimated position closer to the true registration position. The Effectiveness is illustrated by a lot of experiments.

Keywords

computer vision; computer graphics; point cloud registration; optimization; moving smoothing

基于平移距离约束的点云拼接算法

李俊

中科苏州机器视觉技术研究院, 中国 · 江苏 苏州 215000

摘 要

针对用小视野3D相机对大尺寸物体进行分区拍摄拼接的问题, 利用高精度的载台平移输出量, 提出了基于平移距离约束, 在球面区域上优化配准位置, 同时用点对间法向特征与边缘特征改善配准精度的点云拼接算法。并根据已拼接的子区域, 采用对当前考察的子区域预估平移向量做平滑的方式, 确保远离载物台起始拍摄位置的子区域, 也能获得接近真实平移向量的预估值, 从而保证拼接算法的收敛。大量实验也证明了所提算法的有效性。

关键词

计算机视觉; 计算机图形学; 点云配准; 优化; 移动平滑

1 引言

在工件的机器视觉精度测量领域, 需要首先获得被测物的完整 3D 点云。拍摄场景一般是将被测物置于载台上, 3D 相机从上方对被测物进行拍摄。当物体尺寸超出相机视野时, 采用对被测物进行分区域拍摄, 然后将各区域点云拼成一体的方式, 来获取目标完整点云。为了配合相机拍摄目标各区域, 载台需进行 X 、 Y 、 Z 三个方向的平移, 以便将各子区域呈现在 3D 相机的视野与景深中。如何将载台平移后拍摄的各子区域点云, 精确地拼接成一个整体, 就是本文研究的点云平移拼接问题。

点云配准的发展路线主要有两条, 第一条是基于迭代优化的点云配准, 包括文献 [1]、[2]、[3]; 第二条是基于深度神经网络的点云配准, 包括文献 [4]、[5]。迭代优化的配

准方式精度较高, 但容易因点对关联错配而使算法收敛到局部最优, 造成不合理的配准结果。深度神经网络的方式能提取高维点云特征, 有利于提高点对关联的正确性, 但需要大量训练样本。且深度学习模式本质上是对以往训练样本的优化, 而对当前测试样本只是预测, 故对新样本配准的不确定性较大。现有的点云配准算法, 都未考虑利用高可信度约束条件来辅助配准的方案。在工业测量场景中, 是可以提供高精度的载台拍摄位置的。例如带光栅尺的载台在各坐标轴上的移动距离可精确到 $1\mu\text{m}$, 而工件测量中精度指标一般在 $10\mu\text{m}$ 以上, 所以载台输出的移动距离可作为真值。虽然载台与相机的坐标系无法做到完全平行, 但平移距离在两个坐标系下是相同的, 因此缺的只是载台平移方向在相机坐标系下的表达。借助已知载台平移量, 将对最优拼接位置的搜索, 限定在半径为平移距离的球面定义域而非全空间, 可极大避免拼接算法收敛到局部最优的错误拼接位置, 这正是本文研究工作的价值所在。

【作者简介】李俊 (1979-), 男, 中国湖南株洲人, 博士, 高级工程师, 从事机器视觉、计算机图形学、图像处理研究。

2 算法推导

由于载台平移距离已知，故要解决的问题就是如何估计平移方向在相机坐标系下的表达，下面将详细推导其算法流程。又因为可通过安装调整或初始位置标定，使载台与相机的坐标系接近平行，所以不失一般性，后续讨论均建立在两个坐标系夹角较小的情况下。

2.1 基于点云法向估计平移方向

通过载台平移，相机拍摄了物体表面的 m 个子区域点云 pc_i ($i=1, \dots, m$)。相邻 pc_i 有部分重叠， pc_i 中各点的 3D 坐标在相机坐标系 S_c 下的表达为 $p_k^i = (x_k^i \ y_k^i \ z_k^i)$ ($k=1, \dots, n$)， n 为点云的点数。以 pc_1 拍摄时载台所处位置为载物台坐标系 S_l 原点，可由载台输出各 pc_i 拍摄时的平移向量 $\vec{d}_i^t = (dx_i^t \ dy_i^t \ dz_i^t)$ ，这是平移向量在 S_l 下的表达。于是 $\vec{d}_i^t$ 在 S_c 下的表达 $\vec{d}_i^c = (dx_i^c \ dy_i^c \ dz_i^c)$ 可表示为

$$\begin{bmatrix} dx_i^c \\ dy_i^c \\ dz_i^c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \alpha & 0 & \sin \alpha \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin \alpha & 0 & \cos \alpha \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dx_i^t \\ dy_i^t \\ dz_i^t \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中 α 、 β 分别为 S_c 绕其 Y 轴、 Z 轴的旋转角。

令 PC_h 表示由 pc_i ($i=1, \dots, h$, $h < m$) 拼接后的点云，则待拼入点云 pc_{h+1} 中各点原始坐标 p_k^{h+1} ，在拼接后生成的新坐标 $\hat{p}_k^{h+1} = (\hat{x}_k^{h+1} \ \hat{y}_k^{h+1} \ \hat{z}_k^{h+1})$ 用下式计算

$$\hat{p}_k^{h+1} = p_k^{h+1} + \vec{d}_{h+1}^c \quad (2)$$

因为 pc_i 都是通过载台平移后拍摄的，各子区域间没有发生旋转，所以点云间能配准的点对必定具有相似法向。

另外，由于平移的方向角 α 与 β 都很小，这意味着点云间待配准的点对，其距离很近。因此，在建立点云间的点对关联时，其判断依据应同时包含两条准则：一是关联点对间的距离小于指定阈值；二是关联点对间的法向夹角小于指定阈值。即

$$q_k^h = \arg \min_{q \in PC_h} \{ \|q - \hat{p}_k^{h+1}\| \mid \|q - \hat{p}_k^{h+1}\| < \gamma, \quad \vec{n}(\hat{p}_k^{h+1}) \cdot \vec{n}(q) > \cos(\theta) \} \quad (3)$$

其中 $\vec{n}(\bullet)$ 为法向， γ 为邻域半径阈值， θ 为法向夹角阈值， $q_k^h = (x(q_k^h) \ y(q_k^h) \ z(q_k^h))$ 就是 PC_h 中与 $\hat{p}_k^{h+1}$ 关联的点。

根据点到面 ICP 配准的法向对齐原则，需满足 $\hat{p}_k^{h+1}$ 到 q_k^h 的向量与 q_k^h 的法向 $\vec{n}(q_k^h) = (nx(q_k^h) \ ny(q_k^h) \ nz(q_k^h))$ 垂直。再考虑到 α 与 β 都很小，可将式 (1) 线性化，并结合式 (2) 得到基于点云法向对齐原则的载台平移方向角估计

方程

$$\begin{aligned} & (nz(q_k^h)dx_{h+1}^t - nx(q_k^h)dz_{h+1}^t)\alpha \\ & + (ny(q_k^h)dx_{h+1}^t - nx(q_k^h)dy_{h+1}^t)\beta \\ & = nx(q_k^h)(x_k^{h+1} - x(q_k^h) + dx_{h+1}^t) \\ & + ny(q_k^h)(y_k^{h+1} - y(q_k^h) + dy_{h+1}^t) \\ & + nz(q_k^h)(z_k^{h+1} - z(q_k^h) + dz_{h+1}^t) \end{aligned} \quad (4)$$

2.2 基于点云边缘估计平移方向

点到面 ICP 能使得配准点在具有相同法向的邻近点间滑动，不易陷入局部最优，但也会因为以法向为配准特征时，点云中有太多点具有相同的法向特征，易出现点对关联错配，导致配准后的点云在满足式 (4) 的前提下，仍在坐标系 S_c 的 XOY 面上出现较大拼接误差，这种情况在点云重叠处为大块平面时尤易发生。为了克服该缺陷，本文引入点云边缘特征来进一步对齐参与拼接的点云。

边缘点可定义为：在坐标系 S_c 的 X 、 Y 方向上，一个小领域内的所有点，若它们 Z 值的最大与最小之差超过给定阈值，就将该领域内的点都作为边缘点。于是点云 pc 中的边缘点集 E 可表示为

$$E = \{q \mid \max_z N_{xy}(p_i) - \min_z N_{xy}(p_i) > \lambda, \quad q \in N_{xy}(p_i), \quad q, p_i \in pc, \quad i = 1, \dots, n\} \quad (5)$$

其中 n 为 pc 的点数， $N_{xy}(p_i)$ 为点 p_i 在 XOY 面一个小领域内的所有点， $\max_z N_{xy}(p_i)$ 、 $\min_z N_{xy}(p_i)$ 分别为邻域 $N_{xy}(p_i)$ 内全体点的最大与最小 Z 值， λ 为边缘深度差阈值。

当 3D 相机从上向下拍摄时，边缘侧面因视角遮挡，导致采样点稀疏，且它们的 Z 值精度较差，所以边缘点集 E 仅被用来进行 XOY 面内的点云对齐。于是只需针对已拼接点云 PC_h 与待拼入点云 pc_{h+1} 中各自的边缘点集 E_h 、 $\bar{E}_{h+1}$ ，在 XOY 面内根据最近邻原则建立点对关联，进而建立关于 X 、 Y 两轴的边缘点到点 ICP 方程

$$\begin{cases} x_g^{h+1} + dx_{h+1}^t + \beta dy_{h+1}^t + \alpha dz_{h+1}^t = x_g^h \\ y_g^{h+1} - \beta dx_{h+1}^t + dy_{h+1}^t = y_g^h \end{cases} \quad (6)$$

其中 $(x_g^{h+1} \ y_g^{h+1})$ 、 $(x_g^h \ y_g^h)$ 分别为 $\bar{E}_{h+1}$ 、 E_h 中建立起关联的点对 e_g^{h+1} 、 e_g^h 的 2D 坐标， G 为关联点对的数量， $g = 1, \dots, G$ 。联立式 (4)、(6)，即可求解旋转角 α 与 β ，然后将旋转角代入式 (1)，就可完成当前步的平移向量 $\vec{d}_{h+1}^c$ 更新。如此经多轮迭代，平移向量 $\vec{d}_{h+1}^c$ 将趋近其真实值。

2.3 初始平移方向的平滑估计

由于在标定位置标定的 S_l 与 S_c 间的坐标变换总会存在误差，随着拍摄位置远离标定位置，旋转角标定误差造成待拼入点云 pc_{h+1} ，相对于已拼接点云 PC_h 的位置偏差，会逐渐放大，以至 PC_h 超出 pc_{h+1} 的搜索邻域，从而导致无法建

立两个点云间的点对关联，也就无法做拼接计算。如果采用扩大邻域范围的方式来处理，容易造成点对关联出现大量错配，影响拼接精度。为此，本文采用对初始平移向量做平滑的方式来解决该问题，即 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 在坐标系 $\mathbf{S}_c$ 下的初始平移向量 $\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c$ 由两部分共同决定：一是最近邻的已拼入子区域点云 $\mathbf{pc}_f$ 在 $\mathbf{S}_c$ 下的平移向量 $\bar{\mathbf{d}}_f^c$ ，二是待拼入点云 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 在 $\mathbf{S}_t$ 下的 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t$ ，相对于 $\mathbf{pc}_f$ 对应的 $\bar{\mathbf{d}}_f^t$ 之偏移量。即：

$$\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c = \frac{\bar{\mathbf{d}}_f^c + (\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t - \bar{\mathbf{d}}_f^t)}{\|\bar{\mathbf{d}}_f^c + (\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t - \bar{\mathbf{d}}_f^t)\|} \|\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t\| \quad (7)$$

由于 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 与 $\mathbf{pc}_f$ 邻近，所以两者间由于旋转角误差造成的偏移误差累积量较小，即 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t - \bar{\mathbf{d}}_f^t$ 相较于其他 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t - \bar{\mathbf{d}}_r^t$ ， $r \neq f$ ，更接近真值。所以 $\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c$ 也更接近真值，从而使拼接计算更容易收敛。式 (7) 获得的 $\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c$ ，与 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t$ 相比，只是调整了向量方向，向量长度保持不变。对于已拼接点云 $\mathbf{PC}_h$ 中与 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 最近邻子区域 $\mathbf{pc}_f$ 的编号 f 确认，可采用如下方式：

$$f = \arg \min_i \|\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t - \bar{\mathbf{d}}_i^t\|, \quad i = 1, \dots, h \quad (8)$$

至此，将各子区域点云 $\mathbf{pc}_i$ ($i=1, \dots, m$) 逐个拼接成一体。算法流程，可总结如下：

Step1. 对于当前待拼入的 $\mathbf{pc}_{h+1}$ ，根据式 (8)，在已拼入的 $\mathbf{pc}_i$ ($i=1, \dots, h$) 中找出 $\mathbf{pc}_f$ ；

Step2. 由式 (7) 获取 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 的平移向量初值 $\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c$ ；

Step3. 当第 k 轮迭代开始，在 $\mathbf{PC}_h$ 与 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 间由式 (3) 建立法向一致的点对关联；

Step4. 由式 (5) 提取点云 $\mathbf{PC}_h$ 、 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 的边缘点集 E_h 、 E_{h+1} ，并根据最近邻原则建立点对关联；

Step5. 基于 Step3、Step4 建立的点对关联，用式 (4)、(6) 计算当前迭代步的 α 、 β ；

Step6. 根据式 (1) 更新 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k)$ ，如果本轮的 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k)$ 相较于上轮迭代的 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k-1)$ ，误差 $\tilde{\mathbf{d}} = \|\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k) - \bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k-1)\|$ 小于给定阈值，或 k 达到迭代次数上限，则流程结束， $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^c(k)$ 就是最终优化的平移向量，并根据式 (2) 计算 $\mathbf{pc}_{h+1}$ 拼入 $\mathbf{PC}_h$ 后的新坐标，否则跳转 Step3。

为提升计算效率，所提算法可仅针对子区域点云经初始平移向量变换后的重叠区域实施。

3 实验

将 3D 相机固定在载台上方，向下拍摄载台上的物体，安装时只需做到载台坐标系 $\mathbf{S}_t$ 与相机坐标系 $\mathbf{S}_c$ 近似平行即可。3D 相机在 X 与 Y 方向的像素尺度为 $6.5\mu\text{m}$ ， Z 方向的精度为 $0.3\mu\text{m}$ 。移动载台使目标各局部区域依次呈现在相机的视野与景深中，载台在 $\mathbf{S}_t$ 下的平移量可精确到 $1\mu\text{m}$ ，数值可输出。拍摄时，载台的移动做到使两个相邻的子点云有 10%~30% 的视野重叠，且重叠区域存在法向各异的点集

或边缘点。采用本文提出的拼接算法时，式 (3) 中的法向夹角阈值 θ 设为 5 度，式 (5) 中邻域 $N_{xy}(p_i)$ 的窗口半径设为 1 倍点间距，边缘深度差阈值 λ 设为 16 倍点间距。

实验结果如图 1~图 6 所示，不同灰度点云代表载物台平移到不同位置时拍摄的目标子区域。图 1、图 2 分别展示了不使用和使用平移距离约束时的点云拼接效果。可见无约束时，算法陷入局部最优，法向与边缘均在局部对齐，但不是期望的拼接位置。而启动约束后，拼接正确。图 3 展示了未对初始平移向量进行平滑修正的情况下，即用 $\bar{\mathbf{d}}_{h+1}^t$ 而非 $\hat{\mathbf{d}}_{h+1}^c$ 作为初值，此时 3 块子点云 $\mathbf{pc}_i$ ($i=1, \dots, 3$) 的拼接效果。由于 $\mathbf{pc}_2$ (灰) 与 $\mathbf{pc}_1$ (白) 相邻，故能精确拼接。但 $\mathbf{pc}_3$ (黑) 距离 $\mathbf{pc}_1$ 较远，导致无法在 $\mathbf{pc}_3$ 的邻域内搜索到 $\mathbf{pc}_1$ 与 $\mathbf{pc}_2$ 的拼接点云，从而使 $\mathbf{pc}_3$ 未能参与拼接计算，出现了较大拼接误差。图 4 展示了完整使用本文算法后的拼接效果，3 块子区域点云精确地拼接为一体。图 5、图 6 是本文算法应用于其他拍摄物上的拼接效果。表 1 展示了在电脑 CPU 为 Intel i7-9700K 的配置下，本文算法在图 5、图 6 所示的两种不同点数规模场景中的计算耗时与误差。拼接误差的计算方式为：对于参与拼接的两个点云，其边缘点在各自表面上投影并形成拟合边，拟合边之间的最大距离作为拼接误差。对目标物分别进行 10 次实验，表 1 显示 10 次实验的最大拼接误差小于工程测量中常用的最小误差指标 ($10\mu\text{m}$)，故拼接精度满足使用需求。同时对于点数规模如此大的多个点云拼接，计算耗时可接受。

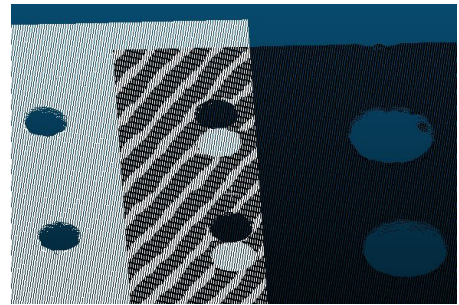


图 1 无移动距离约束拼接

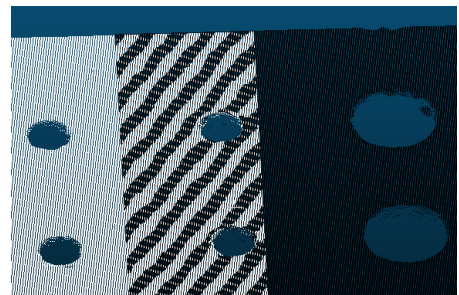


图 2 有移动距离约束拼接

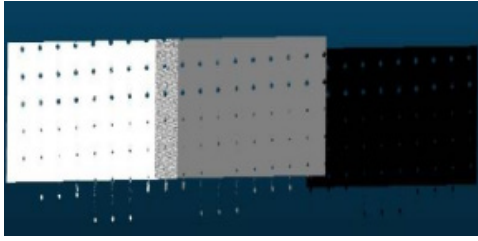


图 3 无初值平滑的拼接

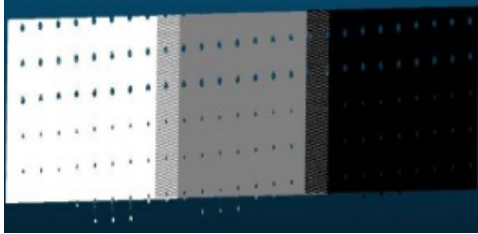


图 4 完整使用本文算法拼接

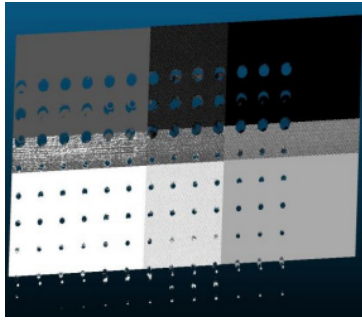


图 5 带孔工件点云拼接

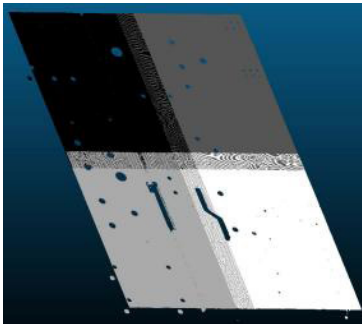


图 6 带槽工件点云拼接

表 1 拼接计算精度与耗时

	实验 次数	区域数	单个区域 点数	最大拼接误差 (μm)	完整拼接 耗时 (s)
带孔工件 (图 5)	10	4	1123000	5.79	2.82
带槽工件 (图 6)	10	4	4350000	4.09	5.18

4 结语

本文提出的基于平移距离约束的点云拼接算法, 利用已知的高精度载台平移量, 将对点云拼接所需平移向量的优化, 转换为对平移方向角的优化, 从而把最优解的定义域约束在一个固定半径的球面区域上。由于迭代计算的定义域被缩小, 降低了迭代收敛到局部最优的错误拼接位置之可能性。引入点云法向、边缘特征作为点云间的点对关联依据。同时使用这两种特征, 使法向特征侧重于对齐关联点对的 Z 坐标, 边缘特征侧重于对齐关联点对的 X 、 Y 坐标, 能有效解决法向特征缺乏唯一性与边缘点 Z 坐标值噪声大对拼接带来的干扰。并且利用已拼接邻近点云的优化后平移向量, 对新考察点云的预估平移向量进行平滑, 确保新考察的子区域点云初始预估位置相对于真实拼接位置的偏差, 不会因新点云逐渐远离第一个子区域的拍摄位置而不断变大, 从而使所有新考察点云都位于拼接算法的搜索邻域内, 以便算法顺利执行。通过实验进一步证明了此算法具有拼接精度高, 计算速度快的特点。总之, 对于 3D 相机与移动平台配合拍摄大尺寸物体的工程需求, 本文算法是一种有力的解决方案。

参考文献

- [1] 基于FPFH-ICP的三维工件点云配准方法研究.张泽鹏;赫森奥;张明泽等.信息与电脑,2022(13):54-57.
- [2] 基于ICP的工业测量三维点云配准算法研究.赵建春.科技创新与应用,2025(3):177-179.
- [3] 基于ICP配准的激光雷达相机联合标定算法.安晓宇;曹琼;霍鑫健等.今日自动化,2024(7):157-162.
- [4] 基于神经网络的多类物体三维位姿获取方法研究.李博;梁飒.消费电子,2022(2):20-21.
- [5] 改进PointNetLK的点云智能配准与位姿图优化方法.李荣华;董欣基;薛豪鹏等.宇航学报,2022(11):1557-1565.