

基于平面特征的深度图像配准

何文峰 查红彬

北京大学 信息科学中心, 北京, 100871

e-mail: {wenfeng, zha}@cis.pku.edu.cn

摘要：近年来，利用激光扫描仪获得的深度点云数据来进行场景的 3D 建模受到了广泛的关注。在不同视点的深度数据获取后，一个重要的工作是将不同视点得到的深度点云配准到一个统一的坐标系下。根据真实场景含有大量平面特征的特点，文中提出了利用平面特征来实现配准，平面特征是利用对深度图像进行分割得到的，同时，这些平面特征还将用到以后的建模中。实验结果显示了这种配准方法的准确性和鲁棒性。

关键词：激光扫描仪 点云 深度图像 深度图像分割 配准

Registration of Range Data Based on Planar Features

Wenfeng He, Hongbin Zha

Center for Information Science, Peking University, Beijing, 100871

e-mail: {wenfeng, zha}@cis.pku.edu.cn

Abstract: Recently, there has been a large interest in the 3D modeling of real scenes using range data scanned by laser sensors. After the range scans from different viewpoints are acquired, an important step is the registration of these different scans in a common frame of reference. Considering that there often exist a great number of planes in real scenes, we present a range registration method based on planar features. We segment the range data to get the planar features of the scenes, moreover, these features can also be used for the latter stage of modeling. The results of our experiments indicate that the method is accurate and robust.

Keywords: Laser scanner Point cloud Range image Segmentation Registration

1. 引言

对真实世界进行 3D 建模和再现，一直以来都是计算机视觉和计算机图形学研究的热门领域之一。随着近年来激光扫描仪的发展，利用它们已经可以得到真实场景的高精度的 3D 数据，因而利用这些准确的 3D 信息来构造真实世界的模型得到了很多关注。整个建模过程一般包含如下的步骤：数据的获取、数据的预处理、几何模型的重建、纹理映射等。

通过激光扫描仪得到的是一系列规则排序的点的三维坐标，但离散的点并不能有效的再现实物的表面，这就需要更好的表示办法，构建三角形网格是一种常用的办法，这就是前面所提到的几何模型的重建。然而，在这之前，还有一些重要的预处理步骤，本文就将集中描述这一部分。

在获得场景的数据后，我们对点云数据进行了基于平面的分割，分割提取出的平面特征可以帮助我们进行配准，另外，利用这些平面特征可以在后面的建模中将数据简化。对于从几个不同视点所获得的点云数据，我们需要将他们配准到同一个坐标系下，从而得到完整的场景模型，我们利用了分割得到的平面特征来帮助配准。

后面部分的安排如下：第 2 部分介绍了一些相关的研究工作，第 3 部分阐述了如何从点云

中提取平面，第 4 部分描述了利用平面来进行配准。第 5 部分给出了一些实验结果。最后是讨论和总结。

2. 相关的研究工作

利用激光扫描仪获取真实场景的 3D 数据并进而构建出具有真实感的 3D 模型涉及到了大量的工作。这之中，I. Stamos 和 P.Allen[1]实现了一个完整的系统，他们同时获取了室外大型建筑的深度图像和色彩图像，最终得到了一个具有色彩真实感的建筑物 3D 模型。S. F. El-Hakim 等人[2]搭建了自己的硬件平台，将激光扫描仪和照相机融合进一个 DCR 系统（数据采集和配准系统）中，也实现了场景的重建。Y.Yu 等人[3]在对真实场景建模的同时，将场景中的一些实物提取出来，从而可以编辑和移动。

H. Zhao[4]和 C. Frueh[5]将 2 台互相垂直的 2D 激光扫描仪固定到了汽车上，于是当汽车沿着道路前进时，扫描仪同时将道路两侧的建筑物表面的点云数据记录下来，这就可以快速的恢复出更大一级（如街区、城市）的场景模型。

在深度图像分割领域，一直吸引着很多人的研究兴趣。Besl 和 Jain 在[6]中提出了一个基于二次表面拟合的分割算法，具有很好的通用性。I. Stamos 和 P.Allen 在[1]中将上面的算法具体到了平面拟合，得到了相对简洁快速的算法。

在深度图像配准方面，Besl 和 McKay 提出了著名的 ICP（Iterative Closest Point）算法，这比基于特征的配准算法有更好的鲁棒性和准确性。但它需要一个不错的初始位姿估计。I. Stamos 和 P.Allen 在[1]中使用了直线作为特征来实现配准。Y.Yu 等人在[3]中则使用了激光扫描仪自带的靶标和软件[8]进行配准。马和张在[9]中详细描述了利用对应的三维特征进行运动分析。

3. 平面特征的提取

考虑到我们所建模的对象是室内或室外的场景而不是单个的物体，平面是这些场景中的一个典型元素。因此，我们选取了[1]中的方法来对深度图像进行分割，并提取出了其中的平面特征。

3.1 深度图像的获取

我们使用 CyraTechnologies,Inc.公司[8]的激光扫描仪 Cyrax2500 以及其自带软件 Cyclone3.1 来获得场景的 3D 数据。

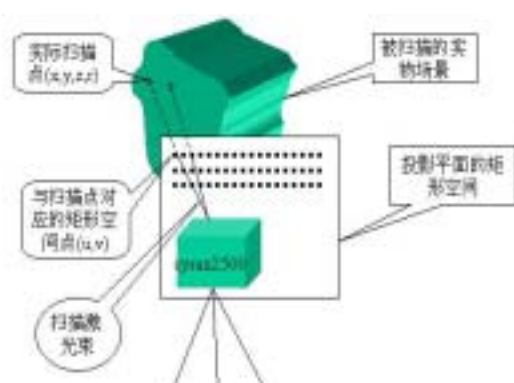


图 1 Cyrax2500 扫描示意图

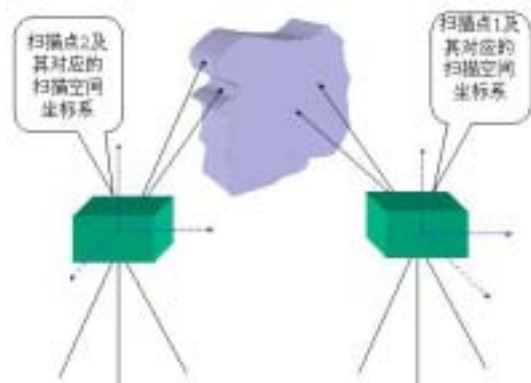


图 2 在不同的扫描点进行扫描

每一次扫描，我们会得到一组按照矩形顺序组织的点云数据，即所说的深度图像，如图 1 所示，在深度图像中，矩形空间上的每一点 (u, v) (u, v 分别代表该点的列值和行值)，都对应着一个 4 维向量 (x, y, z, r) 。其中 (x, y, z) 表示实际扫描点在扫描仪坐标系下的三维坐标， r 则表示激光束返回时的强度。

3.2 点的局部平面拟合

对深度图像上的每一点 P ，我们选取其 $k \times k$ 邻域来进行平面拟合。具体做法为：构造一个 3×3 的邻域点集的协方差矩阵 $A = \sum_{i=1}^N ((v_i - m)^T \cdot (v_i - m))$ 其中 v_i 是邻域中的点， m 为邻域点集的重心。又设拟合平面的法向量为 n 。则 n 应使得 $D = \sum_{i=1}^N ((v_i - m) \cdot n)^2$ 取得最小值。写成矩阵的形式为 $D = \sum_{i=1}^N ((v_i - m)^T n)^2$ 最后可得到 $D = n^T A n \dots \dots \dots (*)$

由于 n 是法向量，我们设 n 是单位化的，即有下式： $n^T n = 1$ ，欲使 D 最小，使用拉格朗日乘子法可得： $\frac{\partial}{\partial n} (D + \lambda(1 - n^T n)) = 0$ 由此有： $A n = \lambda n$ ，将上式代回到 $(*)$ 式中，可得 $D = n^T \lambda n = \lambda n^T n = \lambda$ 可见，使 D 最小的 n ，应该就是 A 的最小特征值所对应的特征向量。

在实际的计算中，我们设定了一个阈值 P_{thresh} ，如果求出 A 的最小特征值 λ_{min} 小于 P_{thresh} ，则认为拟合成功，将该点做上标志，并保存拟合平面的法向 n 。否则，认为拟合失败。

3.3 深度图像分割

经过上面的拟合操作，我们将深度图像中的点集划分成两部分：一部分是拟合失败的点，另一部分是拟合成功的点。在这一步里，我们忽略那些拟合失败的点，而对拟合成功的点作进一步的划分。划分的目标是使得在实际场景中处于同一表面的点被分到同一集合中去。

我们将满足一些条件的点都合并到同一个集合从而实现分割。因此首先要定义这些合并条件，包括如下两个条件：

- 1) 两点的拟合平面的法向的一致性：定义 $\alpha = \cos^{-1}(n_1 \cdot n_2)$
同时设定阈值 α_{thresh} 如果 α 小于此阈值，则满足条件。
- 2) 两点的拟合平面的距离的临近性：定义 $d = \max(|r_{12} \cdot n_1|, |r_{12} \cdot n_2|)$

其中 r_{12} 表示这两点之间的距离。并设定阈值 d_{thresh} 如果 d 小于阈值，则满足条件。

算法结束后，我们得到了若干个集合，同一集合里的点表示他们属于同一平面上。通过控制条件 1) 和 2) 中的阈值，可以得到不同的分割效果。

图 5 中的 b), d) 给出了我们实验中的一些分割结果。

4. 基于平面特征的配准

4.1 深度图像配准概述

我们从不同视点扫描得到的每一副深度图像中的 3D 数据都是相对于自己的扫描空间坐标系而言的，如图 2 所示。于是，如何将两个不同坐标系下的深度图像数据放到一个统一的坐标系下就成为获得一个完整的 3D 模型的关键一步。

深度图像的配准就是要解决这个问题，具体来说，存在一个 3×3 的旋转矩阵 R 和 3 维平移向量 t ，使得场景中任意一点 P 在扫描空间坐标系 1 中的三维坐标和其在扫描空间坐标系 2 中的三维坐标满足如下关系： $(x_p^2, y_p^2, z_p^2)^T = R(x_p^1, y_p^1, z_p^1)^T + t$ 配准的目标就是要找出满足上述条件的 (R, t) 。

4.2 基于对应特征的配准

基于对应特征的配准就是要在两幅深度图像中找到相对应的一组几何特征（可以是点、直线或平面等等），利用这组对应特征，求出上述 R 和 t 。

在配准中，最为简单和常用的几何特征是点。然而，手工选择对应点会带来较大的误差，特别对于大型场景而言。选择平面作为特征则具有更好的准确性和鲁棒性。在作完平面分割以

后，我们提取出了一系列平面，由于平面的面积大使得其清晰易辨，因而对应关系很好确定。另一方面，每一个平面都是对很多扫描点作拟合得到的，因此具有很好的鲁棒性。

4.3 基于平面特征的配准的实现

经过分割，我们得到了若干个点集，每一个点集对应了一个平面。我们仍使用在 3.2 中描述的方法对每个点集进行平面拟合，得到相应的法向量。于是，对每一个平面，我们用 (n, m) 来描述。其中 n 为该平面的法向量，而 m 为属于该平面的点集的重心。

我们通过交互的手段从两组深度点云数据中获得 k (后面会对 k 的取值加以限制) 对相对应的平面。不妨设在第一组点云中选取的第 i 个平面的法向和重心分别为 n_i 和 m_i ，与之对应的在第二组点云中的第 i 个平面的法向和重心分别是 n_i' 和 m_i' 。同时，我们为每一对平面特征设定一个取值在 $[0, 1]$ 的权值 w_i ，用来表示该平面特征在匹配中的重要程度。

于是，我们可以先求出旋转矩阵 R ，通过对 $\sum_{i=1}^k w_i \|n_i' - Rn_i\|^2$ 最小化得到。这个最小化可以利用四元数表示法解出 R 。设解出的旋转矩阵为 \hat{R} ，下面我们来计算平移向量 t 。这可以通过对 $\sum_{i=1}^k w_i (n_i'^T (m_i' - (\hat{R}m_i + t)))^2$ 作最小化来得到。对 t 求导，即可得到平移向量 t 。

4.4 基于平面配准的几点说明

4.4.1 关于 k 的取值

最少需要几对平面特征就可以得到 R 和 t ，这一点可以通过考虑假设 k 对平面完全匹配后物体或场景是否还有空间平移或旋转的自由度来判断。如果有，则显然不能唯一的确定 R 和 t ，也就无法求出他们。

当 $k=1$ 时，假设该平面匹配完成后，我们可以看到场景在不破坏匹配的条件下仍可以沿该平面法向作旋转，同时还可以在该平面上任意平移。如图 3 所示

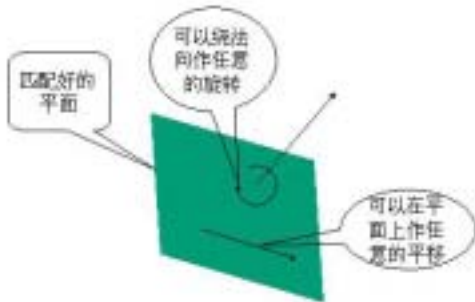


图 3 $k=1$ 时，匹配后仍有平移和旋转自由度



图 4 $k=2$ 时，匹配后仍有平移自由度

当 $k=2$ 时，已经没有旋转自由度了，但沿两个匹配好的平面的交线方向，仍然可以做平移而不破坏这两个面的匹配。如图 4 所示。

当 $k=3$ 时，无法再找到这样的自由度。此时，当选取的这 3 个平面不具有特殊关系时，将可以得到唯一的变换 (R, t) 。

当 $k>3$ 时，将会有冗余的平面特征对，但算法是用最小二乘实现的，因此这样会得到更为准确的变换。

4.4.2 对选取的平面的要求

显然，当选取的平面特征存在平行的平面时，在求 R 的过程中，这平行的一组平面的法向实际上只是相当于一个法向。因此，应尽量避免选取平行的平面作为特征。

结合 4.4.1 可知，至少应找到 3 个两两不平行的平面作为特征，才能完成配准。这也同时成

为基于平面特征进行配准的局限，因为在实际场景的不同视点的扫描点云中，有时可能很难找到这样的对应的 3 个平面。

4.4.3 对应平面法向的朝向一致性

在配准阶段求旋转矩阵 R 时，要求两组平面特征中相对应的平面法向的朝向具有一致性，即该法向在两个深度图像中都应该具有一致的朝向，比如都是垂直物体或场景的表面向外，或者都是向内。否则，将导致计算出错误的旋转变换。由于在 4.1 的平面拟合阶段，根据一组点集计算法向时并没有规定朝向问题，因此，可能会出现朝向不一致的情况。我们在匹配前通过交互的手段来调整法向的正负，这样就得到了一致的朝向。

4.4.4 平面特征权值的选择

在配准中，我们为每一对相对应的平面特征设定了一个权值，这使得我们可以调整这对平面在配准中的重要性。比如有的平面本身已属于冗余的，而在拟合时的效果也不是很好，这样，就可以将其权值改小。

我们可以根据平面的大小(平面点集所含点数的多少)，平面的拟合误差来调整权值的大小，这样可以得到更好地配准效果。

5. 实验结果

我们选取了一个室内场景并从两个不同的视点进行扫描，得到了两组点云数据。分割后，手工的选择了 3 组对应的平面对作为特征(天花板、门和一个墙面)，实验中对这三个特征都选用了缺省的权值 1。如图 5 所示，可以看到配准的结果还是令人满意的。

6. 结论

本文讨论了通过场景的深度点云数据重建场景的 3D 模型中的第一步：数据预处理。根据室内、室外场景的特点，我们选择了基于平面分割的方法，从场景中提取出了平面特征，得到了不错的结果。同时，这些平面特征又被用来帮助我们对不同的视点扫描的点云数据进行配准。配准后的结果将被用来构建完整的场景模型。

基于平面特征进行配准的方法能得到一个鲁棒的准确的结果，但存在一个问题，在 4.4.2 中已经提到，这使得有些情况无法使用这种方法。因此，我们在考虑加入别的特征如直线，来参与配准。

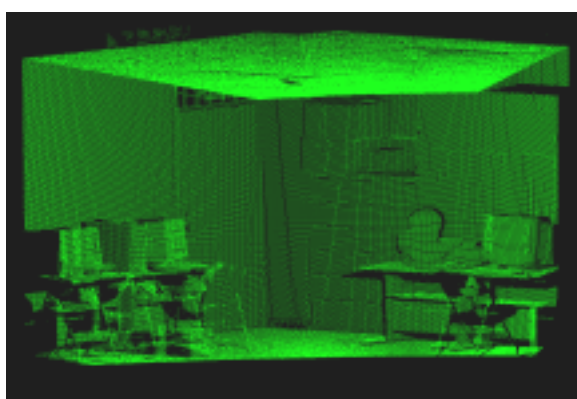
参考文献

- [1] I. Stamos, P. E. Allen, 3-D model construction using range and image data. Computer Vision and Pattern Recognition, Hilton Head Island, 2000, p.531-6
- [2] S. F. El-Hakim, C. Brenner, G. Roth, A multi-sensor approach to creating accurate virtual environments, JSPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 1998
- [3] Y. Yu, A. Ferencz, J. Malik, Extracting Objects from Range and Radiance Images, IEEE Trans, Visualization and Computer Graphics, vol.7., 2001
- [4] H. Zhao, R. Shibasaki, A system for reconstructing urban 3D objects using ground-based range and CCD sensors. In Urban Multi-Media/3D Mapping workshop, Institute of Industrial Science(IIS), The University of Tokyo, 1999
- [5] C. Frueh, A. Zakhori, 3D model generation of cities using aerial photographs and ground level laser scans, Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, USA, 2001, p. II-31-8, vol.2. 2
- [6] P. J. Besl, R. C. Jain. Segmentation through variable-order surface fitting. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 10(2):167-192, march 1988.
- [7] P. J. Besl, N. D. McKay, A Method for Registration of 3-D Shapes, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine

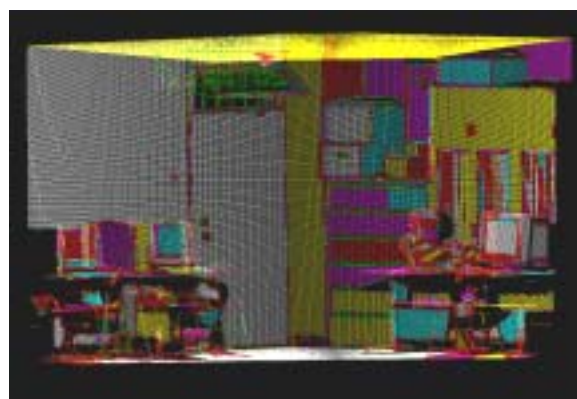
Intelligence, vol. 18, no. 5, pp. 239-256, May 1992.

[8] Cyra Technologies, Inc. Online documents, <http://www.cyra.com/>

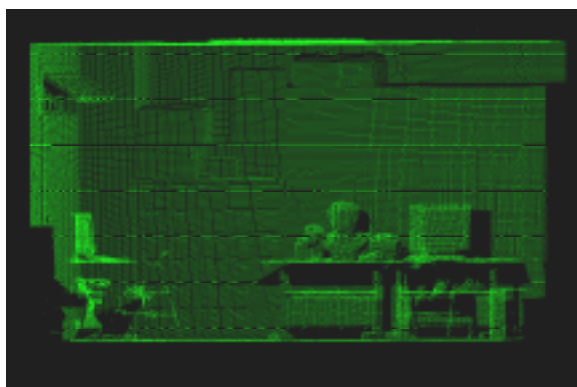
[9] 马颂德, 张正友著 《计算机视觉——计算理论与算法基础》科学出版社 1998



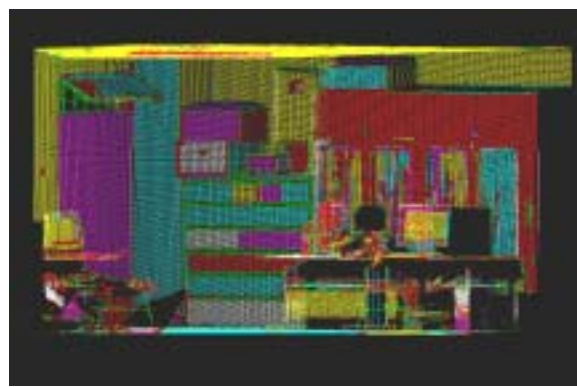
a) 视点 1 得到的扫描点云



b) 分割结果



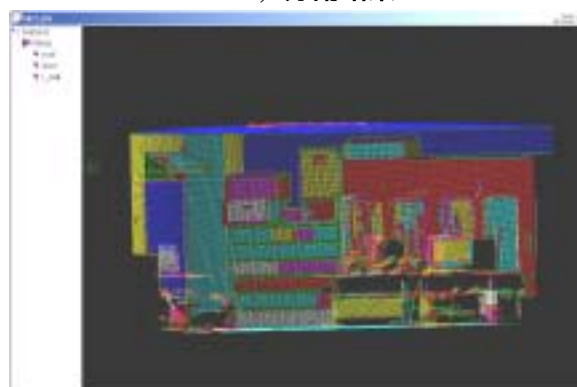
c) 视点 2 得到的扫描点云



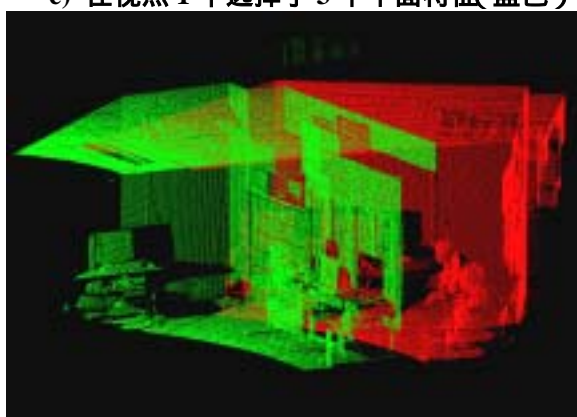
d) 分割结果



e) 在视点 1 中选择了 3 个平面特征(蓝色)



f) 在视点 2 中选择了相应的 3 个平面特征



g) 配准前, 将两个点云直接放在一个坐标系下



h) 配准后

图 5 室内场景的配准实验结果