

8-7-2020

Planar Structure Reconstruction for Indoor Scenes with KinectFusion

Chenjianong Cai

1. National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;;2. Visual Computing Center, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Shenzhen 518055, China;

Yifei Shi

1. National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;;2. Visual Computing Center, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Shenzhen 518055, China;

Xu Kai

1. National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;;2. Visual Computing Center, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Shenzhen 518055, China;

Dang Gang

1. National University of Defence Technology, Changsha 410073, 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.

Planar Structure Reconstruction for Indoor Scenes with KinectFusion

Abstract

Abstract: Online scanning and reconstruction with KinectFusion has greatly improved real-time reconstruction of indoor scenes with consumer depth camera. However, due to the limitation of depth resolution of current depth cameras, the quality of reconstructed scenes is in general unsatisfactory. This is especially true for planar structures which are commonly seen in indoor scenes and important in defining the major structure of an indoor room. *A novel method was proposed for extracting and reconstructing planar structures from point clouds of indoor scenes scanned acquired by KinectFusion.*

Keywords

KinectFusion, plane detection, 3D surface reconstruction, point cloud segmentation

Recommended Citation

Cai Chenjianong, Shi Yifei, Xu Kai, Dang Gang. Planar Structure Reconstruction for Indoor Scenes with KinectFusion[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(10): 2239-2245.

基于 KinectFusion 的室内场景平面结构重建

蔡晨贾农^{1,2}, 施逸飞^{1,2}, 徐凯^{1,2}, 党岗¹

(1.国防科学技术大学, 长沙 410073; 2.中科院深圳先进技术研究院可视计算研究中心, 深圳 518055)

摘要: 基于 KinectFusion 的在线扫描与重建技术极大改进了基于消费级深度摄像机的实时室内场景重建。由于目前多数深度摄像机的深度分辨率的限制, 使用 KinectFusion 扫描获得的三维模型数据的重建质量不能满足要求。特别是对室内场景模型中常见的平面结构。这些平面结构往往可以确定室内环境的主要结构。以基于 KinectFusion 扫描获得室内场景点云数据为基础, 提出了一种新的点云分割方法。该方法可准确识别和提取点云数据中的平面结构, 并对其进行三维重建。

关键词: KinectFusion; 平面检测; 三维表面重建; 点云分割

中图分类号: TP391.9

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 10-2239-07

Planar Structure Reconstruction for Indoor Scenes with KinectFusion

Cai Chenjianong^{1,2}, Shi Yifei^{1,2}, Xu Kai^{1,2}, Dang Gang¹

(1. National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;

2. Visual Computing Center, Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Shenzhen 518055, China)

Abstract: Online scanning and reconstruction with KinectFusion has greatly improved real-time reconstruction of indoor scenes with consumer depth camera. However, due to the limitation of depth resolution of current depth cameras, the quality of reconstructed scenes is in general unsatisfactory. This is especially true for planar structures which are commonly seen in indoor scenes and important in defining the major structure of an indoor room. A novel method was proposed for extracting and reconstructing planar structures from point clouds of indoor scenes scanned acquired by KinectFusion.

Keywords: KinectFusion; plane detection; 3D surface reconstruction; point cloud segmentation

引言

随着现实场景数字化的需求不断增加, 越来越多的研究开始将重心转向如何更加高效和精确地重建三维场景上来。以微软 Kinect 为代表的消费级深度摄像机的普及为三维场景的在线扫描与重建带来了便利, 基于 KinectFusion^[1]的在线三维扫描及重建技术在这样一个技术背景下应运而生。



收稿日期: 2015-06-14 修回日期: 2015-07-23;
基金项目: 国家自然科学基金(61202333, 61272334);
作者简介: 蔡晨贾农(1991-), 男, 内蒙古呼和浩特, 蒙古族, 硕士生, 研究方向为计算机图形学、三维重建; 施逸飞(1991-), 男, 江西萍乡, 博士生, 研究方向为计算机图形学、室内场景分析。

基于 KinectFusion 的在线扫描与重建技术极大改进了基于消费级深度摄像机的实时室内场景重建。然而由于目前多数深度摄像机深度分辨率的限制, 使用 KinectFusion 扫描获得的三维模型数据的重建质量在某些场合还不能满足要求。

室内环境中包含的物体可以分为两大类: 一类是构成室内环境支撑框架的平面结构, 如地面、墙面、桌面等, 这类物体表面面积较大, 容易识别, 且具有简单的几何结构; 另一类物体是除支撑框架外的其他物体, 这类物体相对第一类物体体积较小, 几何结构也相对复杂。

由于日常生活中人们对平面结构的接触非常频繁, 因此当观察一个场景模型时, 人们对平面

结构的识别和把握相对于其他物体更加敏感。由于消费级深度摄像机深度分辨率的限制,使用 KinectFusion 扫描获得的室内场景重建模型中的平面结构往往难以达到和被扫描平面相近的平整度,因此也最容易影响人们对场景整体重建质量的评估。如果能够用理想的平面结构代替粗糙的扫描平面,不仅能够降低重建数据的复杂度,还能够大大提高重建场景的整体重建质量。出于这个目的,本文对使用 KinectFusion 扫描获得的室内场景点云数据进行分析,采用一种新的点云分割方法区分和提取其中的平面结构,对平面结构进行基本几何重建,并代替原有的粗糙扫描平面。

本文第 2 部分首先对 KinectFusion 技术进行了简要介绍,并对点云分割和平面提取的研究现状进行了简明阐述,接着在第 3 部分提出了一种新的基于点云的平面检测与重建方法,分别从场景点云的分割和基于分割结果的平面提取两个部分介绍了本文的核心算法。文章的第 4 部分展示了采用本文提出的方法提取并重建的平面结构,并与经典 RANSAC 算法进行了对比分析。文章的第 5 部分分析了目前方法存在的不足并对后续工作进行了展望。

1 相关研究

1.1 KinectFusion

KinectFusion 在线三维扫描及重建技术^[1]通过 Kinect 深度摄像机对场景及物体进行实时扫描,获取 RGB 图像和深度图像。并以 Kinect 深度摄像机的起始位置为坐标原点构建体积网格(volume grid),将空间划分为大量很小的立方体,每个小立方体称为体素(voxel)。这是一种隐式表示表面的方法,每个体素中存储一个 SDF(Signed Distance Field)值,该值代表从这个体素出发到重建表面的最短距离,SDF 值为正时代表体素在表面前,为负时则代表体素在表面后,接近 0 时,该体素接近重建场景的真实表面。

由于 Kinect 深度摄像机自身并不带有类似陀螺仪的自身定位装置,因此在 KinectFusion 过程中每获取一帧新的数据,就需要将所获得的数据与现有的重建数据进行配准,从而推算出 Kinect 深度摄像机的具体空间位置坐标及朝向。配准过程使用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法^[2],计算新获得的深度数据坐标系到体积网格坐标系的变换矩阵,根据所得的变换矩阵计算 Kinect 当前的位置及朝向。

KinectFusion 技术能够实时重建扫描中获取到的三维场景数据,但需要存储数量相当庞大的体素数据,这严重制约了该技术重建场景的范围和精度,针对这个问题,Curless 和 Levoy 提出了 TSDF(Truncated Signed Distance Field)^[3]表示重建场景表面的方法,该方法仅存储与场景真实表面距离很近的几层体素,从而大大减少了 KinectFusion 的存储开销,Niessier 等人提出了 voxel hasing 存储方法^[4],将体素分组成 8x8x8 的体素块(voxel block),并将指向体素块的对应指针存储于构建的散列表中,这样的无结构层次的存储方式进一步节省了存储开销,使得 KinectFusion 的重建范围得到进一步扩展。

1.2 点云分割

目前的点云分割技术可以大致分为两种类型。

第一类点云分割技术以基本体匹配(primitive fitting)^[5-6]为基础进行分割,该方法使用一些基础的形状对点云的各个部分进行匹配,这些基础形状包括平面,圆柱体和球体等。然而基本体匹配对于具有任意形状物体的点云难以达到很好的分割效果。

第二类点云分割技术将点云分割问题看作一个 Markov Random Field(MRF)分割问题^[7-9]。Golovinskiy 等人实现了一种方法^[8],通过对构建的 K-邻近图(K-nearest graph)进行最小分割从背景(background)中提取前景(foreground),从而计算分割结果。该方法一次只能分割出一个物体。

Johnson-Roberson 等人提出了基于一些选种法实现的全局多物体分割方法^[9]。该方法对初始选择的种子点非常敏感。一般来说, 基于 MRF 的分割方法的性能和种子的选择策略息息相关。

1.3 平面提取

从点云中提取平面是场景重建的重要步骤, 这将有利于更好地分析和重建整个场景。

目前比较常用的平面提取方法是基于 RANSAC(RANdom SAMple Consensus)的平面匹配^[5]。该方法能够很好地适应不同规模且包含不同数目平面的点云数据。

RGBD 数据同样可以进行平面提取, 通过对 RGBD 图像进行分析, 从中裁切出属于平面区域的边界, 可以将输入数据转化为三维空间中的 mesh 表示。

最近, Monzpart 等人实现了一种利用多种不同的平面将人工场景原始扫描数据重建为完整场景的方法^[10], 该方法综合考虑点云的局部和全局特性对原始点云数据进行适应和调整。

2 基于点云的平面检测与重建

室内场景中的平面通常是场景中较大且具有规则几何结构的物体, 即使扫描得到的点云包含很多噪点和漏洞, 平面提取相对于物体分割仍然是比较简单的工作。

图 1 展示了本文采用的算法流程。首先使用 KinectFusion 扫描得到一个室内场景点云(图 1(a)), 接着对点云进行过分割(over-segment)^[11]处理, 将点云数据分割为多个 patch(图 1(b)), 根据 patch 的标记从中选择平面 patch, 提取到点云中的平面部分(图 1(c))。对获得的平面点云进行最小二乘平面拟合及边界裁剪, 得到重建的平面(图 1(d)), 并取代原点云数据中的平面点云(图 1(e))。

采用传统的基于 RANASAC 的基本体匹配的平面分割方式能够产生一个匹配平面, 关键问题因此转化为如何确定一点是否属于平面, 然而在

室内场景点云中, 桌面等支撑平面上往往包含很小或很薄的物体, 依靠设定点到平面距离的固定阈值将可能导致大量非平面的点被错误地划分为平面点。本文将平面检测问题看做一个标记问题, 综合考虑平面的几何结构和颜色特征, 以保证得到的平面点云数据不包含过多不属于平面的点。

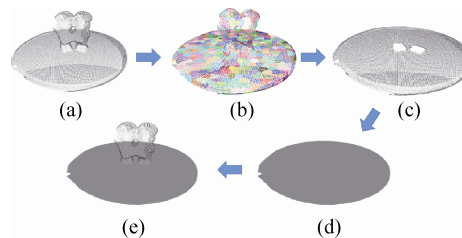


图 1 算法的基本流程

2.1 场景点云的分割

我们首先使用 Papon 等人提出的方法对场景点云进行过分割(over-segment)^[11], 并根据得到的分割结果构建 patch graph, 定义为 $G_p = (V_p, \square_p)$ 。本文并没有采用基于固定距离阈值判别点是否属于平面的方法, 而是给分割得到的每个 patch 一个标记, 记为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, 其中, $x_i \in \{0, 1\}$ 。当 $x_i = 1$ 时, patch P_i 属于平面, 当 $x_i = 0$ 时, patch P_i 不属于平面。我们将标记问题转化为求解在 patch graph G_p 上的 graph cut^[12]问题, 定义能量公式如下:

$$E(X) = \sum_{u \in V_p} E_d(x_u) + \sum_{(u,v) \in E_p} E_s(x_u, x_v) \quad (1)$$

$$\text{其中 } E_d(x_u) = \begin{cases} \delta, & \text{if } x_u = 1 \\ \left(1 - \frac{p}{p_{\max}}\right) \cdot \left(1 - \frac{d}{d_{\max}}\right) \cdot \cos \theta_{u,l}, & \text{if } x_u = 0 \end{cases}$$

上式中 δ 为一个常量, 这里取为 0.9。 d 为 u 的中心到平面的距离, p 为 patch P_u 的平面度(planarity), 与此对应, d_{\max} 和 p_{\max} 代表了对应 d 和 p 的最大值。 p 可以通过计算 patch P_u 上所有的点到其对应最小二乘匹配平面距离的平均值得到。 $\theta_{u,l}$ 为 P_u 的平均法向量与匹配平面法向量的夹角。

平滑项 E_s 定义如下:

$$E_s(x_u, x_v) = w_c \cdot E_c + w_p \cdot E_p + w_n \cdot E_n \quad (2)$$

其中 w_e, w_p, w_n 为权重常量, 取 $w_e = 0.2, w_p = 0.3, w_n = 0.5$. E_c 和 E_p 可通过计算 u 和 v 之间颜色和平面度的直方图的卡方距离 (chi-square distance) 求得, 我们将他们单位化到 (0,1) 区间内。平面度直方图的计算方法为: 首先计算该 patch 的最小二乘平面, 之后构建该 patch 内各点到该最小平面距离的直方图。 E_n 表示法向量的差异, 计算公式会因凹凸性而不同, 一般情况下, E_n 的计算公式可表示为:

$$E_n(x_u, x_v) = 1 - \eta(1 - \cos \theta_{u,v}) \quad (3)$$

其中 $\theta_{u,v}$ 为 patch P_u 和 patch P_v 平均法向量的夹角。 η 的取值需要依条件而定, 若两个相邻 patch 构成一个凸反角(convex dihedral angle), 则取 $\eta = 0.01$, 其他情况下取 $\eta = 1$, 由此保证分割围绕着凹区域进行。这几个项使得相邻的 patch 倾向于被分为同一类。这里我们采用 alpha-expansion 方法计算(1)中的能量方程, 通过将能量 $E(X)$ 最小化, 求解各个 patch 的标记值 x_i 。

本方法借助过分割算法, 综合考虑物体的几何特征和表面颜色因素, 能够简单地区分属于不同物体的 patch。

2.2 基于分割结果提取平面

根据 3.1 节的方法, 对输入的室内场景点云进行过分割并标记, 从过分割得到的 patch 中选择标记为 1 的 patch, 这些 patch 即为平面 patch。

2.2.1 平面 patch 的分类

在一个室内场景中, 很多情况下不仅仅包含一个平面, 对于朝向不同的平面, 如地面和墙面, 需要分别处理。因此需要将过分割得到平面 patch 进行分类以表示不同的平面。为了区分属于不同平面的 patch, 需要依照不同的原则对平面 patch 进行两次分类:

第一次分类, 根据 patch 的平均法向量判断。

位于同一平面的 patch 具有相近的平均法向量, 而不同平面 patch 的法向量往往差异较大, 因此首先对获得的平面 patch 根据法向量差异进行分类。方法是计算两个 patch P_u 和 P_v 的平均单位法向量夹角 θ 的大小, 若 θ 小于规定的阈值, 则将 patch P_u 和 patch P_v 分为一类。

第二次分类, 对第一次分类产生的各个子类根据 patch 间的距离进行分类。第一次分类的结果区分了非平行平面的 patch, 却无法区分平行平面的 patch, 而室内场景中平行平面的距离一般相隔较远, 因此根据 patch 间的距离对第一次分类的结果进行再次分类, 以区分平行平面的 patch。方法是通过设定一个相对较小的固定阈值 d , 首先随机选择一个 patch 作为种子, 判断其他 patch 与种子 patch 的距离是否小于阈值 d , 若条件成立, 则将种子 patch 与该 patch 分为一类, 否则将两 patch 各分为一类, 分类后的 patch 继续作为新的种子 patch, 直到所有 patch 分类完毕。

2.2.2 平面边界的裁剪

分类完毕的平面 patch, 每个类都代表一个平面, 根据各个类中的所有点都可以得到一个最小二乘平面, 接下来需要做的是如何确定这个平面的边界。

KinectFusion 扫描得到的点云非常密集, 为了降低运算开销, 我们在进行最小二乘平面匹配和计算平面边界前首先使用 voxel grid 降采样法^[13]对点云数据进行降采样。对于一个特定的平面 patch 分类时, 首先对该分类下的点云进行降采样, 并采用 Schnabel 等人的方法^[5]根据降采样得到的点云计算最小二乘平面, 接着将点云的所有点投影到该最小二乘平面, 从而将三维问题降次为二维问题。

提取平面边界首先要检测投影点云的边界点, 我们用二维网格将投影后的点云数据划分开来, 根据相邻网格是否包含点来判断边界网格和非边界网格, 若发现某网格有不包含点云数据的

相邻网格, 则判定该网格为边界网格。边界网格中往往存在多个点, 我们对每个边界网格计算其中所有点的平均坐标作为一个边界点坐标, 用直线顺次连接相邻边界网格确定的边界点, 构成闭合多边形边界线。支撑平面由于放置了较多物体, 在扫描过程中平面会因物体遮挡而造成数据缺失。一般情况下, 由于物体相对平面较小, 物体周围的平面能够被深度摄像机扫描, 重建的平面点云将在物体放置的位置形成闭合的孔洞, 在边界提取后这些孔洞周围也会形成闭合的边界线, 因此采用上述边界提取方法会获得多条闭合边界线, 通过检测闭合边界线内部是否存在点云数据, 排除包围孔洞的边界线, 剩下的唯一包含了点云的闭合曲线即为平面的裁切边界。

3 结果分析及后续工作

3.1 实验结果及分析

为了从多个角度分析和检验本文的方法, 我们从平面检测和平面重建两个方面对方法进行评价。我们首先构建了一个高精度虚拟三维场景作为 *ground truth*, 如图 2(a), 并采用虚拟扫描技术^[4]对相应场景进行虚拟扫描, 得到 *ground truth* 的扫描点云, 如图 2(b)。

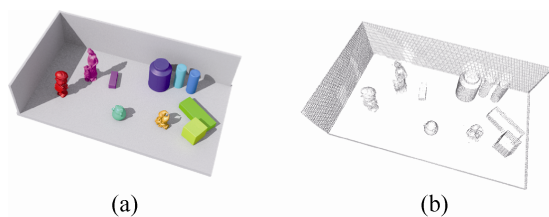


图 2 作为 *ground truth* 的虚拟场景及虚拟扫描获得的点云数据

为了评估平面检测的效果, 我们将本文的点云平面分割方法与基于 RANSAC 的固定阈值平面检测法进行对比, 分别采用本文的方法和 RANSAC 固定阈值平面检测法对虚拟扫描得到的点云进行分割, 并对分割得到的平面点云与 *ground truth* 的平面部分进行比较。

使用虚拟扫描技术得到的点云能够保证扫描点云数据的完整性, 由于事先知道 *ground truth* 平面的具体位置坐标, 因此可以通过计算点云中各点到平面的距离找到距离为 0 的点即为属于平面的点, 因此能够对点云的分割结果进行准确评估。

通过将两种方法得到的点云与位于 *ground truth* 平面上的点云进行比较, 可以计算分类正确的点占分割获得的平面点云总点数的比率, 这个比率代表了平面点云分割的准确度, 准确度越高, 平面分割结果越理想。图 3 展示了两种算法在不同阈值下对虚拟场景扫描点云的多次分割结果的准确度对比。由于基于 RANSAC 的固定阈值平面检测法对阈值敏感, 因此评估实验分别选择了两种阈值进行测试, 测试结果如图 3(a)和图 3(b)所示。

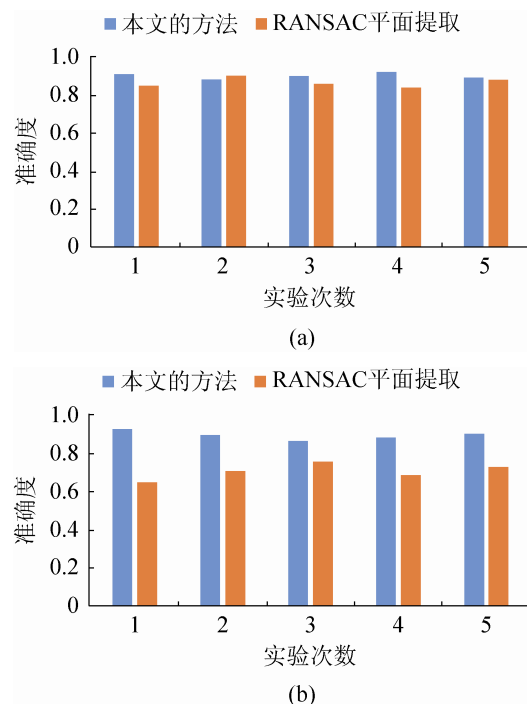


图 3 两种方法分割得到的平面点云的准确度直方图

从图 3 中可以看到, 本文的平面检测方法在多数情况下具有更高的准确度, 并且相对于对阈值敏感的 RANSAC 方法, 采用本文分割方法的分割准确度也更加稳定。

本文的平面重建方法采用多边形闭合曲线对获取的平面点云边界进行近似, 获得的平面边界与真实边界的近似程度与划分投影到平面的点云的网格大小密切相关。为了评估重建平面边界与真实平面边界的拟合度, 我们逐点计算重建边界点与 **ground truth** 中对应平面边界的最短距离, 并计算边界点的平均最短距离作为该重建边界对于原平面边界的拟合误差, 误差越小, 重建平面边界越接近原平面边界。

图 4 展示了 **ground truth** 中三个平面的重建拟合误差随投影点云划分网格大小的变化曲线。可以看到, 网格划分越细, 拟合误差就越小, 在网格划分大小小于 2cm 时, 拟合误差变得非常小。

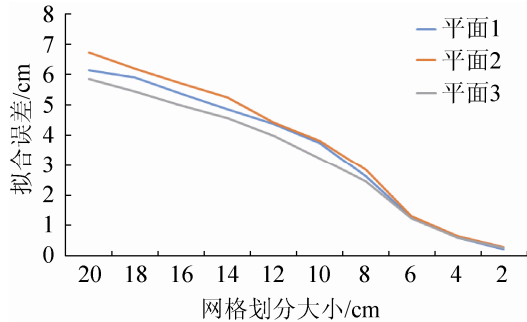


图 4 拟合误差随划分网格划分大小变化曲线

图 5~7 展示了几个室内场景的平面点云分割提取及重建结果, 各图中(a)为实际拍摄场景, (b)为对获得的场景点云进行过分割的结果, (c)为通过本文方法提取得到的平面点云, (d)为最终的重建平面和位于平面上物体的点云组合。

图 5 和图 6 展示了使用本文提出的方法对含有单一平面的场景点云数据进行分割, 提取并重建平面结构的过程。可以看到, 无论平面边缘是直线还是弧线, 只要 **KinectFusion** 扫描得到的点数据相对完整, 重建平面的边缘就能够较好地拟合点云平面的边缘。

本文采用的平面边界提取方法以提取到的平面点云为基础, 因此点云的完整性决定了平面边界提取的最终效果。图 5 中, 由于位于左下角的桌面边缘点云数据有所缺失, 使得最终重建的平

面边缘出现一定误差, 图 6 中, 地球仪后方的桌面点云数据同样出现了一定缺失, 导致了最终重建平面边缘的凹陷。

图 7 展示了一个具有多个平面的室内场景的平面重建结果, 从图中可以看到, 本文描述的算法能够对属于不同平面的 **patch** 进行正确分类, 并分别对不同的平面进行重建。

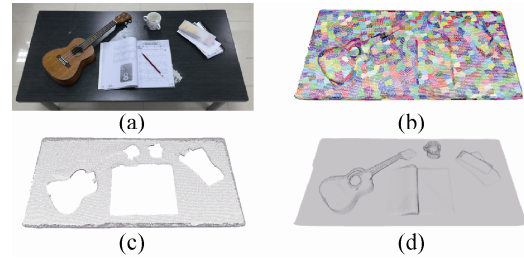


图 5 直边平面的室内场景的平面重建结果

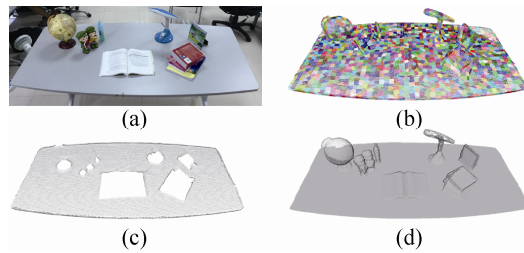


图 6 弧边平面的室内场景的平面重建结果

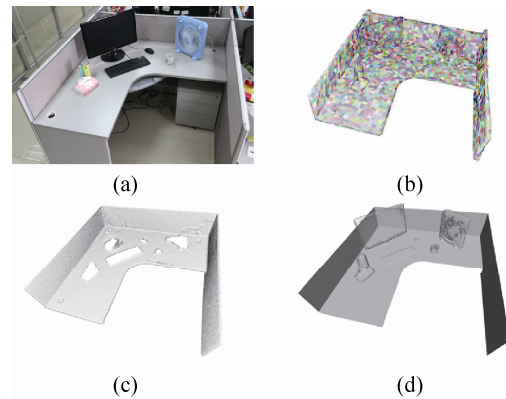


图 7 具有多个平面的室内场景的平面重建结果

综上所述, 使用本文阐述的方法能够准确区分平面与置于平面上的物体, 包括如键盘, 书本等较薄的物体, 且无论平面边缘是直线还是弧线, 在扫描到的点云数据足够完整的情况下, 都能够获得与真实平面较为接近的平面边界。经过重建的平面能够较好地拟合原始扫描平面的点云

数据, 并有效填补了因物体放置于平面造成遮挡而形成的孔洞区域。

3.2 后续工作

针对目前算法结果仍存在的问题, 我们后续工作的重心将主要集中在以下几个方面:

第一、本文的平面重建方法需要获得较全面的平面点云, 若平面被遮挡部分过多而无法扫描, 则只能在扫描到的数据范围内进行重建, 后续将考虑如何判断被遮挡的两平面区域是否属于同一平面, 并对被遮挡部分进行预测重建。

第二、本文采用的方法能够填补平面上因放置物体而导致的点云数据缺失, 但是若平面本身存在孔洞, 则会导致孔洞部分被错误填补。后续将考虑如何区分平面本身的孔洞和由于遮挡形成的孔洞, 实现更加准确的平面重建。

第三、为了提高 KinectFusion 扫描重建场景的精度和细节, 不仅要考虑平面框架的简单几何重建, 还应关注平面上物体的识别与重建。利用本文的方法不仅能够分割点云数据中的平面结构, 还可以分割桌面上的物体, 针对物体点云的分割与分析将成为后续工作的主要内容。

4 结论

实验结果表明, 采用本文的方法能够较好地区分并提取 KinectFusion 扫描获取的点云数据中的平面结构。通过对获取的平面点云进行分析, 区分同一场景中的不同平面, 并分别拟合为标准平面, 大大提高了 KinectFusion 扫描模型的整体精度。

参考文献:

- [1] Newcombe R A, Izadi S, Hilliges O, *et al.* KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking[C]//Mixed and augmented reality (ISMAR), 2011 10th IEEE international symposium on. USA: IEEE, 2011: 127-136.
- [2] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes [C]// Robotics-DL tentative. USA: International Society for Optics and Photonics, 1992: 586-606.
- [3] Curless B, Levoy M. A volumetric method for building complex models from range images [C]// Proceedings of the 23rd annual conference on Computer graphics and interactive techniques. USA: ACM, 1996: 303-312.
- [4] Nießner M, Zollhöfer M, Izadi S, *et al.* Real-time 3d reconstruction at scale using voxel hashing [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013, 32(6): 169.
- [5] Schnabel R, Wahl R, Klein R. Efficient RANSAC for point - cloud shape detection [C]// Computer graphics forum. USA: Blackwell Publishing Ltd, 2007, 26(2): 214-226.
- [6] Mattausch O, Panozzo D, Mura C, *et al.* Object detection and classification from large - scale cluttered indoor scans [J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(2): 11-21.
- [7] Rabbani T, van den Heuvel F, Vosselman G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [J]. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2006, 36(5): 248-253.
- [8] Golovinskiy A, Funkhouser T. Min-cut based segmentation of point clouds [C]// Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009 IEEE 12th International Conference on. USA: IEEE, 2009: 39-46.
- [9] Johnson-Roberson M, Bohg J, Björkman M, *et al.* Attention-based active 3D point cloud segmentation [C]// Intelligent Robots and Systems (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on. USA: IEEE, 2010: 1165-1170.
- [10] Monszpart A, Mellado N, Brostow G, *et al.* RAPter: Rebuilding man-made scenes with regular arrangements of planes [J]. ACM Transactions on Graphics(TOG)-Proceedings of ACM SIGGRAPH (S0730-0301), 2015, 34(4): 87-99.
- [11] Papon J, Abramov A, Schoeler M, *et al.* Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds [C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2013 IEEE Conference on. USA: IEEE, 2013: 2027-2034.
- [12] Boykov Y Y, Jolly M P. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in ND images [C]// Computer Vision, 2001. ICCV 2001, Proceedings. Eighth IEEE International Conference on. USA: IEEE, 2001, 1: 105-112..
- [13] Azernikov S, Fischer A. Surface reconstruction of freeform objects based on hierarchical space decomposition [J]. International Journal of Shape Modeling, 2003, 9(2): 177-190..
- [14] Wu S, Sun W, Long P, *et al.* Quality-driven poisson-guided autoscanning [J]. ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia) (S0730-0301), 2014, 33(6): 1-12.