

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2312868

基于深度相机的金属柜体三维重建*

廖禹韬 吴黎明 王桂棠 霍启乐

(广东工业大学 广州 510006)

摘要: 针对金属柜体表面的光线反射和检测场地限制问题,研究了基于深度相机的金属柜体三维重建,使用深度相机采集金属柜体的 RGBD 图像,实现高质量的金属柜体表面数据采集;计算其点云数据后进行离群点剔除和下采样的数据处理,降低了噪声影响并提高运算速度;采用基于点云数据和基于三维信息的重建方式,构造金属柜体的三维模型。通过对比实验,证明本文方法得到的点云数据在数量、精度平均误差和采集速度上明显优于双目视觉方法;三种金属柜体的三维模型与真实值对比,模型误差百分比约为 3%。

关键词: 深度相机;金属柜体;三维重建

中图分类号: TP14 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4

3D reconstruction technology of metal cabinet based on depth camera

Liao Yutao Wu Liming Wang Guitang Huo Qile

(Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In order to solve the problems of light reflection on the surface of metal cabinet and the limitation of detection site, this paper studies the 3D reconstruction of metal cabinet based on depth camera, and uses the depth camera to collect the RGBD images of metal cabinet to achieve high quality data acquisition on the surface of metal cabinet. After calculating the point cloud data, outlier elimination and downsampling are carried out to reduce the influence of noise and improve the computing speed. The three-dimensional model of metal cabinet is constructed by using the reconstruction method based on point cloud data and three-dimensional information. Through comparison experiments, it is proved that the point cloud data obtained by the method in this paper is obviously superior to the binocular vision method in terms of quantity, average error of precision and acquisition speed. Compared with the real values, the error percentage of the three metal cabinet models is about 3%.

Keywords: depth camera; metal cabinet; three-dimensional reconstruction

0 引言

随着市场对于金属物体的质量要求也越来越高,对金属物体进行三维测量^[1-2]是把控生产质量中最基础的、不可或缺的一环。大量国内外研究人员采用结构光和双目视觉等传统方法实现对金属物体的三维数据采集,如 Wang 等^[3]搭建紫外光源投影的双目测量系统,实现对金属零件的三维形状变化的测量;宛江洪等^[4]搭建双目结构光视觉系统,实现对工件的数据采集和位姿计算;薛峰等^[5]采用相位融合的方法提高双目结构光方法采集工件表面三维数据的精度。但是以上的研究方法仍存在不足:金属物体的表面粗糙且反射光线能力不强,搭载普通光源的视觉系统会导致图像饱和度不均匀,同时对场地环境的要求也严苛,需

要采用特殊光源的曝光进一步保证图像质量;而且计算图像转换为三维数据的耗时较长,无法实现快速、实时的三维测量。

随着视觉传感器的不断发展,采用时差法测量深度的深度相机成为当前三维测量的热门仪器^[6],大量国内外研究人员采用该类型仪器进行研究,如 Ruiz-Rodriguez 等^[7]使用深度相机准确地重建了复杂场景下的三维非刚性物体;费点等^[8]采用深度相机对无法获得深度值的非郎伯体高反射面和透明物质进行置信度评估和位姿计算,解决特殊表面的三维重建问题;刘学超等^[9]采用深度相机对汽车转向节进行位姿估计,获取其三维坐标。以上研究有效地证明了深度相机在三维测量领域的可行性,为解决金属物

收稿日期:2023-02-20

* 基金项目:广东省省级科技计划项目(2019B101001017)、佛山广工大研究院创新创业人才团队计划项目(20191108)、佛山市 2021 年高校教师特色创新研究项目(2021DZXX15)资助

体的三维测量提供了理论基础。

因此,本文提出基于深度相机的金属柜体三维重建方法,使用彩色相机和深度相机对金属柜体金属数据采集,解决金属柜体表面信息采集问题的同时,用颜色信息丰富其三维信息空间,经数据优化后生成三维模型,结合实验对金属柜体的深度、空间位姿和局部细节等指标进行准确分析,并辅助生产、仿真和设计,进一步保障生产加工的质量。

1 数据采集、处理和三维重建技术

1.1 RGBD 图像采集

彩色深度(red green blue depth,RGBD)图像由彩色相机和深度相机分别采集 RGB 图像和 Depth 图像组合而成。RGB 相机的互补金属氧化物半导体(complementary metal oxide semiconductor,CMOS)滚动快门传感器曝光后输出 RGB 图像,具有较高的灵敏度、广动态范围和高速快门时间等优势。Depth 相机根据调幅连续波(amplitude modulation continuous wave,AMCW)时差法测距(time of flight,TOF)原理,将近红外频谱中的调制光投射到场景中,记录光线返回相机所花费的时间,计算出距离值并生成 Depth 图像。

由于 RGB 相机和 Depth 相机在图像采集方式、传感元件位置和图像分辨率等存在区别,致使通过 RGBD 相机获取的 RGB 图像和 Depth 图像存在一定的视角差异,根据图像校正的关系公式:

$$\mathbf{P}_{RGB} = \mathbf{P}_{Depth} \times \frac{\mathbf{I}_{RGB} \mathbf{E}_{RGB}}{\mathbf{I}_{Depth} \mathbf{E}_{Depth}} \quad (1)$$

式中: \mathbf{P}_{RGB} 为 RGB 相机在像素坐标系中的点坐标, \mathbf{P}_{Depth} 为 Depth 相机在像素坐标系中的点坐标, \mathbf{I}_{RGB} 为 RGB 相机的内参矩阵, \mathbf{E}_{RGB} 为 RGB 相机的外参矩阵, \mathbf{I}_{Depth} 为 Depth 相机的内参矩阵, \mathbf{E}_{Depth} 为 Depth 相机的外参矩阵。通过图像的校正,得到能够建立相关索引关系的 RGB 图像和 Depth 图像,为计算点云数据奠定基础。

1.2 点云数据处理和位姿获取

假设此时相机坐标系中的点坐标为 $\mathbf{P}_{camera} = [X \ Y \ Z]^T$,在世界坐标系下的点坐标 \mathbf{P}_{world} 是 \mathbf{P}_{camera} 经过相机的位姿调整得到的,相机内参矩阵中的缩放尺度 $[\alpha \ \beta]$ 和位移量 $[cx \ cy]$,相机外参矩阵中的旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} ,根据成像原理可得到:

$$\mathbf{P}_{image} = \frac{1}{Z} \begin{bmatrix} \alpha * f & cx \\ \beta * f & cy \\ & 1 \end{bmatrix} [\mathbf{R} \ \mathbf{T}] \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{world} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

由此可以确定金属柜体在世界坐标下的点坐标,初步获取金属柜体的位姿。

由于金属柜体的尺寸和悬挂姿势不一致,深度相机在进行图像采集时会出现遮挡死角、曝光异常和随机噪声等问题,为优化金属柜体的点云数据,需要进行离群点剔除和下采样的点云数据处理。

点云离群点剔除是采用统计的方法,其原理是不断计算每个点的球形半径 R 内点数量 N ,若 N 小于阈值 M 则为点云数据的离群点。通过这一方法能够有效划分出点云数据在空间中的边缘点,相比于显著点剔除的算法,保留了大量点云数据特征。

为了有效减少运算时间和节约计算资源,点云数据下采样采用的是体素下采样的方式,对点云数据创建若干个三维体素栅格,将每个体素栅格的重心来表示栅格中所有点云数据,形成以栅格重心点组成的稀疏点云数据,在减少点云数量的同时保证了物体形状特征不破坏。

1.3 三维重建

金属柜体的三维重建分为基于点云数据和基于三维信息两部分。

基于点云数据的三维重建采用泊松表面重建算法^[10-12],能够综合全局与局部曲面重建的优点。其算法思想是通过平滑滤波指示函数,构建泊松方程,建立表面滤波后的指示函数梯度场和表面向内法向量场的关系,求解等值面。假设一个物体 M 的边界为 ∂M ,物体的边界上的点法向量为 \vec{V} ,根据其梯度 $\nabla \chi_M$ 求逆,寻找梯度最佳逼近矢量场 \mathbf{V} 的标量函数 $\min_x \|\nabla \chi - \vec{V}\|$,通过平滑滤波指示函数 $\nabla \chi = \nabla(\chi_m * \mathbf{F})(q_0)$,建立表面滤波后的指示函数梯度场和表面向内法向量场的关系 $\nabla \chi = \vec{V}$,两边求取散度构建泊松方程 $\Delta \chi = \vec{V}$,根据点云数据的八叉树结构建立基函数空间,以求解泊松方程,泊松方程的解表示所求的曲面,通过等面值提取(marching-cubes)的方式形成多边形网格。

基于三维信息的三维重建是根据金属柜体的三维信息,构造多个基础的三维模型实体,组合成整体的三维模型。金属柜体的三维信息包括柜体长宽高尺寸、格数量与排列方式、格长宽高尺寸等。为获取上述三维信息,采用随机采样一致(random sample consensus,RANSAC)方法^[13-14]从点云数据中分割平面,以迭代次数定义了随机平面采样和验证的频率,在每次迭代中选择 n 个随机点,以距离阈值作为点到估计平面的最大距离指标,从而将点云数据分为内点与外点两部分,从而实现随机抽样估计平面,且内点满足平面方程 $ax + by + cz + d = 0$ 。通过 3 次 RANSAC 方法的计算,可以将金属柜体划分为顶面、侧面和底面 3 个面,并结合点云数据的最大包围盒和平面方程,可以得到金属柜体的长宽高尺寸。金属柜体的底面点云数据反映的是格数量与排列方式,采用基于密度的聚类算法(density-based spatial clustering of applications with noise,DBSCAN)^[15-16],算法思想是根据点的邻域范围内的点集数量,划分出多个密集区域,并不断迭代分出边界点、噪声点和核心点,从而实现对于点集的全部密集区域的聚类划分。相比 K 均值聚类算法(K-means clustering algorithm,K-means),DBSCAN 算法可以发现任意形状的聚类簇,对

于均匀的样本集的聚类收敛质量较好,收敛时间快。通过 DBSCAN 聚类算法,将底面点云数据划分为多个聚类簇,聚类簇数量即为格数量,结合点云数据的最大包围盒计算出格的长宽高尺寸和格排列方式。

2 实验与结果分析

为验证本文方案,采用 3 种金属柜体进行实验,格子数量分别为 15 格、6 格和 3 格,下文简称为 1 号柜、2 号柜和 3 号柜。图 1 为深度相机、实验环境及实验对象。深度相机摆放在距金属柜体 2 m 的位置,视觉检测系统占场地空间小,易布置,只需保证金属柜体处于相机的视场内,无需考虑周围环境影响。

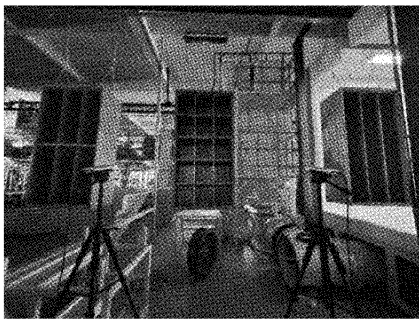


图 1 深度相机、实验环境及实验对象

以 1 号柜为例进行实验,使用深度相机采集到的 RGB 图像和 Depth 图像如图 2 所示。通过图 2(a)、(b)、(c)、(d) 对比可以明显看出,RGB 图像和 Depth 图像存在明显视角差异,因此根据图像校正的关系公式得到点云数据,如图 3(a)所示。图中原始点云数据经过离群点剔除和下采样的点云数据处理,减少了噪声数据的干扰,提高了计算速度。接下来,根据成像原理确定金属柜体在世界坐标下的点坐标,初步获取金属柜体的位姿。数据处理后的点云数据如图 3(b)所示,其中红色点云数据为保留的点云数据,蓝色点云数据为剔除的点云数据。

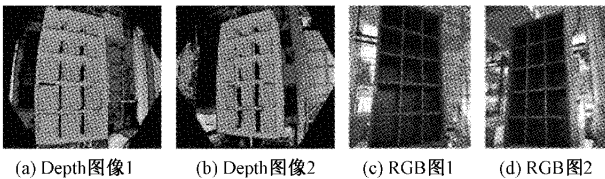


图 2 1 号柜的 RGB 图像和 Depth 图像

为与现有的三维测量方案进行对比,使用 RGB 相机采集了多角度的 RGB 图像,构成 RGB 图像序列,根据双目视觉中的运动恢复算法(structure-from-motion, SFM),计算出图像序列间匹配的匹配点和相应的内参外参矩阵,根据三角测量原理计算出特征点的三维坐标,构成金属柜体的稀疏点云数据,由于场景中存在较多干扰数据,对金属柜体进行人为分割和尺度缩放后的点云数据如图 4 所示。通过表 1 的对比,本文方法得到的点云数据在数量、精度平均误

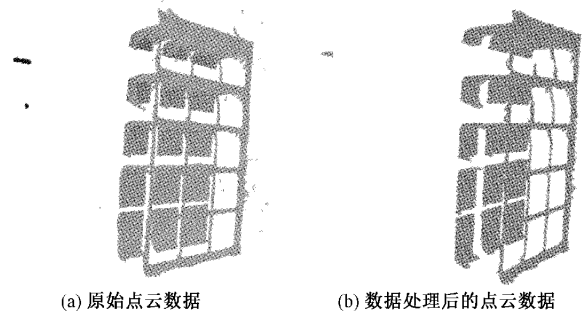


图 3 1 号柜的原始点云数据和数据处理后的点云数据

差和采集速度上明显优于现有方法。

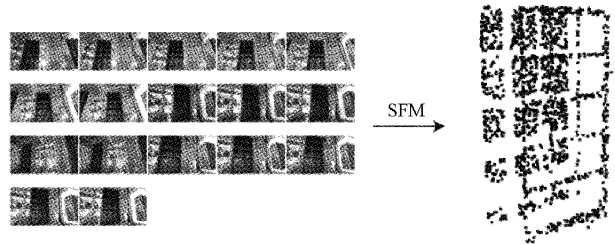
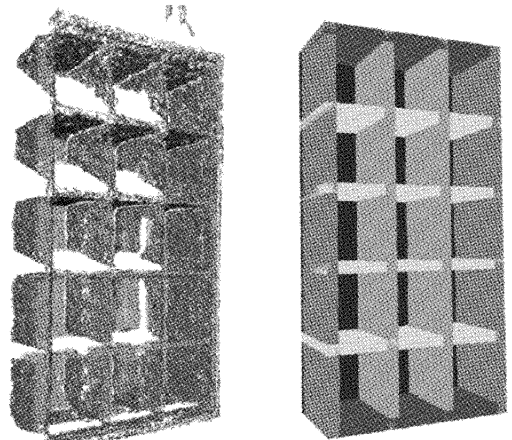


图 4 SFM 方法计算得到的金属柜体点云数据

表 1 本文方法与现有方法的点云数据采集情况对比

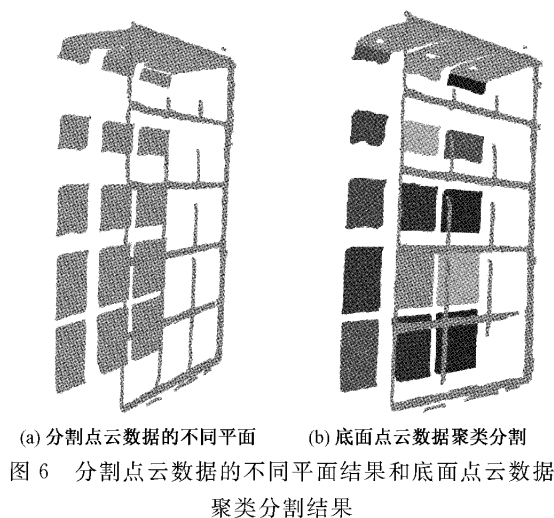
方法	点云个数	点云精度平均误差/%	点云采集速度/s
现有方法	4 305	26.8	50.44
本文方法	22 064	3.0	0.86

基于点云数据的三维重建得到的三维模型如图 5(a)所示。基于三维信息的三维重建得到的三维模型如图 5(b)所示。根据 RANSAC 方法分割点云数据的不同平面,如图 6(a)所示;采用 DBSCAN 聚类算法对底面点云数据进行聚类分割,如图 6(b)所示;结合最大包围盒计算出金属柜体的三维信息。金属柜体长宽高尺寸、格数量与排列方式、格长宽高尺寸等三维信息如表 2 所示。



(a) 基于点云数据的三维重建 (b) 基于三维信息的三维重建

图 5 基于点云数据的重建模型和基于三维信息重建模型



(a) 分割点云数据的不同平面 (b) 底面点云数据聚类分割
图6 分割点云数据的不同平面结果和底面点云数据聚类分割结果

从图5(a)、(b)和图7(a)~(d)中对比可以看出,两种重建方法各有优劣:基于点云数据得到的三维模型是非水密模型,内部不包含任何密封区域,无法估算体积及表面积,局部因点云数据缺失存在空洞,但其保留了点云数据的全部特征,细节纹理部分最大化进行还原,三维模型更接近真实;基于三维信息构建的是水密模型,表面完整无空洞,能够估算金属柜体的体积和表面积,但是其损失了表面的细节纹理,且三维信息的计算上存在误差。

对2号柜和3号柜进行实验如图6所示,其中2号柜模型1是采用基于点云数据的方法,2号柜模型2是采用基于三维信息的方法,柜体长宽高尺寸误差百分比平均为2.6%,格数量与排列方式误差百分比平均为0%,格长宽高尺寸误差百分比平均为3.1%;3号柜模型1是采用基于点云数据的方法,3号柜模型2是采用基于三维信息的方

表2 金属柜体长宽高尺寸、格数量与排列方式、格长宽高尺寸等三维信息

	柜体长宽高尺寸/mm	格数量与排列方式/格	格长宽高尺寸/mm
实验值	869/440/1 762	15/横向 3/纵向 5	252/410/300
真实值	900/450/1 800	15/横向 3/纵向 5	265/420/310
误差百分比	3.4%/2.2%/2.1%	0%/0%/0%	4.9%/2.3%/3.2%

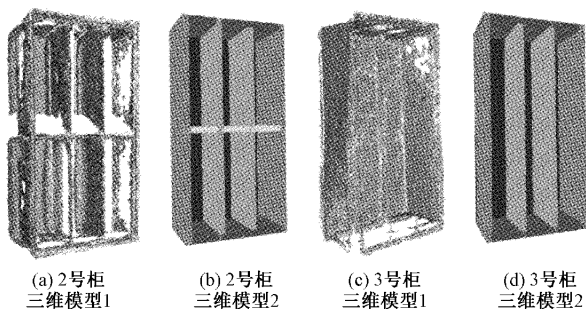


图7 2号柜和3号柜的三维模型

法,柜体长宽高尺寸误差百分比平均为2.8%,格数量与排列方式误差百分比平均为0%,格长宽高尺寸误差百分比平均为3.6%。由此证明,本文提出金属柜体的三维重建,具有良好的适用性和准确率。

3 结 论

本文研究了基于深度相机的金属柜体三维重建,采用深度相机解决了金属表面的光线反射导致的三维信息采集问题,通过RGBD图像采集、点云数据处理和位姿获取、三维重建等步骤获得金属柜体的三维模型,并设计实验对比,证明本文方法相比于现有的方法具有明显优势;3种金属柜体的三维模型与真实值误差较小,具有良好的适用性和准确率。除此以外,本文方法也可以应用于其他工业场景中,如装卸场景中的钢卷三维测量、定位与重建,生产线中的金属工件三维定位、测量和识别等,具有较高的实用价值。

参考文献

- [1] 李明阳,陈伟,王珊珊,等.视觉深度学习的三维重建方法综述[J].计算机科学与探索,2023,17(2):279-302.
- [2] 郑太雄,黄帅,李永福,等.基于视觉的三维重建关键技术研究综述[J].自动化学报,2020,46(4):631-652.
- [3] WANG M, ZHANG Q, LI Q. Research on morphology detection of metal additive manufacturing process based on fringe projection and binocular vision [J]. Applied Sciences, 2022, 12(18): 9232.
- [4] 宛江洪,曹维清,高靖.基于双目结构光的工件位姿检测方法[J].仪表技术与传感器,2022(11):119-122,126.
- [5] 薛峰,陈龙,张峰峰.基于结构光的强反射表面三维重建方法研究[J].哈尔滨理工大学学报,2021,26(5):18-24.
- [6] 王静,金玉楚,郭苹,等.基于深度学习的相机位姿估计方法综述[J].计算机工程与应用,2023,59(7):1-14.
- [7] RUIZ-RODRIGUEZ M, KOBER V I, KARNAUKHOV V N, et al. Algorithm for three-dimensional reconstruction of nonrigid objects using a depth camera [J]. Journal of Communications Technology and Electronics, 2020, 65: 698-705.
- [8] 费点,陈建林,刘东生,等.基于深度相机的特殊表面定位与修复[J].光学学报,2020,40(21):122-131.
- [9] 刘学超,张波,郑魁敬.基于深度相机的汽车转向节位姿估计研究[J].机床与液压,2022,50(14):1-7.

- [10] KAZHDAN M. Poisson surface reconstruction[C]. Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2006.
- [11] 鲁猛胜,姚剑,董赛云. 法向约束的点云数据泊松表面重建算法[J]. 测绘地理信息, 2022, 47(4): 51-55.
- [12] 孙殿柱,郭洪帅,李延瑞,等. 基于局部泊松曲面重建的点云刚性配准方法[J]. 机械工程学报, 2018, 54(15): 141-149.
- [13] 邹鹏,李蓓智,龚菊贤,等. 改进的 RANSAC 点云分割算法及其应用[J]. 机械设计与制造, 2020(11): 121-124.
- [14] 徐景中,李均. 复杂屋顶平面的 RANSAC 优化分割方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(9): 1531-1537.
- [15] 王兆权,陈天炎,王水发,等. DBSCAN 聚类改进算法与支持向量机结合的道路路锥识别研究[J]. 激光与红外, 2022, 52(12): 1796-1803.
- [16] 张玉琴,梁莉,张建亮,等. 基于改进 K-means++ 和 DBSCAN 的大数据聚类方法[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(9): 40-46.

作者简介

廖禹韬,硕士研究生,主要研究方向为三维目标检测与三维重建技术。

E-mail: 307952559@qq.com

吴黎明(通信作者),硕士,教授,主要研究方向为机器视觉技术。

E-mail: jkyjs@gdut.edu.cn