

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104516

基于互补视角的喷涂工件快速重建*

葛俊辉¹ 李婕瑄¹ 彭以平¹ 赵 宏² 肖昌炎¹

(1. 湖南大学机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室 长沙 410082; 2. 国防科技大学空天科技学院 长沙 410003)

摘 要:喷涂工件的 3D 模型在机器人自动喷涂生产线中具有重要意义,它是机器人喷涂路径规划和自主编程的基础。针对实际喷涂应用中工件的 3D 模型无法获取或与实际工件存在偏差的问题,提出一种基于互补视角的多相机快速建模方法。首先,采用两个对立装配的 RGB-D 相机,以互补的视角分时采集工件的局部点云;然后基于自制的简易双面标定板,提出一种基于交点共面联合优化的外参标定算法,准确估算无重合视场的多相机相对空间位姿关系;最后根据此位姿关系融合两个相机采集的局部点云,实现喷涂工件的快速 3D 重建。实验表明,本文方法可以完整的重建结构复杂的多面体工件,重建时间低于 160 ms,误差约为 5.3 mm。

关键词: 机器视觉;喷涂工件重建;多 RGB-D 相机;双面标定板;外参标定
中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2050

Fast reconstruction of spray-painting workpiece based on complementary perspectives imaging

Ge Junhui¹ Li Jiexuan¹ Peng Yiping¹ Zhao Hong² Xiao Changyan¹

(1. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Hunan University, Changsha 410082, China; 2. College of Aerospace Science Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410003, China)

Abstract:In robotic spray painting, 3D model of workpieces plays an important role, requiring information in geometry and shape for path planning or pose estimation. To solve the problem that it is difficult to effectively acquire a 3D workpiece model in practical spray-painting applications, this paper proposes a fast-modeling method based on complementary perspectives with multiple RGB-D cameras. In this method, two RGB-D cameras installed oppositely are used to acquire the local point cloud of the workpiece in a complementary perspective. Then, a special simple two-sided calibration plate is designed to offline calibrate the external parameters of the camera system based on the idea of coplanar joint optimization of intersection points, which is to accurately estimate the transformation matrix between cameras without coincident field of view. Finally, with the calibrated transformation matrix, the local workpiece point clouds with non-overlapping areas online captured from different camera perspectives are fused into a complete 3D workpiece model. Experimental results show that the proposed method can effectively construct the model of polyhedral workpiece with complicated structure, less than 160 ms of reconstruction time, and below 5.3 mm of error.

Keywords: machine vision; reconstruction of spray-painting workpiece; multiple RGB-D cameras; two-sided calibration plate; extrinsic parameter calibration

0 引 言

机器人在自动喷涂的过程中,工件的 3D 模型具有重

要作用,它是机器人喷涂路径规划的基础,也是估算喷涂工件的位姿、识别工件类型的标准参照^[1-3]。传统的工件模型获取方法主要有两种,人工测量和 CAD 模型。人工测量的方式由于低效且测量精度依赖人工经验而逐渐被

舍弃;CAD模型因有时不能有效获取或与实际工件存在偏差(如柔性工件在生产时发生形变等)而在寻求更好的模型获取方式^[4]。随着消费级3D传感器的涌现及视觉技术的不断发展,基于3D视觉的重建为喷涂工件建模提供了新的解决办法。目前,面向于喷涂工件的重建方法主要分为3类,分别为基于单相机重建,基于单相机多视角重建和基于多相机重建。

基于单相机重建是采用单个3D相机或成像设备,采集工件表面的三维信息,完成工件的3D重构。很多几何结构简单甚至可近似参数化的工件多采用此方法,如以平面为主的平板家具的建模^[5]、鞋底上胶时鞋面的重建^[6]、墙体粉刷时墙面的构建^[7]等。由于该方法是从单个视角采集工件表面信息,它只能重建工件一个面的结构。对于多个面需要喷涂的复杂工件,该方法并不适用。

基于单相机多视角的重建方法可以弥补单视角重建的缺陷。该方法通过旋转工件或者相机的方式,多视角连续采集不同方位的工件,然后通过点云配准估算相邻帧的工件位姿,以融合多视角的工件,获取完整的3D模型。其中,Lin等^[8]将Kinect传感器绕自行车架旋转一周,然后采用KinectFusion算法快速建模。雷禧生等^[9]将喷涂工件在相机视角内旋转一周,通过ICP(iterative closest point)配准估算工件位姿,然后应用SDF(signed distance function)算法融合不同视角的点云,完成工件的重建。虽然该类方法的重建效果显著,但需要额外的运动控制来完成多视角的数据采集;此外,这种方法对于不同帧工件的位姿估计要求很高,如果出现漂移,重建会失效。

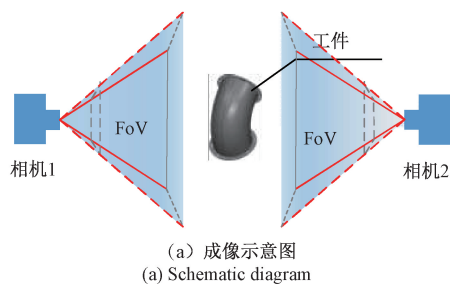
基于多相机的重建方法是采用多个相机从不同视角采集数据,进而融合为完整的工件模型。该方法主要分为两种情况,第1种是相邻相机间存在大角度的重合视角,此类情况通过点云配准即可实现重建。然而,当工件表面光滑或者无特征点的时候,配准会失效。第2种是相邻相机间重合视角较小甚至无重合视角,此类情况由于采集的工件点云重叠区域小而无法配准,因此需要通过估算相机系统外参的方式融合点云,完成重建。目前,相关研究如文献[10-13]等,采用4个以上的3D相机从不同方位形成对工件全方位的视场覆盖,然后基于离线标定估算相机系统外参,实现重建。虽然该方法可以很好的重构工件的完整模型,但是由4个以上的3D相机构成的成像系统不仅成本高,而且系统标定的过程复杂。而实际应用中,两个3D相机,以互补的视角采集工件点云,通过估算相机系统外参融合点云,即可实现工件的完整重建。这种方式不仅可以降低成像成本,还因简化外参估计过程而减少重建时间。

本文采用2个RGB-D相机,以对立安装的方式搭建成像系统,从互补的视角采集工件的点云;然后通过估算

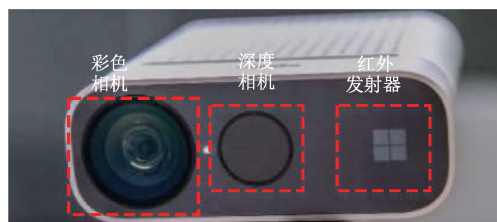
相机系统的外参,融合局部点云,完成工件的完整重建。针对该过程中无重合视场的相机系统外参估算问题,提出一种交点共面联合优化的算法。该算法采用自制的简易双面标定板,以交点共面为约束建立距离误差函数,通过非线性优化的思想准确估算标定板上的参考点;然后根据不同面参考点的空间对应关系建立等式,并采用LM(levenberg-marquard)算法优化求解相机间的位姿变换矩阵。

1 基于互补视角的成像系统

受限于视场,单个3D相机难以获取完整的工件点云。为此本文采用2个RGB-D相机从不同视角采集工件的局部点云,然后通过点云配准的方式融合多视角的局部工件,从而获得完整的工件模型。如图1(a)所示,相机以对立的视角固定安装在工件两边,组成360°的包围视角。当工件静止于相机的共同视场内时,各个面的表面信息由两个相机互补采集,从而构成工件完整的几何结构。



(a) 成像示意图
(a) Schematic diagram



(b) Azure Kinect 结构图
(b) Structure of Azure Kinect

图1 基于互补视角的成像系统

Fig. 1 Complementary perspectives-based imaging system

上述成像系统,采用微软的 Azure Kinect 作为采集设备。如图1(b)所示,该传感器主要由彩色相机、深度相机以及红外发射装置构成,其中彩色相机和深度相机可分别采集场景的彩色图和深度图。彩色图中的像素值代表场景的光度信息;而深度图采用图像的形式表示测量距离,即每一个像素值代表相机光心平面到物体表面的水平距离,该值通过红外时差测距(ToF)而得。由于彩色图和深度图来自同一视角的场景,根据相机的内部映射关系,二者在像素空间能够实现一一对应^[14]。这样,

彩色图和深度图可以转换为场景的点云,为三维重建奠定基础。

在采集过程中,对立 RGB-D 相机发射的红外信号可能存在相互干扰,进而影响深度值的测量。为避免该干扰,成像系统采用分时复用采集的方式,即当一个相机开始采集时,另一个相机的红外投射被关闭。采集中,关闭时间设为 100 ms。

2 重建方法

基于以上系统,两个相机可以从互补的视角采集工件的局部点云。然而,由于相机间无重合视场,采集的局部点云没有重叠区域,这样无法通过配准的方式有效地融合工件点云。对此,设计一种简易的双面标定物,通过检测标定物上的参考点估算相机间的相对位姿关系(即相机系统外参),然后融合无重叠区域的工件点云,完成工件的 3D 重建。

2.1 双面标定板及外参估计原理

由于相机视场对立,单面标定物,如多相机系统标定经常采用的棋盘格标定板^[15]和圆形标定板^[16],需要以一个倾斜的角度投射到每个相机中才能被同时采集到(如图 2 所示),这使得标定物上的参考点因看不清而难以被准确检测,进而影响相机系统外参的估计^[17]。

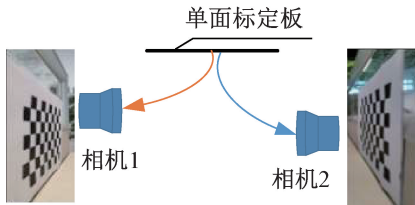


图 2 基于互补视角的成像系统

Fig. 2 Imaging effect of traditional calibration plate under two opposite cameras

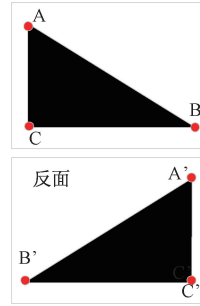
针对这种对立视场的外参标定问题,本文设计了一种简易的双面标定板,如图 3(a)所示。该标定板的前后面由相同的实心直角三角形构成,其中,三角形的顶点 A, B, C 作为标定过程中的参考点。假设标定板的厚度足够小,则前后面相对应参考点(A 与 A' 、 B 与 B' 、 C 与 C') 在物理空间可以近似为同一点。这样,当标定板置于两相机之间时(如图 3(c)所示),标定板的两面分别可以清晰的呈现在两边相机视场内,然后通过检测标定板上的对应参考点对即可建立等式关系,求解两个相机的相对位姿变换矩阵。如图 4 所示,设相机视角下采集的标定板图像为 I_1 和 I_2 ,分别检测图像中的对应参考点(设为点集 U_1, U_2),根据相机的内参矩阵 K_1 及 K_2, U_1 和 U_2 可以变换为相应的三维点云 P_1 及 P_2 (即相机坐标系下的三维点)。如果以其中一个相机作为世界参考系,则可以建立

如下等式:

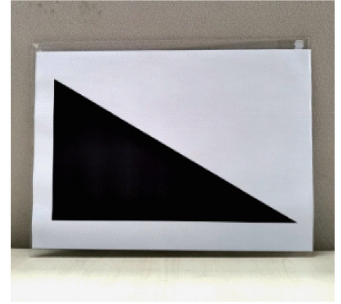
$$\begin{cases} P_1 = U_1 K_1 \\ P_2 = U_2 K_2 \\ P_1 E = P_2 T = P_w \end{cases} \quad (1)$$

其中, E 为单位矩阵(相机 1 作为参考), T 为相机 2 的外参矩阵, P_w 为转换到世界坐标系的点。很显然, T 即为相机 2 相对于相机 1 的变换矩阵。整理式(1)可得变换矩阵:

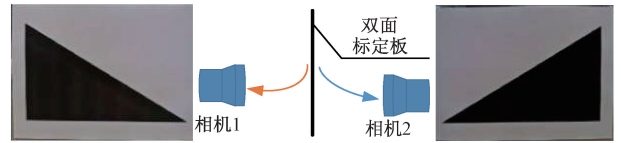
$$T = K_2^{-1} U_2^{-1} U_1 K_1 = P_2^{-1} P_1 \quad (2)$$



(a) 标定板示意图
(a) Schematic diagram of the calibration plate



(b) 标定板的实物
(b) Object of the calibration plate



(c) 双面标定板采集效果
(c) Imaging effect of two-sided calibration plate

图 3 自制的双面标定板

Fig. 3 The designed two-sided calibration plate

由式(2)可知,只需已知参数 K_1, K_2 以及参考点对 U_1, U_2 的坐标,即可计算相机间的相对位姿变换矩阵。通常情况下, K_1 和 K_2 (即相机的内参矩阵)是已知的,可通过相机的 SDK 或者官方标定教程直接获取,而标定板上的参考点对 U_1, U_2 未知的。因此,需先检测参考点,然后再计算相机间的位姿变换矩阵。

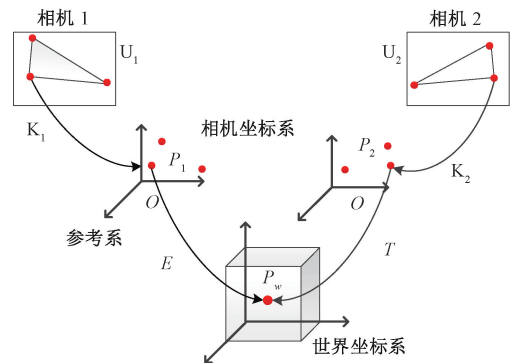


图 4 基于双面标定板的外参估算原理

Fig. 4 Principle of extrinsic parameters estimation based on the two-sided calibration plate

2.2 基于交点共面联合优化的参考点检测

参考点的检测直接影响变换矩阵 T 的估算。通常情况,采用角点检测的方法可以直接获取标定板上的参考点。然而,受限于传感器精度,该方法易受噪点的干扰,检测结果往往不准确。仔细观察发现,标定板的参考点是三角形的顶点,作为3条边的交点,通过拟合三角形的边并以此联合求解交点的方式会更加稳定且精确。为此,本文提出一种基于联合优化的交点检测算法。该算法首先检测标定板图像上三角形的边缘,并转换为三维点云;然后以三角形三边的交点共面作为约束建立距离误差函数,通过非线性优化的思想准确估算标定板上的参考点。

1) 三角形边缘的检测

计算交点的三维坐标,需先检测空间相交的直线。由于这些空间直线是由相机采集的2D彩色图及深度图转换而来,因此,可以通过检测标定板2D彩色图上的三角形边缘确定空间三维直线。

将标定板置于相机之间,可采集到彩色图和深度图。如图5所示。为了准确的提取彩色图中三角形的边缘,本文引用 Lu 等^[18]提出的 MSEdge 边缘检测算法。该算法基于柔性非极值抑制的思想提取多尺度的图像边缘,然后利用链合并的思想修复不完善的边缘,接着采用 Guo-Hall 算法细化边缘,最终得到单相素的边缘图像。基于该算法,相机1采集图如图5(a)所示,其边缘检测结果如图5(b)所示。可以看出,三角形的边缘被完整的提取出来。然而,一些非三角形的边缘也被检测出来。根据三角形的面积及周长等几何特征,过滤非感兴趣边缘,则检测结果如图5(c)所示。同理,可检测相机2是视角下的三角形边缘。

由 Azure Kinect 的成像原理可知,对齐后的彩色图和深度图可以转换为空间三维点云。因此,对于 $\forall p_c(x_c, y_c) \in I_{c_g}$,如果 p_c 的灰度值小于 255,则:

$$\begin{cases} w_x = d_z^* (x_c - u_0) * f_x \\ w_y = d_z^* (y_c - v_0) * f_y \\ w_z = d_z \end{cases} \quad (3)$$

其中, d_z 为 p_c 在对应深度图上该点的深度值, (u_0, v_0) 表示彩色图 I_{c_g} 的中心, f_x 和 f_y 是深度相机在 X 轴和 Y 轴的焦距, $W(w_x, w_y, w_z)$ 为转换后的三维坐标。按照上述公式,得到的三维边缘如图5(d)所示。

2) 联合优化求解交点

提取三角形的边缘后,理论上通过拟合直线后联立求解可以直接计算交点。然而,由于噪点的干扰,拟合的三条直线可能不共面,这样直线间没有交点。对此,基于三角形三边共面的约束,提出一种联合优化交点求解算法,即根据边缘的点由交点构成的参数化直线的距离,

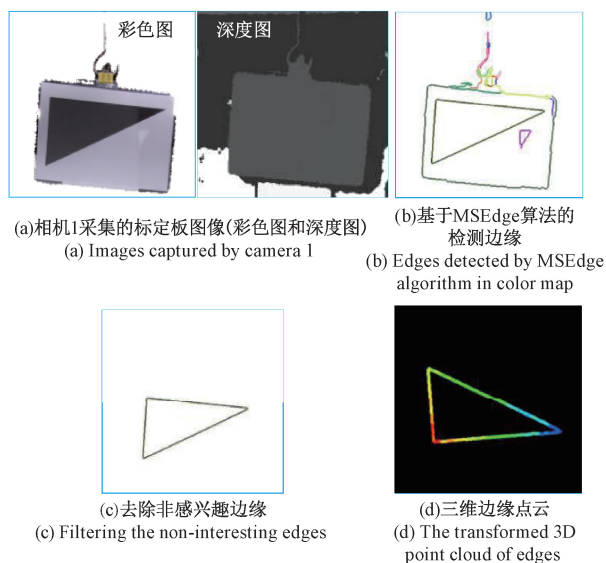


图5 边缘检测

Fig. 5 Detection of 3D edges of calibration plate

联合3条直线建立损失函数,通过非线性优化求解的方式计算最优交点。

设三角形顶点 A, B, C 的坐标分别为 $p_1(x_1, y_1, z_1,)$ 、 $p_2(x_2, y_2, z_2,)$ 、 $p_3(x_3, y_3, z_3,)$, 则可以用 p_1, p_2 和 p_3 参数化表示三角形的3条直线。这样,边缘上的任意点到对应直线的距离可以计算。当这些距离最小时,优化求解的交点最准确。设直线 p_1p_2 对应的边缘点表示为 $S_1 = \{e_1^i, 0 \leq i < I\}$, 直线 p_2p_3 对应的边缘点表示为 $S_2 = \{e_2^j, 0 \leq j < J\}$, 直线 p_1p_3 对应的边缘点表示为 $S_3 = \{e_3^k, 0 \leq k < K\}$, 其中 I, J, K 表示边缘集合中点的数量。根据三维空间向量叉积的几何意义,空间点 A_0 到空间直线 A_1A_2 (A_1, A_2 为直线上的任意两点) 的距离公式为:

$$d(A_0, A_1A_2) = \frac{\overrightarrow{A_1A_0} \times \overrightarrow{A_1A_2}}{\|\overrightarrow{A_1A_2}\|} \quad (4)$$

基于式(4),点集 S_1, S_2, S_3 的边缘点到其相应直线的距离分别为 $d(e_1^i, p_1p_2)$ 、 $d(e_2^j, p_2p_3)$ 、 $d(e_3^k, p_1p_3)$ 。可以看出,所求的距离是关于参数 p_1, p_2, p_3 的函数。很显然,累计的距离值越小,则交点坐标越接近真实值。基于此,可以建立边缘点与直线间的误差函数:

$$J_1(p_1, p_2, p_3) = \sum_{i=0, e_1^i \in S_1}^I d(e_1^i, p_1p_2)^2 + \sum_{j=0, e_2^j \in S_2}^J d(e_2^j, p_2p_3)^2 + \sum_{k=0, e_3^k \in S_3}^K d(e_3^k, p_1p_3)^2 \quad (5)$$

由于三角形是等腰直角三角形,它的两条直角边相等,且斜边是直角边的 $\sqrt{2}$ 倍,以此作为约束条件,结合误差函数 $J_1(p_1, p_2, p_3)$, 可以建立误差最小的优化目标函数,即:

$$\begin{cases} F_1 = \operatorname{argmin}(J_1(p_1, p_2, p_3)) \\ \|\overrightarrow{p_1 p_2}\|^2 = \sqrt{2} \|\overrightarrow{p_2 p_3}\|^2 = \sqrt{2} \|\overrightarrow{p_1 p_3}\|^2 \end{cases} \quad (6)$$

然后应用开源的 cerse 库^[19], 非线性求解交点 p_1, p_2 和 p_3 的坐标。

2.3 无重合视场的多相机外参估算

基于以上过程, 不同相机视角下的参考点可以被准确检测。由于参考点在双面标定板上是一一对应的, 不同相机采集的参考点很容易被配对, 这样根据式(2)就可求解变换矩阵 T 。然而, T 是一个包含 6 个自由度的矩阵, 实际求解中至少需要 4 对对应点对, 而一次标定板的采集中只能获取 3 对。为此, 通过移动标定板、多次采集图像的方式, 获取多对对应点对, 然后采用非线性优化的方式, 估算最佳变换矩阵 T 。假设多次移动标定板检测的点对集合为 $M = \{(m_1^t, m_2^t), 0 \leq t < N\}$, 其中, m_1^t 表示相机 1 视角下检测到第 t 个参考点, m_2^t 表示相机 2 视角下相对应的参考点, N 表示点对的数量, 通过将相机 2 视角下的参考点变换到相机 1 视角后的误差函数可表示为:

$$J_2(T) = \sum_{t=0, (m_1^t, m_2^t) \in M}^N \|m_1^t - m_2^t T\|^2 \quad (7)$$

建立误差最小的优化目标函数, 即:

$$F_2 = \operatorname{argmin}(J_2(T)) \quad (8)$$

通过 LM 算法非线性求解的方式^[20], 即可获取最优变换矩阵 T 。

2.4 互补视角的点云融合

运用 2.1 节的采集系统, 两个相机可以分别在线获取当前视角下的局部工件点云 C_1 和 C_2 。由于两个相机视角互补, 当根据离线标定的相对位姿变换矩阵 T , 相机 2 视角下的点云 C_2 可以变换到相机 1 的坐标系下, 得到点云 C'_2 , 即:

$$C'_2 = C_2 T \quad (9)$$

此时, C_2 通过旋转和平移, 变换到 C_1 的对立面。然后, 将二者融合在一起, 即:

$$C_w = C_1 \cup C'_2 \quad (10)$$

就可以构建完整的工件 3D 模型, 其中, C_w 表示融合后的工件点云。

3 实验分析

为了验证所提方法的重建效果, 采用两个 RGB-D 相机搭建实验系统。如图 6 所示, 两个相机对立安装, 相隔距离约为 1.6 m, 并将一个导轨安装在两相机之间, 用于悬挂喷涂工件。当工件置于两相机的公共视场内时, 处理单元通过控制相机采集工件两侧的图像, 并采用所提算法重构工件的 3D 模型。在这里, RGB-D 相机采用微

软的 Azure Kinect, 处理单元由一台计算机构成, 其配置为: 2.71 GHz 4-core CPU、16 GB RAM、Windows 10 操作系统, 重建算法采用 C/C++ 编程实现。

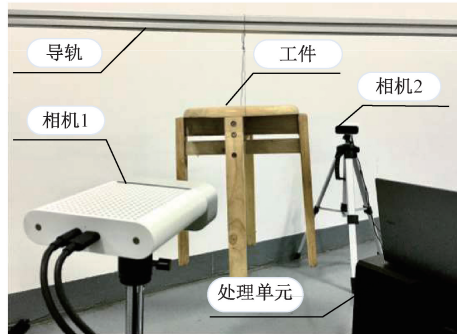


图 6 实验平台

Fig. 6 Experimental platform

3.1 重建效果评估

1) 标准件建模

采用直径为 200 mm 的球体作为标准件, 对所提算法的重建精度进行评估。该球体以光敏树脂为材质, 通过 3D 打印而成, 加工精度为 0.1 mm。采用所提算法对球体建模, 结果如图 7(a) 所示。由于球体为可参数化的标准球体, 将重建数据与仿真的球体对齐后比较, 结果如图 7(b) 所示。其中, 青绿色(黑白显示为暗色)点云代表标准球体, 白色点云表示在球体外的重建点云, 其他没有被显示的重建点云在标准球面上或球体内。为了更加直观地显示重建误差, 计算重建点云到球面的距离, 距离大小采用颜色两暗显示, 结果如图 7(c) 所示。图中, 颜色距离即为建模结果与标准件的误差。可以看出, 绝大多数的区域为蓝色或绿色(黑白显示为中亮), 表面重建结果与真实球体接近。对重建误差做进一步的定量统计, 重建点云到球面的最大误差为 7.6 mm, 均方根误差为 3.3 mm, 说明该算法具有较高的重建精度。

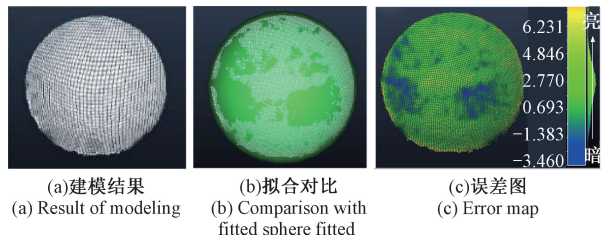


图 7 标准球体建模

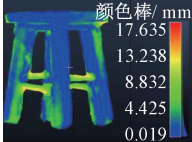
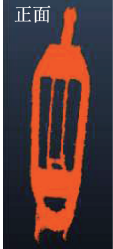
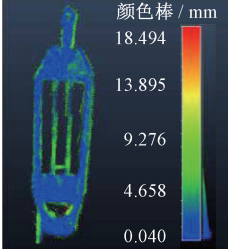
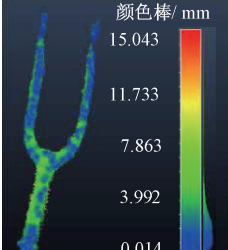
Fig. 7 Modeling results of standard sphere

2) 不同喷涂工件的建模

基于图 5 所示的实验平台, 本节对喷涂场景中不同类型的工件进行重建, 以检验算法的实际应用效果。重建结果如表 1 所示。其中, 第 1 列是喷涂工件的原型, 分

别用椅子、自行车后架以及 Y 型件作为重建对象。第 2 列是重建的结果。为了证明算法能够完整的重构工件的 3D 几何机构,分别从正面和侧面展示建模结果。可以看出,通过融合互补视角采集的局部数据,具有多面结构的复杂工件被完整的重建。点列是工件重建的误差图 (error map),即将重建结果与高精度的 3D 工件模型 (由 3D 扫描仪 XTOM-MATRIX 扫描而来,其扫描精度高达 0.15 mm) 配准,计算对齐后配对点对的误差值,其中,误差值的大小通过颜色直观的表示,颜色所代表的误差值可参照旁边的颜色条注 (color bar)。可以看出,绝大多数的区域显示为误差较小的绿色和近绿色 (黑白显示为暗色),表明建模结果与实际值接近;局部区域显示为红色,表明该区域的偏差较大,该结果主要由两方面原因引起,一是受限于传感器的测量原理,物体表面的反光、多路径反射的干扰、环境的影响等产生不准确甚至无效的深度测量值;二是相机视角交界的区域可能存在点云的丢失的情况。整体上看,所提算法能实现对复杂结构喷涂工件的完整重建,并达到较好的效果。

表 1 不同工件的重建效果

原型	重建结果		误差图
椅子			
自行车后架			
Y-型件			

为了定量的评估重建算法,统计了重建结果与高精度工件模型配准后的误差,即对齐后配对点云间的距离,统计结果如表 2 所示。可以看出,对于不同的工件,最大距离误差和平均距离误差略有差异。整体上看,最大误差约为 12.5 mm,平均误差不高于 5.3 mm。考虑到机器

人自动喷涂中对工件模型的要求精度不是很严格,该测量结果可以满足实际需求。

表 2 建模结果与高精度模型的配准误差

Table 2 Registration error between reconstruction result and high-precision model (mm)			
工件	最小误差	最大误差	平均误差
椅子	0	12.475	4.907
自行车后架	0.040	11.256	5.229
Y-型件	0.014	10.691	4.372

3) 比较

为了更好地验证算法的性能,本文方法分别与文献[11]和[8]中的工件建模算法进行比较。其中,文献[11]采用 4 个相机,以两两对立的方式,从 4 个方向采集工件信息,然后通过两步标定法估算相机系统的外参,融合不同视角的点云。文献[8]采用 RGB-D 相机 Kinect,将其绕工件旋转一周,然后应用 KinectFusion 算法^[21]重建工件的模型。

以自行车后架作为测试对象 (与表 1 中的自行车后架在结构和规格上有差异),重建结果如图 8 所示。整体上看,3 种方法都可以完整的获取工件的几何结构,然而在细节上存在差异。文献[11]的方法中,由于相机间的间隔视角较大,工件点云难以精准的对齐,所以有些局部区域存在偏差,如图 (b) 中矩形框所示。文献[8]的重建方法在局部细节上处理相对最好,然而由于配准误差和噪点的累计,工件的边缘存在噪点,如图 8(c) 矩形框所示。相对而言,本文方法并未出现以上问题,然而当工件表面与相机光轴平行时,深度数据无法被准确采集,造成局部点云的丢失,如图 8(d) 中矩形框所示。虽然 3 种方法在重建效果上各有优劣,但是相比于文献[11],本方法只用了 2 个相机,成本更低;相比于文献[8],本方法不需要额外的装置控制相机旋转,建模方法的实现更加简洁高效。

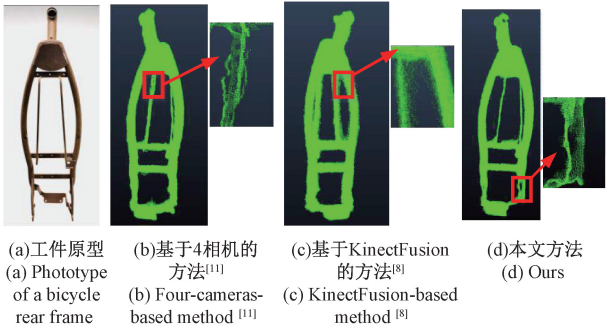


图 8 不同方法比较

Fig. 8 Comparison with other methods

3.2 计算效率

为了进一步验证算法的性能,对重建过程的耗时进

行统计,并与其他方法比较,结果如表 3 所示。在数据采集方面,由于文献[8]的采集时间由相机旋转的速度决定,所以没有统计其耗时。而文献[11]和本文中的成像系统都由多个 RGB-D 相机构成,为了减少相机之间的红外干扰,文献[11]采用多帧采集加权平均的方式降低其影响,而本文采用分时采集的方式来消除干扰,即一个相机采集时关闭另一个相机的红外,相对耗时更少。在重建方面,文献[8]需要配准和融合不同视角的工件点云(实验中离线采集 21 fps),所以相对耗时。而文献[11]和本文方法在离线获取相机系统外参后,融合不同视角的点云即可完成重建,所以更加省时。整体上,所提方法在 160 ms 内完成喷涂工件的重建,耗时最少,完全满足机器人自动喷涂生产线对工件在线建模的需求。

表 3 不同方法的耗时

Table 3 Running time of different methods (ms)			
方法	采集时间	重建时间	总耗时
文献[8]	-	765	-
文献[11]	432	18	450
Ours	153	7	160

4 结 论

提出一种基于多相机外参估算的面向机器人自动喷涂的工件快速重建方法。采用两个对立安装的 RGB-D 相机,以视角互补的方式采集工件的点云,通过自制的双面标定板计算相机系统的外参,融合无重叠区域的局部点云。该过程中,针对无重合视角的多相机外参标定问题,提出一种交点共面联合优化的方法,准确估算相机间的相对位姿。实验表明,所提方法可以完整重建复杂工件的三维几何结构,重建时间约为 160 ms,误差低于 5.3 mm,满足实际应用需求。

参考文献

[1] NETO P, MENDES N. Direct off-line robot programming via a common cad package [J]. Robotics and Autonomous Systems, 2013, 61(8) : 896-910.

[2] WANG Z, FAN J, JING F, et al. A pose estimation system based on deep neural network and ICP registration for robotic spray painting application [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 104(1) : 285-299.

[3] GE J, LI J, PENG Y, et al. Online 3-D modeling of complex workpieces for the robotic spray painting with low-cost RGB-D cameras [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-13.

[4] GAO H, YE C, LIN W, et al. Complex workpiece positioning system with nonrigid registration method for 6-DoFs automatic spray painting robot [J]. IEEE

Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, DOI: 10.1109/TSMC.2020.2980424.

[5] FERREIRA M, MOREIRA A P, NETO P. A low-cost laser scanning solution for flexible robotic cells: Spray coating [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 58 (9-12) : 1031-1041.

[6] CARUSO L, RUSSO R, SAVINO S. Microsoft Kinect V2 vision system in a manufacturing application [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2017, 48: 174-181.

[7] JI H, JIANG X, DU Y, et al. A structured light based measuring system used for an autonomous interior finishing robot [C]. 2017 IEEE International Conference on Real-Time Computing and Robotics (RCAR), July 14-18, 2017, Okinawa, Japan. New York: IEEE, 2017: 677-682.

[8] LIN C Y, ABEBE Z A, CHANG S H. Advanced spraying task strategy for bicycle-frame based on geometrical data of workpiece [C]. 2015 International Conference on Advanced Robotics (ICAR), July 27-31, 2015, Istanbul, Turkey. New York: IEEE, 2015: 277-282.

[9] 雷禧生,肖昌炎,蒋仕龙.基于 TOF 相机的喷涂工件在线三维重建[J].电子测量与仪器学报,2017,31(12):1991-1998.

LEI X SH, XIAO CH Y, JIANG SH L. TOF camera based 3D-object modeling for spraying production line [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017,31(12):1991-1998.

[10] LIN W, ANWAR A, LI Z, et al. Recognition and pose estimation of auto parts for an autonomous spray painting robot [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 15(3) : 1709-1719.

[11] RUCHAY A N, DOROFEEV K A, KOLPAKOV V I. Fusion of information from multiple Kinect sensors for 3D object reconstruction [J]. Computer Optics, 2018, 42(5) :898903.

[12] USAMENTIAGA R, GARCIA D F. Multi-camera calibration for accurate geometric measurements in industrial environments [J]. Measurement, 2019, 134: 345-358.

[13] TSUI K P, WONG K H, WANG C, et al. Calibration of multiple Kinect depth sensors for full surface model reconstruction [C]. First International Workshop on Pattern Recognition, May11-13, 2016, Tokyo, Japan. International Society for Optics and Photonics, 2016, 10011: 100111H.

- [14] HUANG Q, LI R, JIANG Z, et al. Fast color-guided depth denoising for RGB-D images by graph filtering[C]. 2019 53rd Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Nov. 3-6, 2019, Pacific Grove, CA, USA. New York: IEEE, 2019: 1811-1815.
- [15] 马玛双, 杨小冈, 李传祥, 等. 基于空间约束的非重叠视场相机精确标定方法[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1015003.
MA M SH, YANG X G, LI CH X, et al. Accurate calibration method for non-overlapping fields of cameras based on spatial constraints[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1015003.
- [16] 吴庆华, 陈慧, 朱思斯, 等. 一种多相机阵列大尺寸测量系统快速标定方法[J]. 光学学报, 2019, 38(12): 206-212.
WU Q H, CHEN H, ZHU S S, et al. Fast calibration method of large dimension measurement system based on multi-camera array[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 38(12): 206-212.
- [17] LEVINE E, MARTINELLO M, NEZAMABADI M. High-precision multi-view camera calibration using a rotating stage[C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Sept. 25-28, 2016, Phoenix, AZ, USA. New York: IEEE, 2016: 1175-1179.
- [18] LU X, YAO J, LI K, et al. MSEdge: A multi-scale edge chain detector[C]. The 5th International Conference on Computational Visual Media (CVM), Apr. 12-14, 2017, Tianjin, China. ICCVM:2017.
- [19] AGARWAL S, MIERLE K. Ceres solver: Tutorial & reference[J]. Google Inc, 2012, 2(72): 8.
- [20] YU H, WILAMOWSKI B M. Levenberg-Marquardt Training [M]. Intelligent Systems. CRC Press,

2018; 12-1-12-16.

- [21] IZADI S, KIM D, HILLIGES O, et al. Kinect fusion: Real-time 3D reconstruction and interaction using a moving depth camera [C]. Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, Oct. 16-19, 2011, Santa Barbara, CA, USA. UIST:2011, 559-568.

作者简介



葛俊辉, 2011 年于洛阳理工学院获得学士学位, 2014 年于中南大学获得硕士学位, 现为湖南大学在读博士, 主要研究方向为 3D 计算机视觉、点云配准、3D 重建、机器学习、图像处理等。

E-mail: gjh_0809@hnu.edu.cn

Ge Junhui received his B. Sc. degree from Luoyang Institute of Science and Technology in 2011, M. Sc. degree from Central South University in 2014, respectively. Now he is a Ph. D. candidate in Hunan University. His main research interests include 3D computer vision, point cloud registration, 3D reconstruction, machine learning and image processing.



肖昌炎, 1994 年于国防科技大学获得学士学位, 1997 年于国防科技大学获得硕士学位, 2004 年于上海交通大学获得博士学位, 现为湖南大学教授, 主要研究方向为图像处理与人工智能。

E-mail: c. xiao@hnu.edu.cn

Xiao Changyan received his B. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1994, M. Sc. degree from National University of Defense Technology in 1997 and Ph. D. degree from Shanghai Jiao Tong University in 2004, respectively. Now he is a professor in Hunan University. His main research interests include image processing and artificial intelligence.