

引文格式: 张永建, 张翔宇, 丁晓, 等. 面向MR远程协同任务的实物虚拟化方法研究[J]. 航空制造技术, 2023, 66(12): 117-127.

ZHANG Yongjian, ZHANG Xiangyu, DING Xiao, et al. Research on physical virtualization technology for MR remote collaborative task[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(12): 117-127.

面向MR远程协同任务的实物虚拟化方法研究*

张永建¹, 张翔宇², 丁晓¹, 陈雨², 白晓亮²

(1. 航空工业成都飞机工业(集团)有限责任公司, 成都 610092;

2. 西北工业大学, 西安 710072)

[摘要] 混合现实(Mixed reality, MR)技术的飞速发展, 为装配场景中的远程协同任务带来了新的可能。作为MR协同系统的前置环节, 实物虚拟化的主要任务是为用户浏览与交互提供可靠的模型支撑与虚实融合关系。现有方法无法同时兼顾装配零件细节高还原度、低虚拟化成本的目标。本文提出了一种基于模板匹配和点云配准原理的零件模型精密恢复方法, 针对MR远程协同过程中的任务相关零件, 首先通过基于背景差分与八叉树空间检索的背景点云分割以及基于超体素的前景粘连点云分割获得零件点云相关的先验信息来分割模板匹配感兴趣区域ROI, 解决了原始LineMod算法抗遮挡性弱、模板比对效率低的问题, 完成了对零件点云的识别匹配和位姿粗略估计; 然后利用ICP算法进一步优化估计的位姿, 求解相关零件在重建点云模型中的精确位姿; 最后根据此位姿, 用高精度的零件CAD模型替换3D重建点云场景中的零件重建点云模型, 最终实现对共享MR协同场景的实物虚拟化。通过对复杂装配场景中的多种零件进行实物虚拟化试验, 证明了本文方法能够准确识别零件点云, 实现精确的实物虚拟化, 在MR远程协同任务中具有重要的实用意义。

关键词: 混合现实(MR); 远程协同; 实物虚拟化; 点云匹配; LineMod; ICP算法

Research on Physical Virtualization Technology for MR Remote Collaborative Task

ZHANG Yongjian¹, ZHANG Xiangyu², DING Xiao¹, CHEN Yu², BAI Xiaoliang²

(1. AVIC Chengdu Aircraft Industrial (Group) Co., Ltd., Chengdu 610092, China;

2. Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

[ABSTRACT] The rapid development of mixed reality (MR) technology has opened up new possibilities for remote collaborative tasks in assembly scenarios. As the preparatory work of the MR collaboration system, physical virtualization is the main task of providing reliable model support and the relationship between the virtual and the real for user browsing and interaction. The existing methods cannot take into account the goals of high detail reduction and low virtualization cost of assembly parts at the same time. A precision recovery method of part model based on the principle of template matching and point cloud alignment is proposed to realize the replacement of the reconstructed point cloud model in the original scene using a high precision part CAD model. For the task related parts in the process of MR remote collaboration, firstly, the prior information related to the part point cloud is obtained through the segmentation of background point cloud based on background difference and octree spatial retrieval and the segmentation of foreground adhesive point cloud based on supervoxel to segment the ROI of the region of interest of template matching, which solves the problem of weak occlusion resistance and low template comparison efficiency of the original LineMod algorithm, and the identification matching and rough estimation of the part point cloud poses are completed. The estimated poses were then further optimized using the ICP algorithm to achieve positional recovery of the CAD model in the scene. Through the physical virtualization experiments of various parts in complex assembly scene, it is proved that this method can accurately identify the point

* 基金项目: 国防基础科研计划资助(JCKY2018205B021)。

cloud of parts and realize accurate physical virtualization, which has important practical value in MR remote collaborative task.

Keywords: Mixed reality (MR); Remote collaborative; Physical virtualization; Point cloud matching; LineMod; ICP algorithm

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2023.12.117

对于航空航天类产品的装配,依旧有大量环节需要人工参与^[1-3],这类装配任务涉及各类复杂的行业知识,在实际场景中,受时间和空间等因素的制约,专家很多时候无法亲临现场,而通过语音、视频、文本等方式传递的信息不够直观准确。MR技术的出现为协同装配任务提供了新的思路,在MR技术构建的虚实融合空间中,通过协同双方最大限度地共享自身的状态信息与身边的装配场景,从而有效降低协同双方在复杂工况下的认知负担、提高远程协同的效率和准确率^[4-6]。

实物虚拟化的定义为:(1)将真实空间中的实物对象转换为虚拟空间中的三维模型;(2)在实物对象与虚拟模型间建立虚实关联,实现“以虚控实”、“以实映虚”。实物虚拟化作为基于共享虚拟副本或者共享3D重建场景MR协同系统^[7-10]的前置环节,是将真实空间中的实物对象(如零部件或者工作场景等)转换为虚拟空间中的三维模型,并与实物建立虚实关联的过程,决定了能否有效反映装配现场的实际情况。目前MR远程协同中实物虚拟化的主流方式是通过CAD建模^[11-12],虽然此方案的模型精度较高,但也存在着人力成本高、纹理失真,以及对于不规则的装配场景难以建模的问题。而三维重建的方法,具有便捷、低成本的特点,但是想要达到较好模型精度,需要满足一定的硬件条件及更长的建模时间,但在低成本硬件平台上应用时,重建质量和重建效率上不能兼顾^[9,13],因此需要一种既能保证重建速度又能兼顾重建精度的方法。

本文提出将原始场景中的零件点云模型替换为高精度的CAD模型,同时维持在场景中的位姿作为实物虚拟化的方法,此过程的核心为刚性物体检测与位姿估计问题。基于自然特征点的主流方法包括SIFT^[14]、SURF^[15]、ORB^[16]等,但这类方法只适用于表面纹理信息较为丰富的刚体对象,不适用于缺乏纹理的机械零件;基于三维点云特征的方法,典型的如快速点特征直方图(Fast point feature histograms, FPFH)描述子^[17]和SHOT(Signature of histograms of orientations)算法^[18],这些算法虽然在弱纹理对象的处理方面具有天然优势,但是对三维点云特征的识别精度不够稳定。基于模板匹配的方法有Chamfer距离^[19]与Hausdorff距离^[20],这两种方法依赖边缘提取效果,在复杂环境下表现不佳。

LineMod算法是一种基于模板匹配的实时三维对象检测与定位方法,这种方法提出通过扩展2D图像梯度与3D点云表面法向量方向特征到邻域的鲁棒性变换来构建图像匹配模板表示,实现用有限的模板集来表示三维对象,并支持通过仅检测目标对象可能的像素位置的一部分来快速确定目标位置。此方法使用基于2D图像梯度及3D点云表面法向量方向特征的匹配模板,一方面可以直接从CAD模型上获取匹配模板,而不像基于深度学习的方法需要庞大的数据集来进行提前训练,因此LineMod算法更适合多变且丰富的零件种类,具有精确3D数模的机械生产中;另一方面,避免使用图像轮廓或特征点作为匹配特征,使其在对背景复杂的条件下的无纹理刚性物体的检测时更具有鲁棒性,因此非常适用于在实际生产过程中对机械零件识别的相关应用。

而正是由于这种特性,LineMod算法从Hinterstoisser等^[21-23]提出开始就不断受到关注与改进,并广泛地应用于机械生产等相关应用中。Chai等^[24]提出将全卷积网络(FCN)与LineMod算法相结合,通过FCN网络预定位,再通过LineMod算法精定位,以此提高了姿态估计速度,但是此方法需要对FCN进行预先的线下训练。Yamazaki等^[25]将LineMod算法与人体姿态估计相结合提出了一种通过演示理解装配操作的方法,取得了目标效果,但是没有对LineMod算法进行改进。Chen等^[26]提出了一种基于单镜头检测器(SSD)和改进LineMod模板匹配的三维目标检测和姿态估计框架,该框架可以同时检测多个目标并估计其姿态,但是此方法同样需要预先对SSD检测器进行训练。Luh等^[27]针对混合生产环境下鞋底涂胶的生产需要,提出了一种智能制造方案,首先通过LineMod算法,根据所有鞋底在预定义方向上的训练数据确定粗略姿势,然后使用修剪交互式最近点(ICP)方法使用粗糙点作为初始解来细化姿势,实现了防碰撞的自动涂胶。Liu等^[28]在LineMod-2D算法的基础上,加入图像的相对灰度信息,根据标记点的图像特征区分标记点的内外,从而得到LineG算法,在保证算法效率的同时,实现了图像的精确匹配,但是此方法只使用了2D特征。Zhang等^[29]提出了一种认知模板聚类改进LineMod模型来解决遮挡的问题,但是这

种方法需要提前进行特征聚类降维处理,使得增加新对象时需要一定训练时间。

LineMod 算法还被应用于机器人抓取定位中, Miao 等^[30]结合 LineMod 算法以及基于 ICP 算法的公共点云匹配优化算法,改进了 LineMod 算法的姿势检测结果,提高了机器人对无纹理物理的抓取精度。Wan 等^[31]为解决毛坯视觉测量和抓取的难题,使用深度学习算法识别目标表面的组合特征,可在非结构化环境中稳定地识别目标,然后将可变形模板匹配算法与 LineMod 算法相结合,实现了对轮廓不清晰金属铸件的高精度定位,提高了抓取效率。Wang 等^[32]针对阀块沉头孔特征,提出了一种特殊的轮廓提取方法,并将其应用于 LineMod 算法进行对象姿势估计,实现了对阀块位姿的精确估计。

随着 MR 技术与 AR 技术的逐渐发展,现在 LineMod 算法也被应用到 AR/MR 领域。Cao 等^[33]利用 LineMod 算法来识别无纹理目标,并获得与当前透视图最相似的参考图像作为关键帧,解决了跟踪配准中断而导致的重新初始化问题,提高了 LineMod 算法的实时性和鲁棒性,实现了更加稳定的虚实注册。王月等^[34-36]利用 MR 对 LineMod 算法进行了多次改进,首先通过将深度信息引入相似性评价方法,改进了 LineMod 算法的多尺度性能,在此基础上,提出了一种从粗到精的无标记跟踪方法,该方法使用改进多尺度 LineMod 算法来找到粗略的相机姿势,然后使用特征点跟踪器 ORB 来计算精确的相机姿态,提高了检测、追踪精度,并将其应用于解决 AR 装配引导中的上下文感知与虚实遮挡等问题,建立了基于 AR 的通用装配辅助平台,取得了良好的效果。

综上所述, LineMod 模板匹配算法由于其具有对无纹理物体,特别是机械零件的优越的识别、定位性能,以及其区别与基于神经网络方法不用提前训练网络的特点,使其广泛地应用于无纹理物体位姿估计、机器人抓取定位、AR/MR 应用中,在过去的 10 年中不断被研究者进行改进与应用。但是 LineMod 算法仍旧存在易受遮挡物干扰,同时难以处理相似性结构与对称性结构的问题。对于 LineMod 算法的应用与改进可以大致分为 4 类: (1) 为某个具体应用,可独立使用但对 LineMod 算法无改进^[25]; (2) 通过与神经网络算法相结合,在神经网络的预处理结果上或者在 LineMod 算法的结果上相互结合来提高速度与精度^[24-26,29,31],这类算法需要提前进行神经网络或者相关智能算法的相关训练; (3) 改变 LineMod 算法的模板匹配特征或匹配指标的方法^[28,32,35],这类方法的效果与生产实际有关,如包括可用传感器类型与感知对象形态,因此需要根据实际的需要进行调节; (4) 在 LineMod 算法的基础上,通过与其他算法进行预处理

或者后处理,使得 LineMod 算法能够结合各种算法的优势^[27,30,33-34,36]。这些方法可以很好地利用已有算法的优点来规避缺点,因此往往有较好的效果。本文采用第 4 种改进思路来改进 LineMod 算法性能。

本文围绕 MR 远程协同中实物虚拟化需求,为解决 LineMod 算法易受遮挡物干扰,同时难以处理相似性结构与对称性结构的问题,在 LineMod 算法基础上增加的预处理算法,首先通过基于背景差分与八叉树^[37]空间检索的背景点云分割以及基于超体素的前景粘连点云分割获得零件点云相关的先验信息来分割模板匹配感兴趣区域 ROI,解决了原始 LineMod 算法抗遮挡性弱、模板比对效率低的不足;然后通过零件点云与模板之间的关联性,解决了点云相似性结构与对称性结构问题,完成了对零件模型的识别匹配和位姿粗略估计;最后利用 ICP 算法进一步优化估计的位姿,实现了 CAD 模型在场景中的精确位姿恢复。

1 改进 LineMod 算法

尽管 LineMod 算法已经能够较为准确地处理弱纹理对象的识别检测和位姿估计问题,但仍存在以下 3 点不足。

(1) 为了加快模板匹配的速度,算法将每个特征点的梯度方向或法向量法线扩散到邻域范围内,并且只保留主要的特征方向。这一做法导致从图像中提取的特征描述性较弱,若待检测的零件存在局部遮挡,算法就无法实现有效识别。

(2) 随着输入图像或模板数量的增加,算法的计算代价也相应提升,导致运算速度变慢。

(3) 没有考虑同种零件对称性、结构性与不同种零件的相似性结构的识别问题。

1.1 装配场景的三维重建与点云分割

为了提高 LineMod 算法性能,克服 LineMod 算法遮挡情况下性能差,减少 LineMod 算法检索范围以及解决相似性结果的问题,本文通过引入点云先验信息来缩小 LineMod 模板匹配范围,提高检测正确率,即对三维重建场景中的前景零部件进行背景分割、粘连点云分割,使得前景中的物体点云可以成为独立的点云集合来获得相关零件的点云先验信息,包括深度信息与范围信息等。

1.1.1 基于背景差分与八叉树空间检索的背景点云分割

图像领域的背景差分思想可描述如下:针对事先采集的背景模板图片和目标图片,分别比较每个像素点处的特征值(单通道图像通常比较像素值,如果是多通道图像则比较强度值、颜色梯度等)大小,若差值超过设定阈值则将此像素点归为前景物体,否则归为背景。拓

展至三维点云领域,背景差分的过程转换为:针对一组背景模板点云,将目标点云与其重合的区域视作背景点云。基于此思想,分别提取空工作场景与放置零部件的工作场景的点云进行做差,可获得去除背景的点云。

但是,不同于二维图像,点云是空间中一系列散乱、无序的三维点的集合,并不具备和像素点一样的邻接关系,因此难以直接通过遍历的方式在两组点云中检索到用于比较的对应点。因此应用体素化(Volume pixel, Voxel)思想,将三维空间划分为小立方体区域的集合,将原始点云数据按照空间位置重新划分到对应的体素中,即可通过管理体素来间接管理体素范围内的全体点。

为加速体素的索引,引入八叉树管理体系,图1^[37]为一个深度为3的八叉树结构,其中的红色框、蓝色框和绿色框分别对应着此八叉树的根节点、中间节点以及叶节点。需要说明的是,若将分割终止条件中的子区域内点个数设为0,则只有最底层的叶节点中包含点数据,其他叶节点均为空节点。

对于每个非空的叶节点,在创建时都会被分配一个索引号。在对给定的点进行分配或查找时,都将根据此索引号检索到对应的叶节点。对于一个空间三维点 $P(x, y, z)$,可通过式(1)计算在八叉树中对应叶节点的索引号 $K(k_x, k_y, k_z)$:

$$\begin{cases} k_x = \text{floor}\left(\frac{x - x_{\min}}{R_{\text{voxel}}}\right) \\ k_y = \text{floor}\left(\frac{y - y_{\min}}{R_{\text{voxel}}}\right) \\ k_z = \text{floor}\left(\frac{z - z_{\min}}{R_{\text{voxel}}}\right) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\text{floor}()$ 表示向下取整函数; $x_{\min}, y_{\min}, z_{\min}$ 为八叉树根节点在 x, y, z 3 个方向上的最小尺寸; R_{voxel} 为八叉树最底层叶节点的分辨率。

接下来,对得到的两组点云执行基于八叉树的“差”

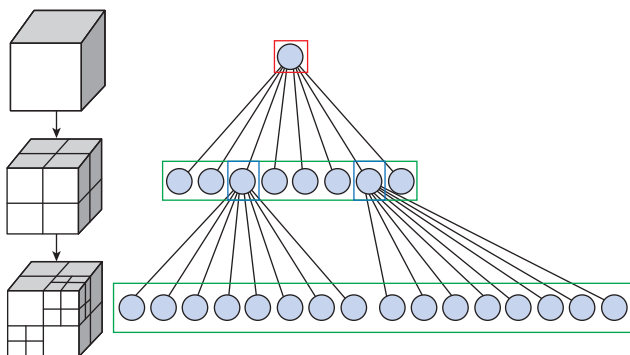


图1 八叉树结构示意图^[37]

Fig.1 Schematic diagram of octree structure^[37]

运算操作,将重叠区域内的点划分为背景点。具体实施流程如下。

步骤1: 将背景点云 P_{bg} 存储到一个八叉树结构中,记此八叉树为 O_{bg} 。需要注意的是,本文的目标是要比目标点云 P_{tg} 中的所有数据,因此 O_{bg} 的根节点尺寸及位置应根据目标点云 P_{tg} 的边界来设定;

步骤2: 对于 P_{tg} 中的每个点,根据式(1)计算的索引号在 O_{bg} 中找到对应的叶节点。若此叶节点为空,即 P_{bg} 在此节点中没有数据存放,则认为当前判断的点为前景点,将该点的标签 Label 设为 1。否则认为是背景点,将 Label 设为 0。

通过上述两步可完成最基础的空间检索分割,但这样分割出的前景点中,还存在一些由于点云密度、重建精度等多方面因素导致的误判点。为剔除此类误判点,本文新增了以下两个步骤。

步骤3: 以步骤2检索到的所有空叶节点为中心,根据“点邻接”定义在 $\sqrt{3}R_{\text{voxel}}$ 范围内继续搜索是否存在 P_{bg} 的点数据。若仍为空节点,则判断当前检索点为前景点,也是零件模型的内点。

步骤4: 除了零件模型的内点,还需要补齐零件模型的边界点,这些点由于邻域范围内既有前景点又有背景点,因此在步骤3中被误剔除。

本文判断边界点有两个原则:(1)与内点足够近;(2)邻域范围内点的密度高于背景点的密度。针对前一原则,可在步骤3中保留 $\sqrt{3}R_{\text{voxel}}$ 范围内同属于 P_{tg} 的点;针对后一原则,对所有判断点检索 k 个最邻近点,并根据式(2)计算平均距离。若此平均距离大于算法的设定阈值,则作为边界点兼前景点保留。

$$\bar{d} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k d_i \quad (2)$$

式中, \bar{d} 为平均距离; k 为当前最临近点数量; d_i 为第 i 个最邻近点到判断点的欧式距离。算法的总体流程图如图2所示。

1.1.2 基于超体素的前景粘连点云分割

对于从整体模型中提取出的前景点云,还需进一步分割、聚类,以获得各零件独立的点云。鉴于超体素聚类算法在噪声点去除、边界划分等方面的优势,本文将采用一种基于几何特征的超体素过分割与基于凹凸性的超体素聚类相结合的分割策略来处理前景点云。

超体素(Super voxel)这一概念衍生自图像领域中应用广泛的超像素(Super pixel)。所谓超像素,就是图像上一组位置相邻且具备相似特征的像素点构成的小区域;拓展到三维领域,则用体素替换像素点作为最小单元,用超体素代表空间中近邻且特征相似的体素的集合。

首先采用 Papon 等^[38]提出的 VCCS(Voxel cloud

connectivity segmentation) 算法来实现超体素过分割, 实现将原始点云数据划分为尺寸一致的超体素聚类, 且每个超体素都是空间中具有相似特征属性的体素的集合。在得到过分割的超体素之后, 本文利用相邻体素间的连接凹凸性对属于同一零件的超体素进行合并^[39], 以得到最终的分割结果。由于此部分算法都是已有的, 故具体流程不再赘述。

至此零件点云被划分为独立的集合, 为下一步 LineMod 算法识别前的感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 提供了点云空间位置的先验信息。

1.2 基于重建点云先验信息的 ROI 划分

1.2.1 建立拟真虚拟相机

用户在手持深度相机对场景进行扫描重建时, 会自主将相机移动到其他未遮挡的视角下进行信息采集补充。基于以上假设, 本文提出了一种基于重建点云先验信息的改进方案, 对于检测阶段输入的每张图像, 先通过将零件点云的平面投影和零件点云先验信息进行对比来在图像中划分出兴趣区域, 然后在算法运行阶段只针对原始图像根据 ROI 划分的子图像进行处理。

零件点云的平面投影获取流程如下。根据输入图像对应的相机位姿 (外参) 及标定所得的相机内参, 在虚拟空间中布置一个与真实相机保持一致的虚拟相机。记真实相机在世界坐标系下的位姿矩阵为 T_{input} 为

$$T_{\text{input}} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, r_{11} 、 r_{12} 、 r_{13} 、 r_{21} 、 r_{22} 、 r_{23} 、 r_{31} 、 r_{32} 、 r_{33} 为旋转矩阵 R 中的分量; t_1 、 t_2 、 t_3 为平移向量 t 中的分量。

为了尽可能地模拟真实相机的拍摄, 本文对于虚拟相机各参数的设置如下:

(1) 相机视点位置, 由真实相机的平移向量确定, 设置为 (t_1, t_2, t_3) ;

(2) 相机焦点与相机视点位置共同组成了相机镜头的朝向, 设置为 $(t_1 + r_{13}, t_2 + r_{23}, t_3 + r_{33})$;

(3) 相机正方向, 根据深度相机坐标系 y 轴在世界中的实际朝向, 将此参数设置为 $(-r_{12}, -r_{22}, -r_{32})$;

(4) 相机的视角大小由相机的内参决定, 视角 α 的计算公式为

$$\alpha = 2 \times \tan^{-1} \left(\frac{h}{2 \times f_y} \right) \times \frac{180}{\pi} \quad (4)$$

式中, h 为图像高度, 本文中为 480 mm; f_y 为相机沿 y 方向的焦距, 可根据标定获得。通过设定上述参数, 就可以利用虚拟相机来模拟真实拍摄的相机, 从而令三维点云在虚拟成像平面上的投影图像与真实相机所拍摄的图像保持一致。

如图 3 所示, 将完整的装配场景点云投影到某一时刻的虚拟成像平面上生成二维图像, 并与该时刻实际截取的图像进行比较。可以看出, 两种图像几乎一致, 但相比于原始图像, 投影图像中可以结合零件点云先验信息进行处理, 这些信息是后续划分 ROI 的主要依据。

1.2.2 ROI 区域提取

将先前通过点云分割得到的各零件的点云按照此种方式单独投影到成像平面上, 并根据像素点的分布情况单独划分出每组的最小包围盒。主要算法流程如下所示。

步骤 1: 对原始图像进行灰度化和二值化操作, 获得仅由黑白像素点组成的二值化图像。

步骤 2: 对步骤 1 所得二值化图像先膨胀、再腐蚀 (即形态学中的闭运算), 从而加强边界连接。

步骤 3: 检测组成轮廓的边界点。为了避免离群点的影响, 此步骤只保留数目最多的一组边界点。

步骤 4: 生成包围多边形的最小矩形, 此矩形即为待

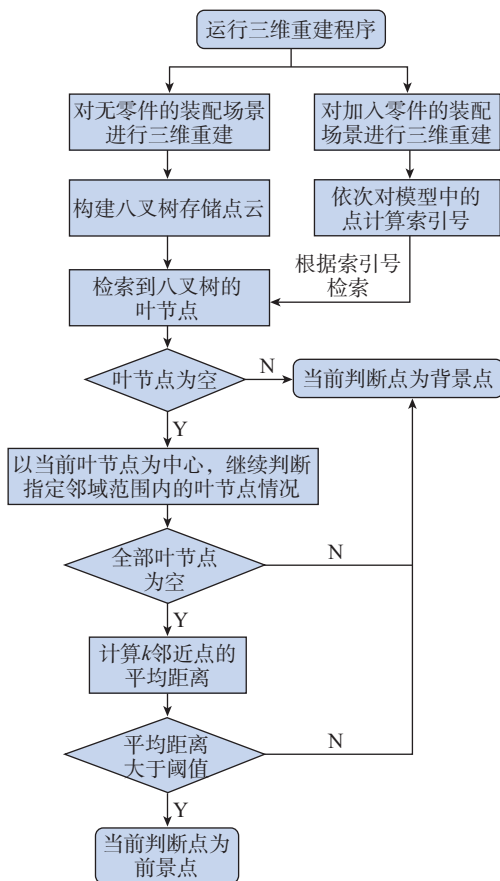


图 2 基于背景差分与八叉树空间检索的背景分割算法流程图

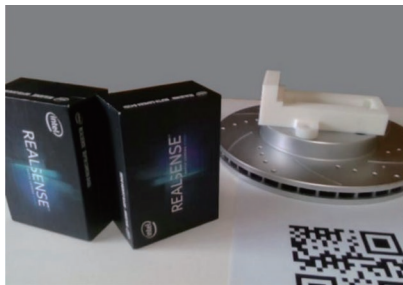
Fig.2 Flow chart of background segmentation algorithm based on background difference and octree spatial retrieval

求的包围盒。图 4 为不同零件点云投影后的包围盒划分结果。

1.2.3 ROI 区域筛选

通过上一节获得的零件的包围盒都在待检测图像的不同位置处叠加,就能得到一组初始的 ROI 集合,其中每个 ROI 都对对应着一个零件在当前输入图像中的位置。但是各 ROI 之间可能存在重叠现象,对于 LineMod 算法,待检测图像中应尽量避免出现被遮挡的待检测物体,所以需要进一步删除那些被遮挡的零件所对应的 ROI,具体实现步骤如下。

步骤 1: 在所有 ROI 之间两两判断是否存在重叠区域。若判断完成后如不存在,则将此 ROI 作为最终结果保留;否则,继续执行下一步骤。



(a) 真实图像



(b) 虚拟相机投影

图 3 真实图像与虚拟相机投影图像比对

Fig.3 Comparison between real image and virtual camera projection image

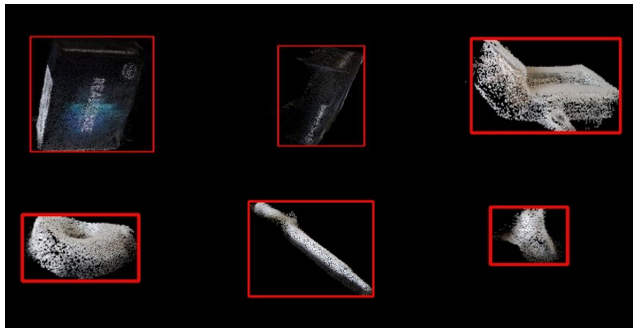


图 4 不同零件投影后的包围盒划分效果

Fig.4 Partition effect of bounding box after projection of different parts

步骤 2: 取出步骤 1 中两个彼此重叠的 ROI,计算重叠区域内所有像素点的深度值并进行比对,将深度值较大的 ROI 删除。

步骤 3: 重复步骤 2 的操作,直到所有保留下来的 ROI 都是图像中互不重叠的区域为止。将这些 ROI 以及步骤 1 中最开始保留的 ROI 一起,执行下一步骤。

步骤 4: 对于步骤 3 中保留的 ROI,判断其原始边界是否超出了输入图像的边界,删除超出边界的 ROI,将剩余 ROI 作为最终结果保留。

图 5 为不同输入图像中筛选出的 ROI,从左到右分别代表原始图(图 5(a))、初始 ROI 图(图 5(b))和利用上述步骤筛选出的最终 ROI 图(图 5(c))。其中,绿色框对应每幅输入图像中保留的 ROI,红色框则对应存在遮挡而被删除的 ROI。ROI 区域提取与筛选的总体流程如图 6 所示。

1.3 模板采集与训练

通过虚拟相机多视角拍摄 CAD 模型,获取零件在不同视角下的彩色图像与深度图像。将零件模型的质心设定为世界坐标系的原点,根据模型的实际尺寸确定一个足够大的虚拟球体包裹住模型。为保证相机分布的均匀性,避免靠近极点处的相机过多而造成视图冗余问题,本文并没有依据传统做法^[23]将相机直接布置于虚拟球体表面,而是再生成一个内接于球体的正二十面体,将相机的采样视点放在三角形的中心处。

图 7 为本文所采集的部分彩色和深度参考图像模板。

1.4 针对相似性与对象性结构的识别检测

在识别检测阶段,作为输入的是 Elastic Fusion^[17] 三维重建算法所输出的 RGB 图像和深度图像。通过 1.1 节的重建点云先验信息,在所有输入图像组上划分出每个未被遮挡的零件所对应的 ROI,然后提取此范围内的子图像作为 LineMod 算法的实际输入,执行对 1.3 节生成的各模板的识别检测。利用模板 T 构成的滑动窗口在输入图像 I 上滑动,提取图像 I 在位置 c 处的特征并计算与模板对应位置的相似度大小。定义相似度符号为 $\varepsilon(I, T, c)$,其计算公式为

$$\varepsilon(I, T, c) = \sum_{r \in P} (\max_{t \in R(c+r)} f_m(O_m(r), I_m(t))) \quad (5)$$

式中, $O_m(r)$ 为参考图像 O 在位置 r 处的梯度方向(表面法向量方向); P 为位置 r 的取值列表; $I_m(t)$ 为输入图像 I 在位置 t 处的梯度方向(表面法向量方向),其中, t 在以 $c+r$ 为中心、以 l 为大小的窗口区域内取值。

$f_m(O_m(r), I_m(t))$ 表示参考图像与输入图像在对应像素位置比较梯度特征或法向量特征时的相似度,若高于指定阈值则认为匹配成功。

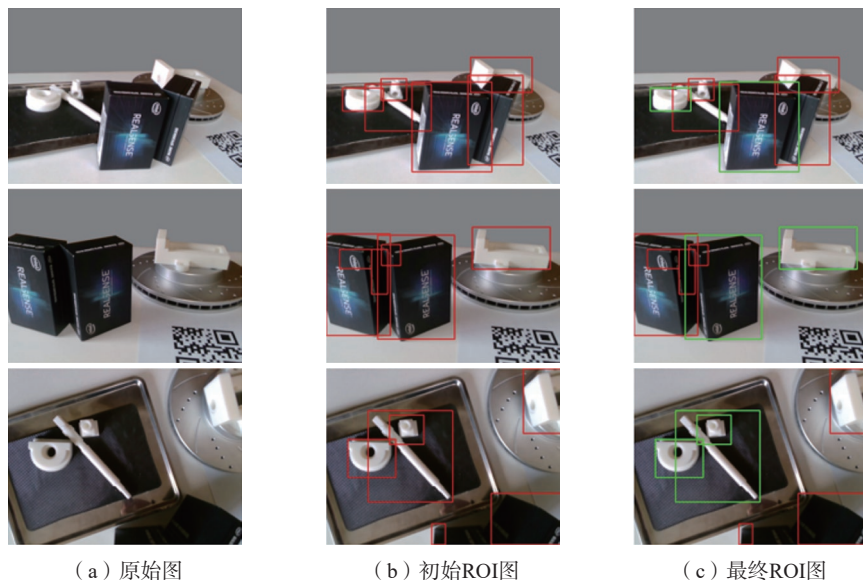


图5 不同输入图像的 ROI 筛选结果
Fig.5 ROI screening results for input different images

位置 t 的取值范围 R 为:

$$t \in R(c+r) = \left[c+r-\frac{l}{2}, c+r+\frac{l}{2} \right] \times \left[c+r-\frac{l}{2}, c+r+\frac{l}{2} \right] \quad (6)$$

在实际情况下,对于目标零件的检测往往会匹配到多个模板,这些模板可能属于不同种零件的相似性结构,也有可能是同种零件在不同视角下得到了一致的图像(这种情况在结构对称的零件中尤为常见)。在利用模板中的相机位姿进行粗配准前,需要针对这种情况剔除错误的匹配模板。

1.4.1 不同种零件的相似性结构问题

针对此问题,本文利用零件点云与模板之间的关联性来解决。由于每幅输入图像都与划分 ROI 时的一组零件点云绑定,虽然零件点云类别未知,但可从所有匹配成功的模板中找出属于同一零件点云的模板,统计模板中对应的零件类别,将统计次数最多的类别确定为该零件点云对应的类别。

1.4.2 同种零件的对称性结构问题

首先取出属于同一零件点云的模板(已经确定好零件类别),记每个模板所对应的旋转姿态为 $\{R_1^{c_v}, R_2^{c_v}, \dots, R_m^{c_v}\}$,其中, c_v 表示 VTK 中的虚拟相机。然后根据每个模板所属的输入图像,可得到一组真实相机的旋转姿态,记为 $\{R_1^{c_r}, R_2^{c_r}, \dots, R_m^{c_r}\}$,其中, c_r 表示真实相机。

对于其中任意两个模板 T_i 和 T_j ,计算它们对应的旋转姿态 $R_i^{c_v}$ 和 $R_j^{c_v}$ 之间的旋转变换关系 R_j^i ,即

$$R_j^i = R_i^{c_v^{-1}} R_j^{c_v} \quad (7)$$

再将 R_j^i 以等效轴角的形式表示为 $R_{j_k}^i(\theta_\alpha)$,其中 K 表示等效轴角的旋转轴; θ_α 为等效轴角的旋转角度。

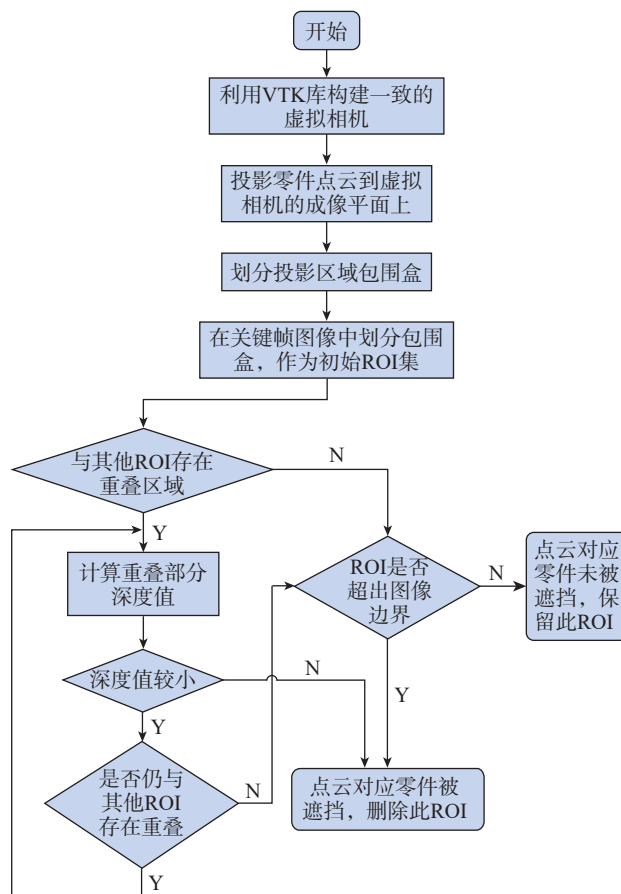


图6 ROI 区域提取与筛选流程图
Fig.6 Flow chart of ROI extraction and screening

按照同样的方法也可计算出真实相机姿态 $R_i^{c_r}$ 和 $R_j^{c_r}$ 之间的旋转变换关系 R_j^i 以及等效轴角的旋转角度,

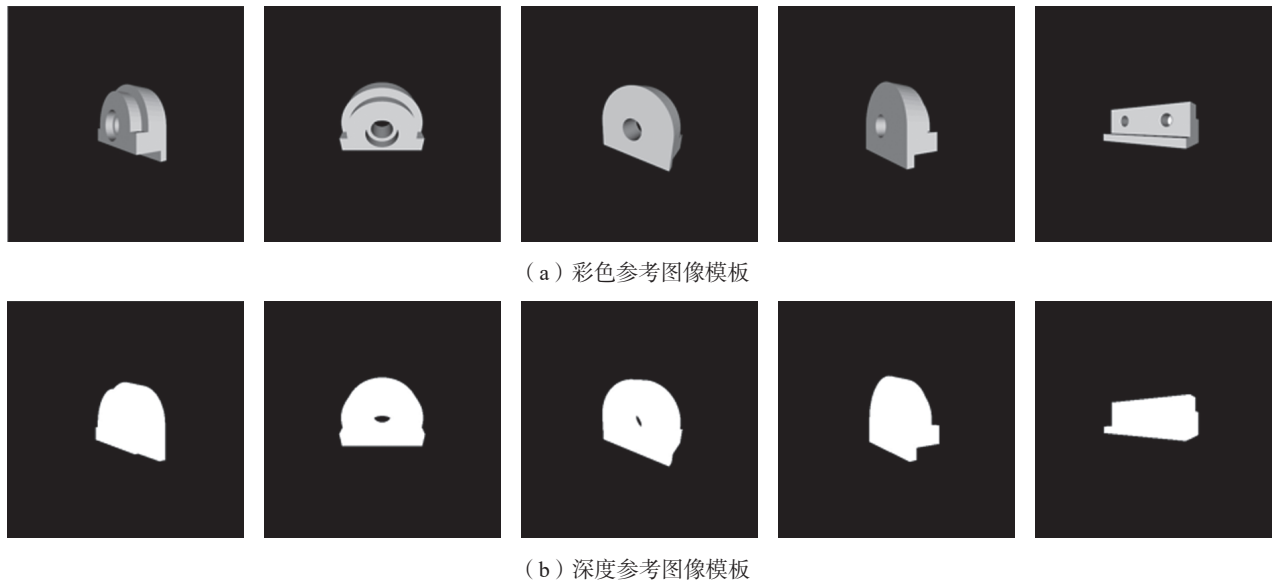


图7 不同角度采集的彩色和深度参考图像

Fig.7 Reference images of color and depth collected from different angles

记作 θ'_a 。若 $\theta_a - \theta'_a$ 小于设定的阈值 τ_θ , 则将模板 T_i 和模板 T_j 视作是一组有效模板, 在统计表中为两项模板的置信度各加 1。最后对于每幅输入图像, 都取统计表中置信度最高的模板作为唯一的匹配结果。即, 在两个不同的视角观察模型时, 虚拟相机视角角度与真实相机识别结果的旋转角度如果相差不大, 可以认为这个识别结果以及模板是可靠的, 否则可认为识别有误且模板对称结构的识别鲁棒性不好。

2 零件位姿恢复

2.1 粗配准

在进行粗配准前, 需变换虚拟相机的坐标系使其光轴与实际拍摄相机的光轴重合。文献 [36] 提出了一种计算变换矩阵 R 的方法, 假设实际拍摄相机的相机坐标系为 $O_1-X_1Y_1Z_1$, 虚拟相机的相机坐标系为 $O_2-X_2Y_2Z_2$, 则矩阵 R 为

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\theta_2 & \sin\theta_2 & 0 \\ 0 & -\sin\theta_2 & \cos\theta_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta_1 & 0 & -\sin\theta_1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ \sin\theta_1 & 0 & \cos\theta_1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中, θ_1 为虚拟相机光轴 Z_2 在 X_1Z_1 平面上的投影与轴 Z_1 间的夹角; θ_2 为虚拟相机光轴 Z_2 与 X_1Z_1 平面的夹角。

然后对于 CAD 模型在虚拟相机的每一点取样点云 p' , 都可根据式 (9) 转换为三维重建坐标系中的点 p 。

$$P = T^{-1} \cdot T' \cdot P' \quad (9)$$

式中, P' 为点 p' 在 CAD 模型坐标系中的齐次坐标; T' 为图像模板中记录的相机在 CAD 模型坐标系中的位姿;

T 为实际拍摄相机在三维重建模型坐标系中的位姿; P 为点 p 在三维重建坐标系中的齐次坐标。

对于所有匹配的图像, 取所有模板计算完毕后的平均值作为最终的转换矩阵。对 CAD 模型抽样成的点云按照最终转换矩阵进行放置, 完成点云粗配准操作。

2.2 基于 ICP 算法的模型位姿精配准

粗配准将零件 CAD 模型大致移动到了三维重建模型所在的位置上。在此基础上, 将 CAD 模型作为源点云、三维重建模型作为目标点云, 通过 ICP 算法即可实现精配准, 相关工作不再赘述。

3 试验与分析

3.1 改进 LineMod 算法识别试验

为了评估本文提出的改进算法在抗遮挡性、针对对称结构与相似结构识别能力和模板比对效率方面的提升效果, 本节将进行试验验证。装配场景的布置如图 3 (a) 所示, 场景中包含钳座、钳口、方块螺母、螺杆共 4 种装配零件, 包含了不同零件结构相似的情况, 如钳口与方块螺母, 以及每一种都包含的对称性结构的问题。

从 Elastic Fusion 算法运行过程中的关键帧图像中截取 40 张彩色图像和深度图像组成测试集。经统计, 钳座、钳口、方块螺母、螺杆的正-负样本图像数量分别为 14-26、24-16、13-27、11-29。每张输入图像在得到检测结果后都会出现以下 4 种情况。

情况 1: 输入图像对于目标零件属于正样本图像, 且算法正确地检测出了目标零件所在区域; 情况 2: 输入图像对于目标零件属于正样本图像, 但算法没有正确地检测出目标零件所在区域; 情况 3: 输入图像对于目标零件

属于负样本图像,且算法未检测到目标零件;情况4:输入图像对于目标零件属于负样本图像,但算法检测到了目标零件。

采用3项指标来评估算法在存在遮挡的测试集中的性能表现。

$$\text{正确率} = \frac{\text{情况1的个数}}{\text{正样本图像个数}} \times 100\% \quad (10)$$

$$\text{漏检率} = \frac{\text{情况2的个数}}{\text{正样本图像个数}} \times 100\% \quad (11)$$

$$\text{错检率} = \frac{\text{情况4的个数}}{\text{负样本图像个数}} \times 100\% \quad (12)$$

对测试集分别使用原始 LineMod 算法与本文提出的改进算法进行处理,分别统计钳座、钳口、方块螺母、螺杆等零件识别情况的3项指标,试验结果如表1所示。

上述试验结果表明,由于利用了重建点云的先验信息,本文算法针对不同零件的检测都表现出了很高的正确率和较低的漏检率。同时,由于每幅图像只比对划分的 ROI 区域,使得出现错检的概率也显著下降。原始算法的平均处理时间为 59.5 ms,本文算法的平均处理时间为 32.7 ms,缩短了约 45.04% 的运行时间。

3.2 模型位姿恢复试验

以钳口零件为例,首先在通过 LineMod 算法模板匹配后,使 CAD 模型与三维重建的点云模型在空间中进行粗对准。在此基础上,使用 ICP 算法进一步进行精配准。图 8 (a) 为钳口零件的 CAD 模型;图 8 (b) 为 CAD 模型抽样后的点云与重建点云的配准结果,证明本文方法的配准效果可以获得较好的效果。

3.3 实物虚拟化试验

本节共设计了3种不同的实现方法,分别为基于 CAD 模型的实物虚拟化方案(试验1)、基于三维重建

的实物虚拟化方案(试验2)以及本文提出的实物虚拟化方案(试验3)。

试验1中使用的装配背景模型和装配零件模型,均采用 CAD 的形式。如图 9 (a) 所示,左图为 AR 视角,右图为 VR 视角,下同;试验2中对于装配背景模型和装配零件模型,均采用三维重建的点云模型表示,如图 9 (b) 所示;试验3中,对于装配背景模型仍采用三维重建的点云模型表示,而对于装配零件模型则替换为相同位姿的 CAD 模型,如图 9 (c) 所示。

为方便用户辨识不同零件的点云,针对三维重建的点云额外添加了绘制有向包围盒(Oriented bounding

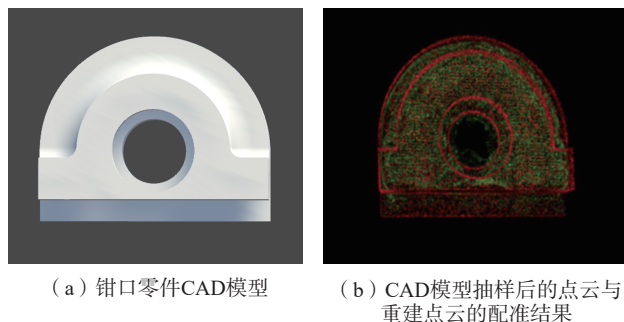


图8 精配准结果

Fig.8 Fine registration results

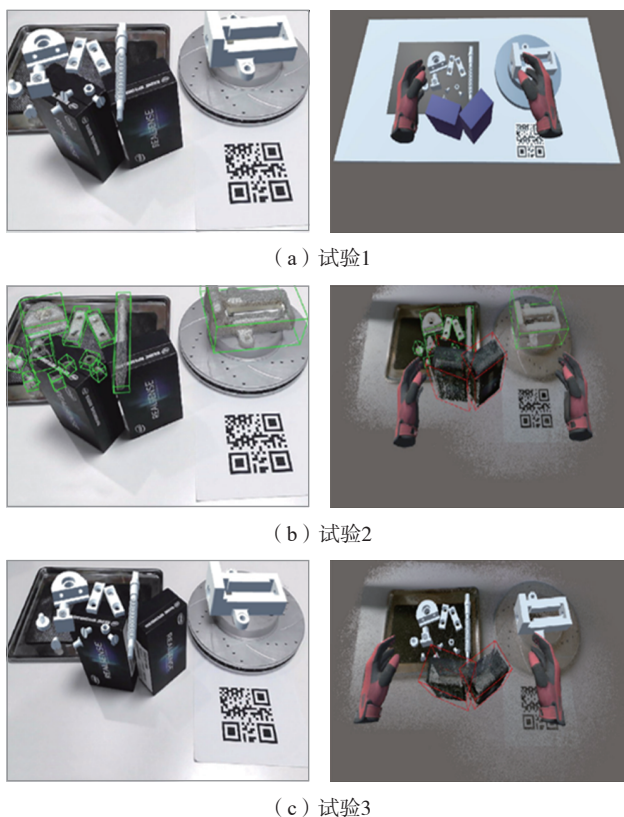


图9 3种不同的试验条件

Fig.9 Three different experimental conditions

表1 改进算法效果评估

Table 1 Effect evaluation of improved algorithm %

零件类别	算法	正确率	漏检率	错检率
钳座	改进算法	100	0	0
	原始算法	100	0	7.14
钳口	改进算法	100	0	12.5
	原始算法	91.67	8.33	31.25
方块螺母	改进算法	84.62	15.38	18.52
	原始算法	84.62	15.38	40.74
螺杆	改进算法	90.91	9.09	0
	原始算法	81.82	18.18	6.67

box, OBB),并设定零件点云的包围盒为绿色,允许交互;非零件点云的包围盒为红色,不允许交互。可以看出,基于CAD模型的实物虚拟化方案无法有效反映装配场景情况,由于缺乏实物纹理信息,障碍物只以蓝色立方体代替,对装配场景的保真度低;基于三维重建的实物虚拟化方案,虽然很好地保留了装配场景的纹理信息,但是装配零件作为主要的交互对象,由于重建效果的限制,使其与场景难以区分;而本文实物虚拟化方案,既保留了场景信息,又提高了交互对象的精细度,使得虚拟场景更加能够反映真实场景。

4 结论

本文针对MR远程协同任务的前置环节实物虚拟化现有方案缺点,提出了一种基于模板匹配和点云配准原理的零件模型精密恢复方法,通过三维重建方法重建装配场景点云,然后应用改进LineMod算法,识别零件并进行位姿估计,实现以零件CAD模型替换重建点云的实物虚拟化方案。试验证明本文提出的实物虚拟化方案,能够既保留了装配场景的信息,又兼顾了交互对象的精细度,解决了现有方法的缺点,在MR远程协同领域具有较好的实用意义。

参考文献

[1] 张秋月, 安鲁陵. 虚拟现实和增强现实技术在飞机装配中的应用[J]. 航空制造技术, 2017, 60(11): 40-45.

ZHANG Qiuyue, AN Luling. Application of virtual reality and augment reality in aircraft assembly[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 60(11): 40-45.

[2] 尹旭悦, 范秀敏, 王磊, 等. 航天产品装配作业增强现实引导训练系统及应用[J]. 航空制造技术, 2018, 61(1/2): 48-53.

YIN Xuyue, FAN Xiumin, WANG Lei, et al. Augmented reality training system for aerospace product assembly process guidance and its application[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(1/2): 48-53.

[3] 唐健钧, 叶波, 耿俊浩. 飞机装配作业AR智能引导技术探索与实践[J]. 航空制造技术, 2019, 62(8): 22-27.

TANG Jianjun, YE Bo, GENG Junhao. Exploration and practice of aircraft assembly AR intelligent pilot technology[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2019, 62(8): 22-27.

[4] WANG P, ZHANG S S, BAI X L, et al. 2.5DHANDS: A gesture-based MR remote collaborative platform[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102(5): 1339-1353.

[5] WANG P, ZHANG S S, BILLINGHURST M, et al. A comprehensive survey of AR/MR-based co-design in manufacturing[J]. Engineering With Computers, 2020, 36(4): 1715-1738.

[6] 王增磊, 张树生, 白晓亮. 面向协同装配的混合现实手眼交互技术研究[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(1): 251-258.

WANG Zenglei, ZHANG Shusheng, BAI Xiaoliang. Mixed reality hand-eye interaction technology for collaborative assembly[J]. Computer

Applications and Software, 2019, 36(1): 251-258.

[7] YANG P, KITAHARA I, OHTA Y. Remote mixed reality system supporting interactions with virtualized objects[C]//2015 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality. Fukuoka: IEEE, 2015: 64-67.

[8] PIUMSOMBOON T, DEY A, ENS B, et al. CoVAR: Mixed-platform remote collaborative augmented and virtual realities system with shared collaboration cues[C]//2017 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR-Adjunct). Nantes: IEEE, 2017: 218-219.

[9] TEO T, LAWRENCE L, LEE G A, et al. Mixed reality remote collaboration combining 360 video and 3D reconstruction[C]//Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM, 2019: 1-14.

[10] VENERELLA J, FRANKLIN T, SHERPA L, et al. Integrating AR and VR for mobile remote collaboration[C]//2019 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality Adjunct (ISMAR-Adjunct). Beijing: IEEE, 2020: 104-108.

[11] ODA O, ELVEZIO C, SUKAN M G, et al. Virtual replicas for remote assistance in virtual and augmented reality[C]//Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology. New York: ACM, 2015: 405-415.

[12] WANG P, BAI X L, BILLINGHURST M, et al. 3DGAM: Using 3D gesture and CAD models for training on mixed[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(20): 31059-31084.

[13] 韩文博. 基于深度相机的物体模型重建方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.

HAN Wenbo. Research on object model reconstruction based on the depth camera[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020.

[14] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.

[15] BAY H, TUYTELAARS T, VAN GOOL L. SURF: Speeded up robust features[C]//Computer Vision-ECCV 2006. Graz: Springer, 2006: 404-417.

[16] WANG Y, ZHANG S S, WAN B L, et al. Point cloud and visual feature-based tracking method for an augmented reality-aided mechanical assembly system[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2018, 99(9): 2341-2352.

[17] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3D registration[C]//2009 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Kobe: IEEE, 2009: 3212-3217.

[18] 贾勇杰, 熊风光, 韩燮, 等. 基于SHOT的多尺度关键点检测技术研究[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 229-236.

JIA Yongjie, XIONG Fengguang, HAN Xie, et al. Multi-scale keypoint detection based on SHOT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 229-236.

[19] ZUBIZARRETA J, AGUINAGA I, AMUNDARAIN A. A framework for augmented reality guidance in industry[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102(9): 4095-4108.

[20] 李健, 曹垚, 王宗敏, 等. 融合k-means聚类和Hausdorff距离的散乱点云精简算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(2): 250-257.

LI Jian, CAO Yao, WANG Zongmin, et al. Scattered point cloud simplification algorithm integrating k-means clustering and Hausdorff

distance[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2020, 45(2): 250–257.

[21] HINTERSTOISSER S, CAGNIART C, ILIC S, et al. Gradient response maps for real-time detection of textureless objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(5): 876–888.

[22] HINTERSTOISSER S, LEPETIT V, ILIC S, et al. Dominant orientation templates for real-time detection of texture-less objects[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco: IEEE, 2010: 2257–2264.

[23] HINTERSTOISSER S, LEPETIT V, ILIC S, et al. Model based training, detection and pose estimation of texture-less 3D objects in heavily cluttered scenes[C]//Computer Vision—ACCV 2012. Florence: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 548–562.

[24] CHAI Z Q, BI S, GUO Z, et al. A new method for fast detection and pose estimation of texture-less industrial parts[C]//2018 25th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice (M2VIP). Stuttgart: IEEE, 2019: 1–6.

[25] YAMAZAKI K, HIGASHIDE T, TANAKA D, et al. Assembly manipulation understanding based on 3D object pose estimation and human motion estimation[C]//2018 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Kuala Lumpur: IEEE, 2019: 802–807.

[26] CHEN S L, HONG J, LIU X N, et al. A framework for 3D object detection and pose estimation in unstructured environment using single shot detector and refined LineMod template matching[C]//2019 24th IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA). Zaragoza: IEEE, 2019: 499–504.

[27] LUH Y P, HUANG L C, LU H J, et al. A smart manufacturing solution for multi-axis dispenser motion planning in mixed production of shoe soles[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology, 2020, 7(3): 769–779.

[28] LIU J T, GONG J, QIAN X L, et al. Marker location method based on improved LINE2D under standard condition[C]//2020 39th Chinese Control Conference (CCC). Shenyang: IEEE, 2020: 6480–6485.

[29] ZHANG T L, YANG Y, ZENG Y, et al. Cognitive template-clustering improved LineMod for efficient multi-object pose estimation[J]. Cognitive Computation, 2020, 12(4): 834–843.

[30] MIAO C X, ZHONG X G, ZHONG X Y, et al. Detection and grasping of texture-less objects based on 3D template matching[C]//2021 40th Chinese Control Conference (CCC). Shanghai: IEEE, 2021: 3943–3948.

[31] WAN G Y, WANG G F, XING K S, et al. Robot visual measurement and grasping strategy for roughcastings[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2021, 18(2): 172988142199993.

[32] WANG Y N, WANG X Y, CHEN Y Z. Multi-surface hydraulic valve block technique hole plug inspection from monocular image[J]. Measurement Science and Technology, 2021, 32(11): 115016.

[33] CAO P X, LI W X, MA W P. A tracking registration method for augmented reality based on multi-modal template matching and point clouds[J]. International Journal of Automation and Computing, 2021, 18(2): 288–299.

[34] WANG Y, ZHANG S S, YANG S, et al. Mechanical assembly assistance using marker-less augmented reality system[J]. Assembly Automation, 2018, 38(1): 77–87.

[35] WANG Y, ZHANG S S, YANG S, et al. A LINE-MOD-based markerless tracking approach for AR applications[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2017, 89(5): 1699–1707.

[36] 王月. 面向产品装配引导的增强现实虚实融合技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2018.

WANG Yue. Mixing of virtual and actual reality method for augmented reality aided products assembly guidance[D]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University, 2018.

[37] DESCHAUD J E, GOULETTE F. A fast and accurate plane detection algorithm for large noisy point clouds using filtered normals and voxel growing[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 64(7): 1233–1265.

[38] PAPON J, ABRAMOV A, SCHOELER M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland: IEEE, 2013: 2027–2034.

[39] STEIN S C, SCHOELER M, PAPON J, et al. Object partitioning using local convexity[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus: IEEE, 2014: 304–311.

通讯作者: 白晓亮, 副教授, 研究方向为增强现实、智能装配和人机交互等。

(责编 晓月)

(上接第 116 页)

[10] 朱艳, 杨延清, 马志军, 等. SiC/Ti 基复合材料界面反应的热力学研究[J]. 稀有金属材料与工程, 2002, 31(4): 279–282.

ZHU Yan, YANG Yanqing, MA Zhijun, et al. Thermodynamic studies on interfacial reactions in SiC-fibre reinforced Ti-matrix composites[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2002, 31(4): 279–282.

[11] 李虎, 黄旭, 黄浩, 等. 连续 SiC 纤维增强钛基复合材料界面反应研究[J]. 锻压技术, 2016, 41(4): 103–108.

LI Hu, HUANG Xu, HUANG Hao, et al. Investigation on interface reaction in continuous SiC fiber reinforced titanium composites[J]. Forging & Stamping Technology, 2016, 41(4): 103–108.

[12] 黄浩, 王敏涓, 李虎, 等. 连续 SiC 纤维增强钛基复合材料研制[J]. 航空制造技术, 2018, 61(14): 26–36.

HUANG Hao, WANG Minjuan, LI Hu, et al. Preparation of SiC fibers reinforced titanium matrix composites[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(14): 26–36.

[13] 吉幸, 罗贤, 杨延清, 等. 连续纤维增强金属基复合材料无损检测研究进展[J]. 稀有金属材料与工程, 2013, 42(S2): 401–405.

JI Xing, LUO Xian, YANG Yanqing, et al. Research progress of nondestructive testing for continuous fiber-reinforced metal-matrix composites[J]. Rare Metal Materials and Engineering, 2013, 42(S2): 401–405.

通讯作者: 韩波, 高级工程师, 主要从事无损检测技术研究。

(责编 七七)