

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210775

# 基于视触融合的遥操作机器人虚拟环境 几何学建模修正方法\*

阳雨妍<sup>1</sup>, 宋爱国<sup>2</sup>

(1. 中国空空导弹研究院 洛阳 471009; 2. 东南大学仪器科学与工程学院 南京 210096)

**摘要:**为了提高遥操作机器人虚拟环境几何学建模的精度,提出了一种基于视触融合的遥操作机器人虚拟环境几何学建模修正方法。首先基于视觉信息通过点云采集和预处理、粗细配准相结合的点云配准、表面重建、位姿测量实现了目标物的几何学建模;之后针对遥操作机器人的应用背景,设计了局部半自主和多指协同相结合的灵巧手控制方式,完成了目标物触觉点云的采集;最后采用视触融合的方法,使用KDtree将视觉点云和触觉点云进行融合,并利用视触融合点云对几何学模型进行修正。通过实验证明该方法对不同材质目标物的几何学建模的几何尺寸误差小于3.6 mm、定位误差小于6.8 mm、姿态角测量误差小于4.3°,且效果均优于基于视觉信息的几何学模型和基于触觉信息的几何学模型。该方法构建的几何学模型既包括了目标物的颜色信息,又提高了几何学模型的精度,且在模型细节处表现良好,有效结合了视觉和触觉两种模态信息的优点。

**关键词:** 遥操作机器人;几何学修正;视触融合;KDtree;虚拟环境

**中图分类号:** TP242 TJ765 TH-39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.40

## Geometric modeling and modification method for virtual environment of telerobot based on visual-tactile fusion

Yang Yuyan<sup>1</sup>, Song Aiguo<sup>2</sup>

(1. China Airborne Missile Academy, Luoyang 471009, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** To improve the accuracy of geometric modeling of the telerobot virtual environment, a method for correcting the geometric modeling of the telerobot virtual environment based on the visual-tactile fusion is proposed. Firstly, based on the visual information, the geometric modeling of the target is realized through point cloud acquisition and preprocessing, point cloud registration combined with thick and thin registration, surface reconstruction and pose measurement. Then, aiming at the application background of telerobot, a dexterous hand control mode combining local semi autonomy and multi finger cooperation is designed to complete the collection of target tactile point cloud. Finally, the visual-tactile fusion method is used to fuse the visual point cloud and the tactile point cloud through KDtree, and the visual-tactile fusion point cloud is used to modify the geometric model. Experiments show that the geometric dimension error of the geometric modeling of the target with different materials by this method is less than 3.6 mm, the positioning error is less than 6.8 mm, and the attitude angle measurement error is less than 4.3°. The effectiveness is better than the geometric model based on visual information and the geometric model based on tactile information. The geometric model constructed by this method not only includes the color information of the target, but also improves the accuracy of the geometric model. It performs well in the details of the model, which effectively combines the advantages of visual and tactile modal information.

**Keywords:** telerobot; geometric correction; visual-tactile fusion; KDtree; virtual environment

## 0 引言

随着机器人技术的发展,越来越多的机器人被应用于工业生产等领域<sup>[1]</sup>。但受限于传感器、人工智能等技术的发展,在未知环境中完全自主的机器人在短期内难以实现<sup>[2]</sup>。因此,人在回路中的交互式遥操作机器人是实现未知环境中作业的重要方式之一。遥操作机器人可代替人在危险环境中作业,在空间探索<sup>[3]</sup>、巡检排爆<sup>[4]</sup>、工业制造<sup>[5]</sup>、医疗康复<sup>[6]</sup>中有着广泛的用途。由于遥操作系统主从两端的地理距离较大,存在 100 ms 到数十秒的时延<sup>[7]</sup>,降低了系统的可操作性和稳定性。而在主端构建一个和从端作业环境相同的虚拟环境,就可以给操作者提供视觉、力觉、触觉、听觉等感官反馈,增强了操作者的临场感,且消除了时延对遥操作系统的影响。

虚拟环境技术主要包括几何学建模、运动学建模、动力学建模等。其中几何学建模实现对未知目标物的模型重建,可以提供给操作者视觉反馈,并且可以在动力学建模中提供机械臂是否接触目标物、机械臂末端刺入目标物深度等信息。因此,遥操作机器人对虚拟环境几何学建模的真实性和准确性有着较高的要求。目前遥操作系统主要是基于视觉信息进行几何学建模,通过单目、双目、深度相机等视觉传感器对未知目标物进行三维重建。1981年, Horn 等<sup>[8]</sup>提出了光流估计模型,通过单目图像序列光流实现了目标物的三维重建。Marr 等<sup>[9]</sup>提出了一种视觉相关理论,为双目视觉奠定了基础。双目立体视觉系统通过图像获取、相机标定、图像校正、立体匹配和深度值计算实现对目标物的三维重建<sup>[10]</sup>。使用深度相机可以获得目标物表面更多的细节信息,获得精度更高的三维模型。2011年, Newcombe 等<sup>[11]</sup>提出了 Kinect Fusion 算法,使用 Kinect v1 相机获取目标物的 RGB-D 点云,通过围绕目标物连续扫描实时地构建目标物的三维模型。但是基于视觉信息的三维重建容易受到环境光线、遮挡等因素的影响,并且由于视觉传感器精度有限,通过视觉传感器构建的目标物模型往往存在误差。目前还有研究人员通过触觉信息对目标物进行三维重建。顾海巍<sup>[12]</sup>根据人类手部触摸探索的方式,提出了一种基于触觉点位置及法向量数据的未知物体模型重构方法,并通过仿真实验证明了该方法可以通过灵巧手触摸探索的方式重构出未知目标物的三维模型。虽然触觉传感器感知出的目标物模型精度更高,但缺乏目标物的颜色信息,且在细节处往往有所欠缺。

对于遥操作机器人,从端往往带有视觉、力觉、触觉等传感器来采集从端的作业信息<sup>[13]</sup>。基于目前的研究现状和遥操作机器人的作业背景,本文将视觉信息和触

觉信息进行融合,提出了一种基于 KDtree 的视触点云融合算法,对虚拟环境几何学进行修正。通过实验证明了该方法构建出的未知目标几何模型比基于单一模态信息的几何模型精度更高,提高了虚拟环境的精度,对遥操作机器人领域有着重要意义。

## 1 基于视觉点云和触觉点云的目标物几何学建模

对于已知物体可以通过预定义模型导入的方法完成虚拟环境几何学建模<sup>[14]</sup>,但是对于未知目标物需要先通过视觉信息进行三维重建和位姿测量,最终在虚拟环境中渲染出目标物模型。除了视觉信息,触觉信息也是人类进行几何感知的重要途径<sup>[15]</sup>。本文根据遥操作机器人的应用背景,分别设计了视觉和触觉点云的采集控制算法,并分别提出了基于视觉和触觉点云的几何学建模算法。

### 1.1 基于粗细配准结合的视觉点云几何学建模

本文通过视觉信息对未知目标物进行几何学建模的流程如图 1 所示。



图 1 基于视觉信息的未知目标虚拟环境几何学建模流程

Fig. 1 Flowchart of geometric modeling of unknown target virtual environment based on visual information

1) 视觉点云采集,通过移动全局深度相机采集目标物多个角度的 RGB-D 图像。

2) 视觉点云预处理,首先使用基于随机采样一致算法(random sample consensus, RANSAC)滤去地面。然后通过体素降采样法对点云进行降采样,以方便后续的点云粗配准。还需要采用直通滤波的方式分离背景,以便于后续的局部细配准。最后对降采样后的点云提取 FPFH 特征,用于后续的点云粗配准。视觉点云预处理效果如图 2 所示。

3) 粗细配准结合的点云配准,首先使用基于采样一致性初始配准算法(sample consensus initial alignment, SAC-IA)的点云粗配准,来生成初始变换矩阵,以防止后续的迭代最近点(iterative closest point, ICP)算法陷入局部最优解<sup>[16]</sup>。基于 SAC-IA 的点云粗配准流程如下<sup>[17]</sup>:

(1) 从待配准点云中随机抽取  $n$  个点  $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ , 其中  $p_i \in \mathbf{R}^3$ , 且  $n \geq 3$ 。要求这  $n$  个随机点之间的距离大于设定的距离阈值  $d$ , 即满足  $\|p_c - p_d\| > d$ , 其中  $0 \leq c, d \leq n$ , 以保证所选取的这  $n$  个点的 FPFH 特征各不相同,将这  $n$  个点组成的点集记作  $\mathbf{P}$ 。

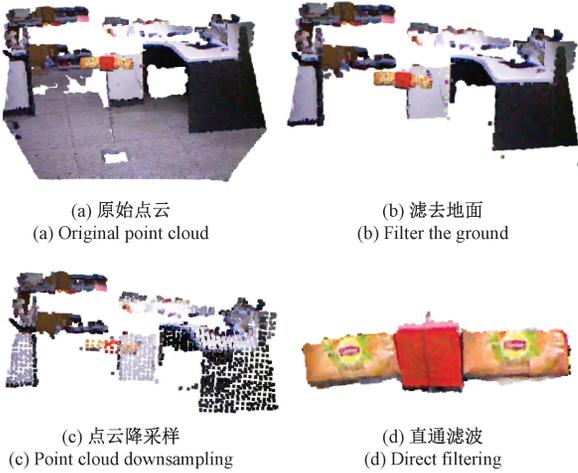


图2 视觉点云预处理效果

Fig. 2 Visual point cloud preprocessing rendering

(2) 对  $P$  中的每一个点在目标点云中 找到与该点有相同或相似 FPFH 特征的点, 并从中随机选取一个点作为其对应点。将这  $n$  个对应点组成的点集记作  $Q$ 。

(3) 对这两个对应点集使用奇异值分解 (singular value decomposition, SVD) 算法求解变换矩阵。两个点集之间的坐标变换如下:

$$Q = R \cdot P + t \quad (1)$$

其中,  $R$ 、 $t$  分别为待配准点云到目标点云的旋转矩阵和平移矩阵。两点集坐标变换的误差函数如下:

$$f(R, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \|q_i - (R \cdot p_i + t)\|^2 \quad (2)$$

对  $t$  求偏导, 并令其为 0, 如式 (3) 所示。可求得  $P$ 、 $Q$  的质心如式 (4) 所示。

$$\frac{\partial f}{\partial t} = \sum_{i=1}^n 2(q_i - (R \cdot p_i + t)) = 0 \quad (3)$$

$$\begin{cases} p_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i \\ q_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n q_i \end{cases} \quad (4)$$

将点云  $P$ 、 $Q$  根据质心重新规格化生成点云  $P'$ 、 $Q'$ , 如式 (5) 所示。并根据式 (6) 计算  $P'$ 、 $Q'$  的协方差矩阵。

$$\begin{cases} p'_i = p_i - p_c \\ q'_i = q_i - q_c \end{cases} \quad (5)$$

$$H = \sum_{i=1}^n P'_i Q'^T_i = \sum_{i=1}^n (p_i - p_c)(q_i - q_c)^T \quad (6)$$

对  $H$  进行奇异值分解得:

$$H = U \Lambda V^T \quad (7)$$

式中:  $\Lambda$  为  $H$  特征值组成的对角矩阵。

由式 (7) 可得旋转矩阵  $R$  为:

$$R = V U^T \quad (8)$$

将式 (4) 和 (8) 代入式 (1) 可以得到平移矩阵  $t$ :

$$t = q_c - R \cdot p_c \quad (9)$$

配准误差使用 Huber 函数进行计算:

$$H(e_i) = \begin{cases} \frac{1}{2} e_i^2, & \|e_i\| \leq d \\ \frac{1}{2} d(2\|e_i\| - d), & \|e_i\| > d \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $d$  为设定的阈值;  $e_i$  为第  $i$  组对应点通过矩阵变换后的误差。

重复执行步骤 (1) ~ (3), 直到达到最大迭代次数, 选取其中误差最小的变换矩阵作为点云粗配准的结果。基于 SAC-IA 的点云粗配准的效果如图 3(b) 所示。

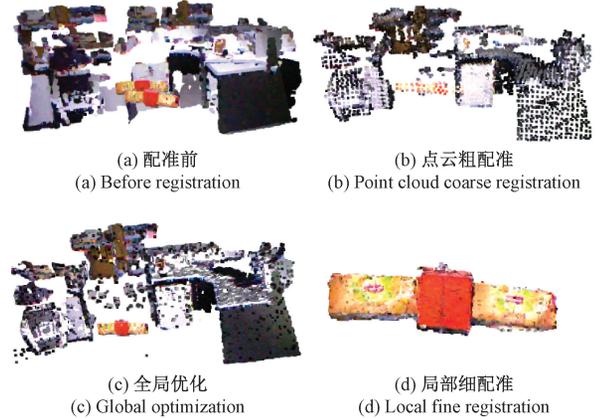


图3 粗细配准结合的点云配准效果

Fig. 3 Rendering of point cloud registration combined with coarse and fine registration

经过基于 SAC-IA 的点云粗配准后, 待配准点云和目标点云之间仍存在一定的误差。因此本文在基于 SAC-IA 的点云粗配准的基础上进行基于 Point-to-plane ICP 算法的全局优化, 来实现两个全局点云的精确配准。Point-to-plane ICP 算法的目标函数<sup>[18]</sup>为:

$$[R, t] = \operatorname{argmin} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N ((R p_i + t - q_i)^T n_i)^2 \quad (11)$$

式中:  $[R, t]$  为变换矩阵;  $p_i$  为待配准点云上的点,  $q_i$  为其在目标点云上的配准点;  $N$  为待配准点云的点数目;  $n_i$  为目标点云上的切平面法线。

不停重复计算式 (11), 直到配准误差小于阈值, 或者迭代次数到达设定值, 误差最小的  $[R, t]$  即为基于 Point-to-plane ICP 算法的全局优化的变换矩阵。将 SAC-IA 点云粗配准后的两个点云进行基于 Point-to-plane ICP 的全局优化, 效果如图 3(c) 所示。

为了使目标物点云可以进一步精准配准, 最后使用基于 Point-to-point ICP 算法的局部细配准, 对两个目标物点云配准进行微调。Point-to-point ICP 算法配准速度快, 适用于已经有较为优秀的初始位姿, 只需做细微调整

的点云对。Point-to-point ICP 算法的目标函数<sup>[19]</sup>为:

$$[R, t] = \arg \min \sum_{i=1}^N \|Rp_i + t - q_i\|^2 \quad (12)$$

其中符号含义同式(11)。

将直通滤波后的目标物点云先使用全局优化得到的转换矩阵进行初始坐标变换,再对其进行基于 Point-to-point ICP 的局部细配准,配准效果如图 3(d)所示。

4) 表面重建,由于多个点云配准叠加会产生噪声,将配准后的整体点云使用统计滤波(statistical outlier removal, SOR)方法进行点云滤波,以滤去离群点<sup>[20]</sup>。然后使用泊松曲面重建算法,将分散的点云转换为光滑的表面<sup>[21]</sup>。设定目标物的表面为  $\partial M$ ,满足目标物内部取 1 外部取 0 的指示函数为  $\chi_M$ ,其定义如下:

$$\chi_M = \begin{cases} 1, & x \in M \\ 0, & x \notin M \end{cases} \quad (13)$$

由于  $\chi_M$  不连续无法对其直接插值求取,使用滤波器  $\tilde{F}(q)$  来平滑  $\chi_M$  为:

$$\nabla(\chi_M * \tilde{F})(q_0) = \sum_{s \in S} \int_{p_s} \tilde{F}_p(q) \tilde{N}_{\partial M}(p) dp = \sum_{s \in S} |p_s| \tilde{F}_{s,p}(q) \cdot \tilde{N} \equiv \tilde{V}(q) \quad (14)$$

式中:  $\tilde{N}_{\partial M}$  为表面法向量;  $s$  为样本集  $S$  中的一点,具有  $s \cdot p$  位置信息和  $s \cdot \tilde{N}$  法向量信息。将式(14)进行简化得:

$$\Delta \tilde{\chi} = \nabla \cdot \tilde{V} \quad (15)$$

式(15)即为泊松方程,对其采用拉普拉斯矩阵迭代法求解就可以得到等值面。表面重建效果如图 4 所示。

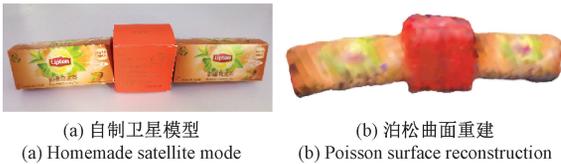


图 4 表面重建效果

Fig. 4 Surface reconstruction rendering

5) 相对位姿测量,首先将深度相机固定在机械臂末端,并进行眼在手上的相机标定。然后采集目标物点云,并进行点云预处理。最后使用 Point-to-point ICP 算法计算目标物的相对位姿,并将目标物坐标转换到世界坐标系下。

6) 虚拟环境渲染,根据重建的三维模型和计算的目标物位姿在虚拟环境中渲染出目标物模型,基于视觉信息的未知目标虚拟环境几何学建模效果如图 5 所示。之后生成 OBB 包围盒,以方便后续测量。

## 1.2 基于灵巧手触摸控制的触觉点云采集与模型重建

本文针对遥操作机器人的应用特点,提出了一套基于灵巧手触摸控制的触觉点云采集与模型重建方法。

1) 局部半自主控制,首先根据 1.1 节的方法对目标

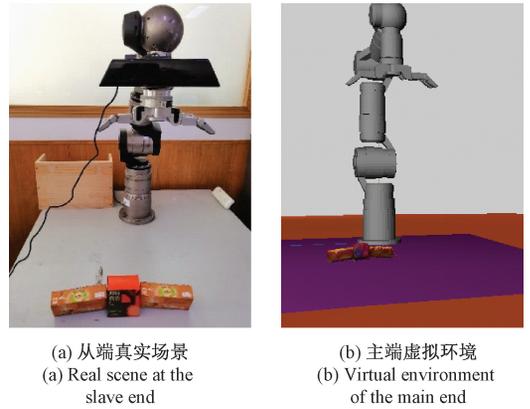


图 5 基于视觉信息的未知目标虚拟环境几何学建模效果  
Fig. 5 Geometric modeling rendering of unknown target virtual environment based on visual information

物进行几何学建模,并在虚拟环境中实时显示。然后操作者观察虚拟环境,对目标物的几何特征进行判断,并控制机械臂移动到其特征相应位置。最后切换到自主模式,由机械臂完成剩下的触觉点采集。

为了方便测量目标物的真实位姿,本文的目标物均放置在桌面上,考虑到灵巧手的运动结构,对灵巧手设置两种预制触觉点云采集姿态,分别用于顶部触觉点云采集和侧面触觉点云采集,如图 6 所示。姿态分别为三根手指并到一侧的并指状态和三指分成两侧的抓取状态。由于目标物放置在桌面,无法对目标物采集底部触觉点云,本文在生成一个顶部触觉点云的同时,根据视觉三维模型过中心的横切面对称生成一个底部触觉点云。

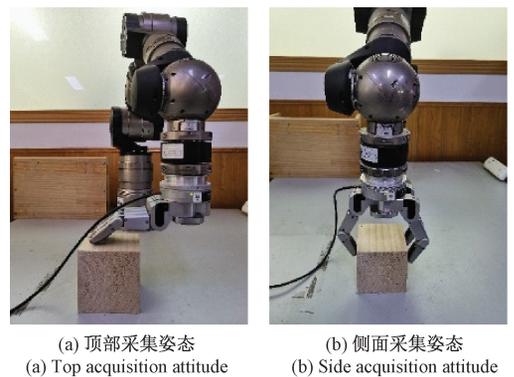


图 6 灵巧手两种预制触觉点云采集姿态  
Fig. 6 Two kinds of prefabricated tactile point cloud collection postures of dexterous hand

2) 触觉点云生成,由于每次触觉点云采集后,目标物都可能会因为受力而改变位姿,这会使采集到的触觉点云产生误差。因此本文在每次触觉点云采集前使用 1.1 节的方法测量目标物的位姿,然后将之前采集到的触觉点云转换到当前的目标物坐标系下,流程如下。

(1) 测得目标物位姿并生成 OBB 包围盒,以包围盒坐标系作为当前的目标物坐标系。记录下当前目标物坐标系相较于上一次目标物坐标系的坐标变换矩阵,并将之前采集到的触觉点转换到当前的目标物坐标系中。同时记录下基座坐标系相较于当前目标物坐标系的坐标变换矩阵  $T_{object}$ 。使用局部半自主控制方法进行触觉点云的采集。

(2) 当灵巧手上的触觉传感器某个测量单元超过阈值,记录下该测量单元在手指上的位置  $p_0 = (x, y, z)$  和法向量  $n_0 = (n_x, n_y, n_z)$ ,以及当前机械臂的各个关节角度  $\theta_{arm} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$  和该手指的各个关节角度  $\theta_{hand}^i = (\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_m^i)$ 。其中  $n, m, i$  分别为机械臂自由度、灵巧手指自由度、灵巧手指个数。通过运动学建模将该点的位置坐标和法向量转换到当前目标物坐标系下,计算公式如下:

$$loc = T_{object} T_{arm}(\theta_{arm}) T_{hand}(\theta_{hand}^i) p_0 \quad (16)$$

$$N = T_{object} T_{arm}(\theta_{arm}) T_{hand}(\theta_{hand}^i) n_0 \quad (17)$$

(3) 为了避免同一接触点多次记录,若当前触点与上一时刻接触点相同,则此次接触点数据不记录,否则记录下当前接触点信息  $Point_j = [loc_j, N_j]^T$ 。

(4) 若采集未结束,则重复步骤(1)~(3)。采集结束后将采集到的所有触觉点集合为触觉点云。

3) 多指协同控制,虽然将每次采集的触觉点云转换到当前目标物坐标系下可以消除移动对下一次采集的影响,但是无法减小移动对当次采集的影响。为了减小每次触觉点云采集过程的目标物移动,本文采用了一种灵巧手多指协同控制方法。

将灵巧手的手指状态分为两种,手指上没有触觉测量单元超过力阈值,此时该手指没有接触目标物,记作  $S_{finger}^1$ ;手指上存在超过力阈值的触觉测量单元,此时该手指已经接触目标物,记作  $S_{finger}^2$ 。当切换为两种自主模式时,对灵巧手采用如下的多指协同控制。

(1) 如果三根手指都处于  $S_{finger}^1$ ,则机械臂和灵巧手继续运动。

(2) 如果某根手指上触觉测量单元测量的最大值超过力阈值,则记录下该点的接触信息,并且开始计时。

(3) 当所有手指都处于  $S_{finger}^2$  或超过时间阈值时认为本次采集结束。

4) 表面重建和几何信息测量,首先使用统计滤波方法对采集到的触觉点云进行点云滤波。然后根据式(15)使用泊松曲面重建法完成表面重建,由于触觉点云没有目标物颜色信息,默认点云为绿色。最后对基于触觉信息的三维模型生成 OBB 包围盒。

## 2 基于 KDtree 的视触点云融合与模型修正

基于视觉点云的几何学建模效率高且带有目标物颜色信息,基于触觉点云的几何学建模精度高且可以处理遮挡等情况<sup>[22]</sup>。因此提出一种基于 KDtree 的视触点云融合算法,将视觉信息和触觉信息进行融合,生成的模型同时包含了两种模态信息的优点,其工作流程如图7所示。

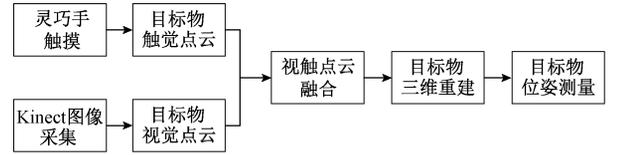


图7 基于 KDtree 的视触点云融合算法工作流程

Fig. 7 Workflow diagram of visual-tactile cloud fusion algorithm based on KDtree

### 2.1 构建 KDtree

KDtree 是一种可以实现  $k$  维空间中点的存储和快速检索的树形结构<sup>[23]</sup>,广泛应用于多维空间的数据搜索,例如范围搜索和最邻近搜索<sup>[24]</sup>。KDtree 根据每个维度的方差,使用超平面进行空间划分,可以将多维空间划分为多个小空间,其构建流程如下。

1) 根据式(18)计算每个维度的方差,并从其中选取方差最大的维度  $k$ 。

$$\max\left(\sum (x - \mu_x)^2 / N_x, \sum (y - \mu_y)^2 / N_y, \sum (z - \mu_z)^2 / N_z, \dots\right) \quad (18)$$

2) 将  $k$  维中的所有数据按升序排列,取  $k$  维度上的数据中值,记作  $node$ 。

3) 根据中值  $node$  使用超平面划分左右子树,其中小于  $node$  的集合为右子树,记作  $tree\_right$ ;大于  $node$  的集合为左子树,记作  $tree\_left$ 。

$$\begin{cases} x < node, & \forall x \in tree\_right \\ x > node, & \forall x \in tree\_left \end{cases} \quad (19)$$

4) 将  $node$  作为根节点,并将  $tree\_right$  和  $tree\_left$  作为输入,重复步骤1)~3),直到所有的子集合都不能再进行划分为止。

本文中的视觉点云为三维空间,并根据上述方法对采集到的目标物视觉点云构建 KDtree。

### 2.2 基于视触融合点云的几何学建模

为了实现视触点云的融合,使得融合后的点云既精确又具有颜色信息,还要有足够多的细节,本文将触觉点云中的每一个点作为查询点,在视觉点云中查询  $n$  个最邻近点,最终查询得到的点集即为视触融合点云。

先通过第1章的方法采集目标物的视觉点云和触觉点云,将采集到的视觉点云记作 $V_{cloud}$ ,触觉点云记作 $T_{cloud}$ 。对视觉点云使用2.1节的算法构建三维KDtree,记作 $KDtree_{cloud}$ 。对 $T_{cloud}$ 中的一个触觉点 $t_{cloud}$ 在 $V_{cloud}$ 中找到其 $n$ 个最邻近点。

首先从 $KDtree_{cloud}$ 的根节点开始访问,式(20)计算出 $t_{cloud}$ 和当前视觉点 $v_{n_{cloud}}$ 之间的距离 $d_{tv_n}$ 。

$$d_{tv} = \sqrt{(t_x - v_x)^2 + (t_y - v_y)^2 + (t_z - v_z)^2} \quad (20)$$

起始时先将最远距离 $d_{max}$ 设定为 $t_{cloud}$ 和根节点之间的距离。

然后从根节点开始对比方差最大的第 $k$ 维的数据中值 $node$ ,搜索路径的选取如下:

$$\begin{cases} \text{访问左子树, } v(k) < node \\ \text{访问右子树, } v(k) \geq node \end{cases} \quad (21)$$

根据式(21)不断地搜索路径,直到访问到 $KDtree_{cloud}$ 的叶子节点。

最后根据该搜索路径反向回溯出 $t_{cloud}$ 的 $n$ 个最邻近点,更新最邻近点的方式如下:

$$d_{max} = d_{tv_n}, v_{max} = v_{n_{cloud}} \quad d_{max} > d_{tv_n} \quad (22)$$

式中: $v_{max}$ 为当前记录的 $n$ 个最邻近点中 $d$ 最大的视觉点; $d_{max}$ 为 $v_{max}$ 和 $t_{cloud}$ 之间的距离。在回溯过程中不断更新这 $n$ 个最邻近点的数据,直到回溯到 $KDtree_{cloud}$ 的根节点。将每次搜索到的 $n$ 个最邻近点组成的集合记作 $VT_i$ 。

对触觉点云中的每一个点通过基于KDtree的最邻近搜索法在视觉点云中找到其 $n$ 个最邻近点,将这些最邻近点集合为新的点云集,这个新的点云就是视融合点云 $VT_{cloud}$ :

$$VT_{cloud} = [VT_1, VT_2, \dots, VT_N] \quad (23)$$

式中: $N$ 为触觉点云的点数。

为了方便后续测试基于视触融合点云的几何学建模效果,对视触融合点云进行泊松曲面重建,并生成OBB包围盒。

## 3 实验与结果

### 3.1 数据采集与处理

#### 1) 实验平台

本文根据遥操作作业需求,搭建的基于虚拟环境的遥操作系统如图8所示。其中主端设备包括七自由度力反馈手控器、主端控制器,从端设备包括Schunk机械臂、Barrett灵巧手、多维力传感器、Kinect视觉传感器、从端处理器。其中Barrett灵巧手内置了触觉传感器。

#### 2) 实验样品

为了测试基于视觉点云、基于触觉点云和基于视触融合点云的几何学建模效果,本文选择5个不同材质的物体,如木块、茶叶盒、塑料盒、纸盒、海绵块作为实验样



图8 基于虚拟环境的遥操作系统

Fig. 8 Teleoperation system based on virtual environment

品,如图9所示。本文使用弹簧-质量-阻尼模型和基于滑动窗最小二乘法分别进行动力学建模和动力学参数辨识,其具体方法参考文献[25],此处不再赘述。其中茶叶盒和塑料盒为空心样品,以防止动力学参数辨识过程中对设备造成损坏。最终得到的样品硬度从大到小依次为木块、茶叶盒、塑料盒、纸盒、海绵块。



图9 实验样品

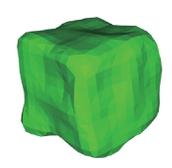
Fig. 9 Experimental sample

### 3.2 基于视觉点云和触觉点云的几何信息测量实验

使用1.1和1.2节的基于视觉点云和基于触觉点云的目标物几何学建模方法,对这5个样品依次进行基于视觉点云和基于触觉点云的三维重建和位姿测量,每个样品每种方法实验10次。其中硬度最大的木块和硬度最小的海绵块基于视觉点云和基于触觉点云的三维模型如图10所示。

基于视觉点云的模型

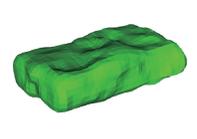
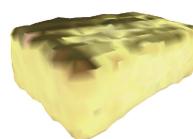
基于触觉点云的模型



(a) 木块的基于视觉点云和基于触觉点云的三维模型对比  
(a) Comparison of 3D model of wood block based on visual point cloud and tactile point cloud

基于视觉点云的模型

基于触觉点云的模型



(b) 海绵块的基于视觉点云和基于触觉点云的三维模型对比  
(b) Comparison of 3D models of sponge block based on visual point cloud and tactile point cloud

图10 基于视觉点云和基于触觉点云的三维模型对比

Fig. 10 Comparison of 3D models based on visual point cloud and tactile point cloud

由图 10 可以看出,由于触觉点云数量远小于视觉点云数量,基于触觉点云的三维模型相较于基于视觉模型的三维模型在棱角等细节处表现较差。并且硬度较大的木块的基于触觉点云的三维模型较为平整,而硬度较小的海绵块的基于触觉点云的三维模型则存在凹陷。

对三维重建的模型生成 OBB 包围盒,包围盒的主轴方向上的尺寸视为模型的长、宽、高,分别记作  $l, w, h$ ,将包围盒中心视作目标物坐标原点。计算每个样本在  $l, w, h$  参数上的平均误差  $e_{dim}$ ,如式(24)所示。计算每个样本定位误差的平均值  $e_{loc}$ ,如式(25)所示。计算每个样本在主轴方向上姿态角的平均误差  $e_{pos}$ ,如式(26)所示。

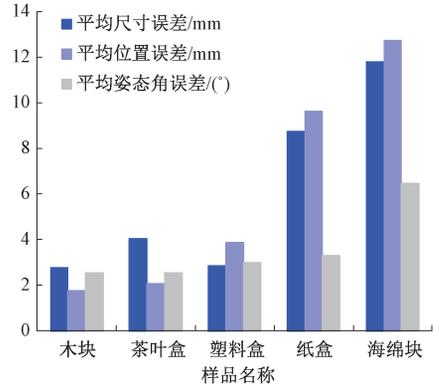
$$e_{dim} = \left( \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |l_i - l_{real}| + \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |w_i - w_{real}| + \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |h_i - h_{real}| \right) / 3 \quad (24)$$

$$e_{loc} = \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} \sqrt{(x_i - x_{real})^2 + (y_i - y_{real})^2 + (z_i - z_{real})^2} \quad (25)$$

$$e_{pos} = \left( \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |rx_i - rx_{real}| + \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |ry_i - ry_{real}| + \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} |rz_i - rz_{real}| \right) / 3 \quad (26)$$

其中,  $l_i, w_i, h_i, x_i, y_i, z_i, rx_i, ry_i, rz_i$  为各个参数的测量值,  $l_{real}, w_{real}, h_{real}, x_{real}, y_{real}, z_{real}, rx_{real}, ry_{real}, rz_{real}$  为各个参数的真实值。这 5 个样品基于视觉点云和基于触觉点云的几何信息测量的尺寸误差、位置误差和姿态角误差如图 11 所示。

由图 11 可以看出,基于视觉点云的几何学建模的尺寸误差、位置误差和姿态角误差在样品硬度不同时,差别不大。但是对于硬质样品木块、茶叶盒、塑料盒,基于视觉点云的几何学建模误差要大于基于触觉点云的几何学建模误差。随着样品硬度的减小,基于触觉点云的几何



(b) 基于触觉点云的几何信息测量的尺寸误差、位置误差和姿态角误差  
(b) Dimensional error, position error and attitude angle error diagram of geometric information measurement based on tactile point cloud

图 11 基于视觉点云和基于触觉点云的几何信息测量的尺寸误差、位置误差和姿态角误差

Fig. 11 Dimensional error, position error and attitude angle error diagram of geometric information measurement based on visual point cloud and tactile point cloud

学建模的尺寸误差、位置误差和姿态角误差越来越大。这可能是因为软物体在进行触觉点云采集时容易刺入物体表面,造成采集的触觉点云存在误差。对于软物体,触觉力阈值较难控制,力阈值如果太大要加大刺入表面的深度,如果太小会与触觉传感器自身的噪声混在一起,难以分离。

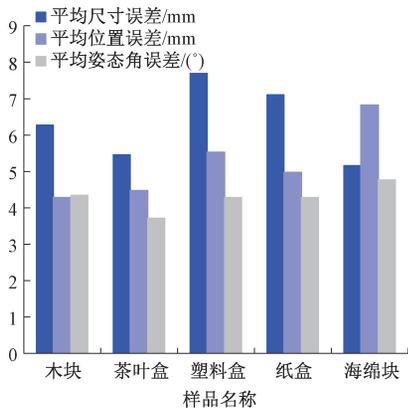
通过实验可知,基于触觉点云的几何学建模方法对木块、茶叶盒、塑料盒这类硬质样品的建模效果较好,而基于视觉点云的几何学建模方法对纸盒、海绵块这类软质样品的建模效果较好。

### 3.3 视触融合点云几何信息测量实验

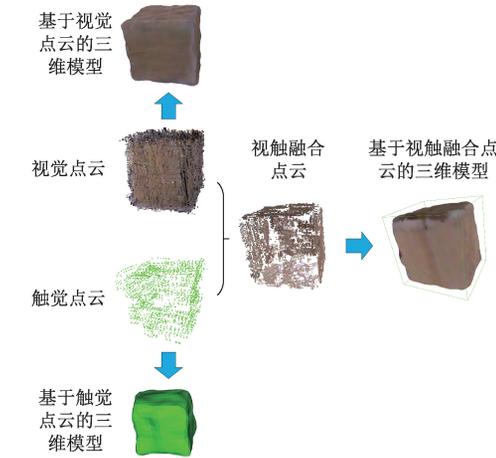
使用第 2 节提出的基于视触融合的几何学建模方法,其中的最邻近点数  $n$  取 10,选择相同的 5 个样品进行基于视触融合点云的几何信息测量实验,每个样品实验 10 次。其中硬度最大的木块和硬度最小的海绵块的基于视触融合点云的几何学建模流程和效果如图 12 所示。

由图 12 可以看出,基于视触融合点云的三维模型相较于基于触觉点云的三维模型更为平整,且和基于视觉点云的三维模型一样具有目标物的颜色信息。同样使用式(24)~(26)分别计算这 5 个样品基于视觉点云、基于触觉点云和基于视触融合点云的几何信息测量的尺寸误差、位置误差和姿态角误差,结果如图 13 所示。

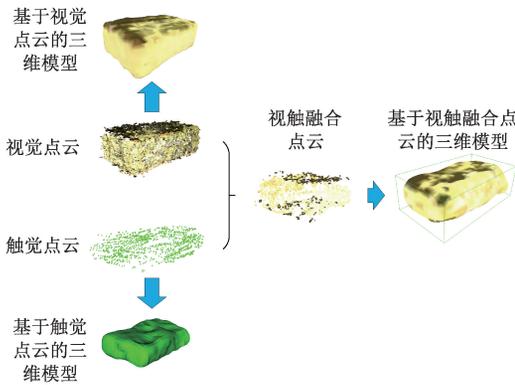
从图 13 可以看出,相较于基于视觉点云的几何学建模方法和基于触觉点云的几何学建模方法分别更适合软质和硬质样品,基于视触融合点云的几何学建模方法不管对硬质样品还是软质样品,在几何尺寸和位姿测量方



(a) 基于视觉点云的几何信息测量的尺寸误差、位置误差和姿态角误差  
(a) Dimensional error, position error and attitude angle error diagram of geometric information measurement based on visual point cloud



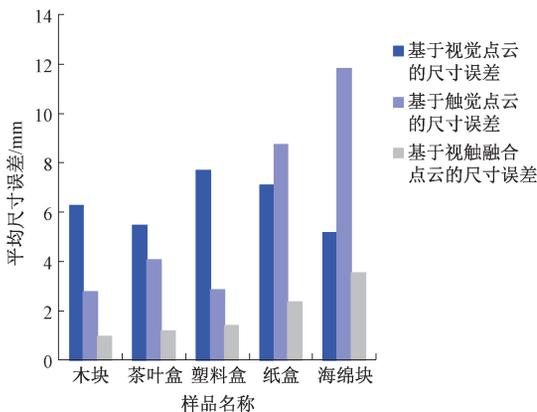
(a) 木块的视触融合建模流程和效果  
(a) Visual-tactile fusion modeling process and effect diagram of wood block



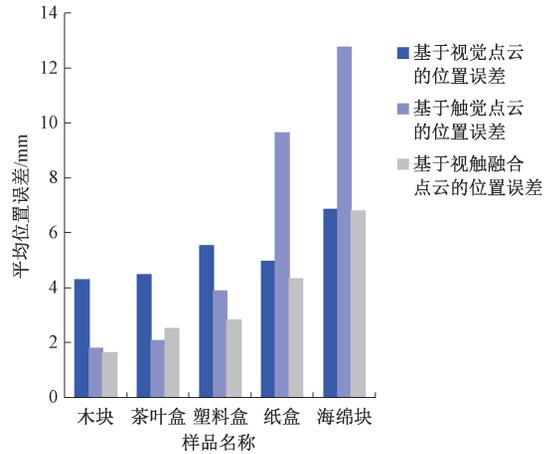
(b) 海绵块的视触融合建模流程和效果  
(b) Visual-tactile fusion modeling process and effect diagram of sponge block

图 12 视触融合建模流程和效果图

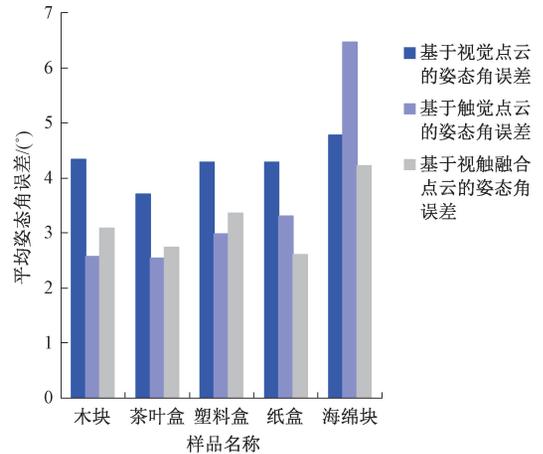
Fig. 12 Visual-tactile fusion modeling process and effect diagram



(a) 3种点云几何信息测量的尺寸误差  
(a) Dimensional error diagram for geometric information measurement of three point clouds



(b) 3种点云几何信息测量的位置误差  
(b) Position error diagram for geometric information measurement of three point clouds



(c) 3种点云几何信息测量的姿态角误差  
(c) Attitude angle error diagram for geometric information measurement of three point clouds

图 13 三种点云几何信息测量的尺寸误差图、位置误差图和姿态角误差

Fig. 13 Dimensional error diagram, position error diagram and attitude angle error diagram for geometric information measurement of three point clouds

面都相较于基于单一模态点云的几何学建模方法精度更高。由于基于视觉点云的三维重建过程中存在多个点云序列叠加,这会导致基于视觉点云的几何学模型尺寸偏大。对于软物体,在进行触觉点云采集时容易刺入物体表面,造成采集的触觉点云向物体内部凹陷,导致触觉模型尺寸偏小。而基于视触融合点云的几何学建模,可以结合两种建模方法的优点。基于视触融合点云的几何学建模方法对各个样品的尺寸误差均小于 3.6 mm,对各个样品的定位误差均小于 6.8 mm,对各个样品的姿态角误差均小于 4.3°。但是随着样品硬度的减小,基于视触融合点云的几何模型在几何尺寸和位姿测量方面误差逐渐增大。由于软质样品触觉点云误差相较于硬质样品更

大,因此基于视触融合点云的几何学建模法对硬质样品的建模效果仍优于软质样品。

## 4 结 论

针对遥操作系统中仅依靠视觉信息进行虚拟环境几何学建模存在误差的问题,本文提出了一种基于视触融合的遥操作机器人虚拟环境几何学建模修正方法。该方法首先通过粗细配准结合的算法,使用视觉点云完成未知目标物的几何学建模。然后使用灵巧手通过局部半自主和多指协同的控制方式进行触觉点云采集,并完成基于触觉点云的目标物的几何学建模。最后根据视觉点云构建 KDtree,将触觉点云中的每一个点当作查询点,使用最邻近搜索法搜索其邻近点,将搜索到的邻近点集合起来得到视触融合点云,来实现对虚拟环境几何学建模修正的目的。经实验验证,基于视触融合点云的几何模型在几何尺寸、定位和姿态角测量上精度都优于基于视觉点云的几何模型和基于触觉点云的几何模型,且对于不同软硬度的样品均有良好的几何学修正效果。并且基于视触融合点云的几何模型具有目标物的颜色信息,模型表面平整,在棱角等细节处也表现良好。该方法可以提高遥操作系统中虚拟环境几何学建模的精度,有利于提供给操作者更真实准确的视觉反馈,对于遥操作系统具有重要意义。

## 参考文献

- [ 1 ] 孟明辉,周传德,陈礼彬,等. 工业机器人的研发及应用综述 [J]. 上海交通大学学报, 2016, 50 ( S1 ): 98-101.  
MENG M H, ZHOU CH D, CHEN L B, et al. A review of the research and development of industrial robots [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2016, 50(S1): 98-101.
- [ 2 ] 宋爱国. 力觉临场感遥操作机器人(1): 技术与现状 [J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2013, 5(1): 1-19.  
SONG AI G. Force telepresence telerobot technique(1): Technology development and current situation [J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology( Natural Science Edition), 2013, 5(1): 1-19.
- [ 3 ] 阳雨妍,宋爱国,沈书馨,等. 基于 CNN-GRU 的遥操作机器人操作者识别与自适应速度控制方法 [J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(3): 123-131.  
YANG Y Y, SONG AI G, SHEN SH X, et al. Operator recognition and adaptive speed control method of teleoperation robot based on CNN-GRU [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(3): 123-131.
- [ 4 ] 阿碧. 保障世博安全的机器人警队 [J]. 检察风云, 2009(23): 54-56.  
A B. Robot police force to ensure Expo safety [J]. Prosecutorial View, 2009(23): 54-56.
- [ 5 ] 王田苗,陶永. 我国工业机器人技术现状与产业化发展战略 [J]. 机械工程学报, 2014, 50(9): 1-13.  
WANG T M, TAO Y. Research status and industrialization development strategy of chinese industrial robot [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(9): 1-13.
- [ 6 ] 倪自强,王田苗,刘达. 医疗机器人技术发展综述 [J]. 机械工程学报, 2015, 51(13): 45-52.  
NI Z Q, WANG T M, LIU D. Survey on medical robotics [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(13): 45-52.
- [ 7 ] SENGUL A, RIVEST F, ELK M V, et al. Visual and force feedback time-delays change telepresence: Quantitative evidence from crossmodal congruency task [C]. World Haptics Conference, IEEE, 2013: 577-582.
- [ 8 ] HORN B K, SCHUNCK B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17(1): 185-203.
- [ 9 ] MARR D, POGGIO T. A computational theory of human stereo vision [J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1979, 204(1156): 301-328.
- [ 10 ] 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, DOI: 10.16383/j. aas. 2017. c170502.  
ZHENG T X, HUANG SH, LI Y F, et al. Key techniques for vision based 3D reconstruction: A

- review [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2020, DOI: 10.16383/j.aas.2017.c170502.
- [11] NEWCOMBE R A, DAVISON A J, IZADI S, et al. KinectFusion: Real-time dense surface mapping and tracking [C]. 2011 IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, IEEE, 2011: 127-136.
- [12] 顾海巍. 机器人灵巧手的物体触摸识别及自适应抓取研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2017.
- WEI H W. Research on object touch recognition and adaptive grasping by robot dexterous hand [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2017.
- [13] 倪得晶. 面向空间机器人遥操作的环境建模与人机交互技术研究[D]. 南京:东南大学,2018.
- NI D J. Research on technology of environment modelling and human-robot interaction for space robot teleoperation [D]. Nanjing:Southeast University, 2018.
- [14] 袁祖龙. 遥操作机器人虚拟环境建模及实验研究[D]. 南京:东南大学,2018.
- YUAN Z L. Research of telerobot based on virtual environment modeling [D]. Nanjing:Southeast University, 2018.
- [15] 惠文珊. 基于机器人灵巧手触觉的物体感知与抓取控制[D]. 南京:东南大学,2020.
- HUI W SH. Research of object perception and grasp control based on dexterous hand tactile [D]. Nanjing: Southeast University, 2020.
- [16] 赵明富,黄铮,宋涛,等. 融合采样一致性和迭代最近点算法的点云配准方法[J]. *激光杂志*,2019,40(10): 45-50.
- ZHAO M F, HUANG ZH, SONG T, et al. Point cloud registration method based on sample consensus initial alignment and iterative closest point algorithm [J]. *Laser Journal*, 2019, 40(10): 45-50.
- [17] 李玉梅,王旺根,王旭智. 三维重建中点云配准算法研究[J]. *电子测量技术*,2020,43(12):75-79.
- LI Y M, WAN W G, WANG X ZH. Research on point cloud registration algorithm in 3D reconstruction [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(12): 75-79.
- [18] 张星,张双星. 基于 Point-to-Plane ICP 的点云与影像数据自动配准[J]. *计算机与数字工程*,2017,45(12): 2510-2514,2546.
- ZHANG X, ZHANG SH X. Automatic registration of point cloud and image data based on Point-to-Plane ICP [J]. *Computer & Digital Engineering*,2017,45(12): 2510-2514,2546.
- [19] 杨现辉,王惠南. ICP 算法在 3D 点云配准中的应用研究[J]. *计算机仿真*,2010,27(8):235-238.
- YANG X H, WANG H N. Application research of ICP algorithm in 3D point cloud alignment [J]. *Computer Simulation*,2010,27(8):235-238.
- [20] RUSU R B, MARTON Z C, BLODOW N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments [J]. *Robotics & Autonomous Systems*, 2008, 56(11):927-941.
- [21] KAZHDAN M, BOLITHO M, HOPPE H. Poisson surface reconstruction [C]. *Eurographics Symposium on Geometry Processing*, 2006:61-70.
- [22] 沈书馨,宋爱国,阳雨妍,等. 面向空间机械臂的视触融合目标识别系统[J]. *载人航天*,2022,28(2): 213-222.
- SHEN SH X, SONG AI G, YANG Y Y, et al. Visual-tactile fusion target recognition system for space manipulator [J]. *Manned Spaceflight*, 2022, 28(2): 213-222.
- [23] 范晶晶,王力,褚文博,等. 基于 KDTree 树和欧式聚类的越野环境下行人识别的研究[J]. *汽车工程*,2019, 41(12):1410-1415.
- FAN J J, WANG L, CHU W B, et al. Research on pedestrian recognition in cross-country environment based on KDtree and Euclidean clustering [J]. *Automotive Engineering*, 2019, 41(12): 1410-1415.
- [24] 林耀冬. 基于 Kinect 的再制造零件三维表面建模系统[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2015.

LIN Y D. 3D surface modeling of remanufactured parts based on Kinect [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.

[25] 李会军. 空间遥操作机器人虚拟预测环境建模技术研究[D]. 南京:东南大学, 2005.

LI H J. Research on predictive envirmnt modeling for space tele-robot [D]. Nanjing: Southeast University, 2005.

## 作者简介



**阳雨妍** (通信作者), 2019年于南京理工大学获得学士学位, 2022年于东南大学获得硕士学位, 现为中国空空导弹研究院助理工程师, 主要研究方向为机器人遥操作, 无刷直流电机等。

E-mail: yyy\_seu\_yk@163.com

**Yang Yuyan** (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in

2019, and M. Sc. degree from Southeast University in 2022. She is currently an assistant engineer at China Airborne Missile Academy. Her main research interests include robot teleoperation, BLDC, etc.



**宋爱国**, 1993年于南京航空航天大学获得硕士学位, 1996年于东南大学获得博士学位, 现为东南大学教授, 主要研究方向为遥操作技术、人机交互、康复机器人等。

E-mail: a. g. song@seu. edu. cn

**Song Aiguo** received his M. Sc. degree from Nanjing Aeronautics and Astronautics University in 1993, and Ph. D. degree from Southeast University in 1996. He is currently a professor at Southeast University. His main research interests include teleoperation, human computer interaction, rehabilitation robot, etc.