

满足不同任务需求的服务机器人系统设计^①

禹鑫焱^② 崔朱帆 张毅凯 钱学成^③

(浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023)

摘 要 随着机器人技术的发展,服务机器人已经进入人们的生产生活。根据需求的不同,服务机器人的功能有搬运、引导和巡检等,而一些重要的场合需要机器人执行多种任务。本文设计了一种满足不同任务需求的服务机器人,利用多传感器融合的即时定位与地图构建(SLAM)方法实现机器人自主定位和巡逻;利用神经网络与点云聚类算法相结合识别和定位物品,并控制机械臂抓取;将改进的局部路径规划方法与全向轮底盘相结合实现机器人自主避障。本文模拟医院场景搭建了测试环境,机器人能够完成自主巡逻、自主避障、接收语音指令、到指定地点取药并送至指定病房,验证了系统的可行性。

关键词 机器人;即时定位与地图构建(SLAM);路径规划;目标检测

0 引 言

随着机器人技术的快速发展,服务机器人的需求日益增加,服务机器人技术作为缓解社会压力、推动民生的关键技术已经成为科技发展的一大热点^[1-2]。服务机器人可应用在零售、物流、医疗、教育、安防等众多行业和场景,实现引导接待、物流配送、清扫、陪伴教学和安防巡检等功能。

文献[3]设计的基于语音交互功能的医疗服务机器人控制系统,具有语音交互功能和机械臂抓取功能,但是并没有针对具体的物品进行识别,不具备智能性。文献[4]设计的基于 Win-ROS 的公共服务机器人人机交互系统具有良好的交互系统,能完成复杂导览任务,但其缺乏机械臂装置,难以完成复杂任务。文献[5]设计的自动化搬药机器人依靠滑块和定位槽等机械装置定位,不能适应复杂场景。因此需要一种能够自主定位导航、动态避障、自主识别和自主抓取的服务机器人,即应用于大多数场景满足多任务的服务机器人。

例如新型冠状病毒爆发下医院场景中,医疗服务机器人需满足自主巡逻检查病情,无接触的送药,与医疗人员的语音交互等需求,来代替医院医护人员完成低技术而又重复性的工作,减少病毒的传播^[6]。

因此本文设计了满足不同任务需求的服务机器人系统,以疫情下医院场景中的应用为例,机器人能够自主地在病房之间巡检,并接收语音指令完成取药、送药等任务。首先,机器人需要通过激光雷达获取环境信息建立地图^[7]。本文对机器人定位时存在的误差项进行分析,设计了基于激光雷达、里程计、惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)、相机多传感器融合的方法来消除这些误差,使用 Cartographer^[8]建图定位算法,并借助二维码,实现机器人的精确自定位。为了实现机器人取药时精准地抓取,本文使用深度学习神经网络 YOLO v3^[9]进行目标检测,来识别物品并结合点云聚类的方法定位目标物品位置。机器人需要自主规划路径^[10],特别在人流复杂的环境下,机器人执行多任务时需要

① 国家重点研发计划(2018YFB1308000),国家自然科学基金(61273116),浙江省自然科学基金(LY15F030015),浙江省公益项目(2016C31064)和宁波重点项目(2014B10017)资助。

② 男,1979年生,博士,副教授;研究方向:机器人控制与规划;E-mail: yuxinyinet@163.com。

③ 通信作者, E-mail: 306179250@qq.com。

(收稿日期:2021-05-13)

能躲避行人,并以最优的路径到达目的地。为此,本文设计了基于三轮全向轮移动底盘改进的基于时间弹性带局部路径规划方法^[11]。本文在在搭建的模拟医院病房环境进行了建图、巡逻和抓取任务的测试,验证了系统的可行性和有效性。

1 基于多传感器融合的自定位方法设计

机器人定位是指机器人在已知环境信息的情况下,通过传感器数据对自身的位置进行估计。定位过程是一个非精确多传感器信息序列的融合过程,同时也是一个非线性非 Gauss 状态的在线估计问题^[12-13]。

定位中采用的传感器有摄像头、激光雷达、轮式编码器、惯性测量单元(IMU)和超声波等。应依据不同的环境选择合适的传感器。本文采用轮式编码器与 IMU 融合的方式推算机器人的里程计数据,提高里程计的精度;借助里程计信息,矫正激光雷达的运动畸变,消除由运动产生的误差;通过摄像机辅助机器人进行回环检测消除累计误差;通过借助二维码提高机器人定位精度。整体算法流程如图 1 所示。

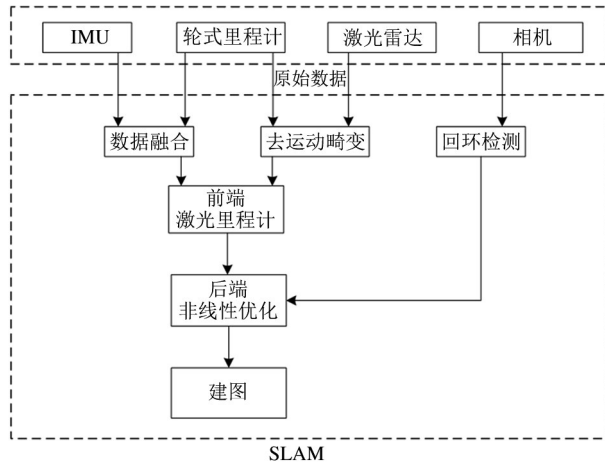


图 1 多传感器融合 SLAM 算法流程图

1.1 编码器与 IMU 融合计算里程计

最简单的里程计是轮式编码器,也称作码盘。码盘通过增量式地读取轮子滚动的圈数来推测机器人距离起始点的相对位置。因此,码盘作为里程计存在 2 个弊端:(1)在复杂地形下轮子空转会导致里程计失真,并无法修正;(2)码盘通过积分来获取

当前距离起始点的位置,其误差会随着时间累积。针对这 2 个弊端,通常会引入惯性测量单元计算机器人自身姿态,结合当前机器人姿态再通过卡尔曼滤波器来弥补码盘数据的偏差。

通过对比轮式里程计和 IMU 的数据特点可以发现,轮式里程计对地面平整度要求较高,一旦出现复杂地形导致机器人轮子空转,轮式里程计就会失灵。但陀螺仪的数据不会受到复杂地形的影响,所以通过陀螺仪对机器人自身姿态进行估计,然后融合轮式里程计,预测下一时刻的位姿。因此,先采用编码器对陀螺仪的测量误差进行估计,然后通过卡尔曼滤波^[14]融合角速度传感器数据,算法框架图如图 2 所示。

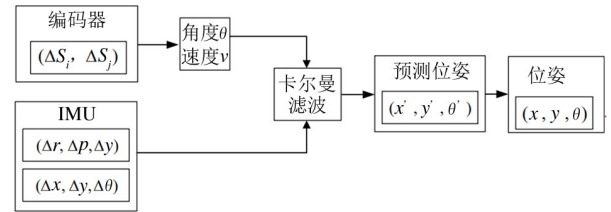


图 2 轮式里程计和 IMU 的融合算法框架

(1) 建立系统的运动方程和观测方程:

$$\begin{cases} x_k = \begin{bmatrix} 1 & -Ts \\ 0 & 1 \end{bmatrix} x_{k-1} + \begin{bmatrix} Ts \\ 0 \end{bmatrix} (w_{gyro})_{k-1} - \begin{bmatrix} (w_g)_k Ts \\ 0 \end{bmatrix} \\ (\phi_{acce})_k = [1 \ 0] x_k + (w_a)_k \end{cases} \quad (1)$$

其中, ϕ 为系统角度变化, b 为陀螺仪静态漂移, w_{gyro} 为陀螺仪输出的角速度, w_g 为陀螺仪测量噪声, ϕ_{acce} 为加速度计计算得到的角度, w_a 为加速度计计算角度的误差,令采样周期为 T_s 。

根据陀螺仪建立系统状态的先验估计为

$$x_k = Ax_{k-1|k-1} + BU_k \quad (2)$$

其中, $A = \begin{bmatrix} 1 & -Ts \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} Ts \\ 0 \end{bmatrix}$

$$U_k = (w_{gyro})_{k-1} - (w_g)_k$$

(2) 系统过程噪声协方差阵为 Q , 测量误差的协方差矩阵为 R , 计算系统协方差矩阵:

$$\begin{cases} Q = \begin{bmatrix} q_{acce} & 0 \\ 0 & q_{gyro} \end{bmatrix} \\ R = [r_{acce}] \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (4)$$

(3) 更新系统状态最优估值:

$$\mathbf{x}_{k|k} = \mathbf{x}_{k|k-1} + (\mathbf{K}_g)(\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\mathbf{x}_{k|k-1}) \quad (5)$$

其中, $\mathbf{K}_g$ 为卡尔曼增益, $\mathbf{H} = [1 \ 0]$

(4) 计算卡尔曼增益:

$$(\mathbf{K}_g)_k = \frac{\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T}{\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}} \quad (6)$$

(5) 更新误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P}_{k|k} = (1 - (\mathbf{K}_g)_k\mathbf{H})\mathbf{P}_{k-1|k-1} \quad (7)$$

此时得到的位姿 (x', y', θ') 为预测位姿, 这个预测的位姿就是融合后的里程计, 短时间内其可以作为系统的位姿构建地图与定位。但由于传感器系统误差与测量误差会造成长时间的累计误差, 因此采用激光雷达信息作为观测量来对机器人进行定位, 里程计则为求解定位的优化问题提供初始值。

1.2 激光雷达运动畸变矫正

随着机器人的运动激光雷达数据不可避免地会产生运动畸变, 因此需要结合里程计来消除运动畸变。

在通过轮式里程计去除运动畸变之前, 需要已知的数据有: 当前帧激光的起始时间 t_s 、 t_e , 2 个激光束之间的时间 Δt , 最早的里程计数据时间戳 $< t_s$, 最早的里程计数据时间戳 $> t_e$, 并且里程计数据按照时间顺序存储在一个队列。此时的目标是求解当前帧激光数据中每一个点对应的机器人位姿, 即求解 $\{t_s, t_s + \Delta t, \dots, t_e\}$, 之后根据求解的位姿把所有激光点转换到同一坐标系下并重新封装成一帧激光数据, 发布出去。过程如下所述。

- (1) 求解对应时刻激光点的位姿;
- (2) 做二次线性插值求出每个激光点对应的位姿;
- (3) 用分段线性函数对二次曲线进行近似;
- (4) 坐标系统一和激光数据发布。

如图 3 所示, 通过录制的小车旋转的数据集进行消除运动畸变的仿真实验。图中黑色的点为矫正前的激光点云, 在小车旋转时发生了不可忽略的漂移。灰色的为矫正后的激光点, 改善了激光雷达的畸变问题。

完成激光雷达的矫正后, 使用图优化的方法对

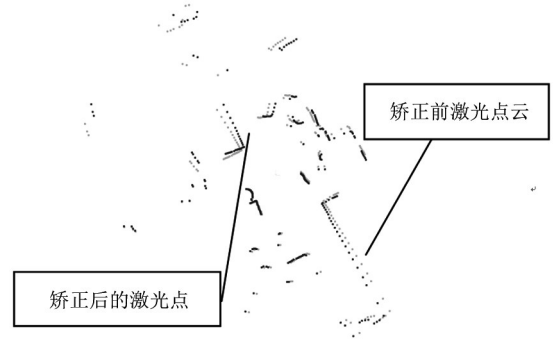


图 3 激光雷达矫正

帧间的雷达进行优化求解, 具体表现是一些连续的关键帧构成一幅幅子图, 实时的激光点云通过与子图匹配、迭代计算得到机器人变换的位姿。

子图构造是重复对齐扫描和子图坐标帧的迭代过程。扫描起点为 $O \in R^2$, 将有关扫描点的信息写为 $H = \{h_k\}_{k=1, \dots, K} (h_k \in R^2)$, 子图帧中扫描帧的姿态 ξ 表示为变换 T_ξ , 将扫描点从扫描帧严格转换为子图帧, 定义为

$$T_{\xi p} = \underbrace{\begin{pmatrix} \cos \xi_\theta & -\sin \xi_\theta \\ \sin \xi_\theta & \cos \xi_\theta \end{pmatrix}}_{R_\xi} p + \underbrace{\begin{pmatrix} \xi_x \\ \xi_y \end{pmatrix}}_{t_\xi} \quad (8)$$

每次获得的最新扫描点需要插入到子图最优的位置, 使扫描中点束的位姿经过转换后落在子图中时, 每个点的信度和最高。通过扫描匹配对进行优化, 这里的优化问题为解最小二乘问题, 其问题描述可表示为

$$\arg \min_{\xi} \sum_{k=1}^k (1 - M_{\text{smooth}}(T_\xi h_k))^2 \quad (9)$$

其中, M 是线性评价函数, 方法为双三次插值法, 该函数的输出结果为 $(0, 1)$ 以内的数, 即使出现在此范围之外的数, 也不会被考虑进去, 通过这种平滑函数的优化, 能够提供比栅格分辨率更好的精度, 通过式(10)优化方法可以完成机器人的粗定位。

通过构建许多的子图来完成较大环境的建图工作, 在一定的时间内子图的准确性是可以得到保证的, 但算法长时间运行会存在累积误差, 因此需要通过回环检测消除累积误差。回环的优化问题可以等价为非线性最小二乘问题, 其问题描述可表示为

$$\arg \min_{\xi^m, \xi^s} \frac{1}{2} \sum_{ij} \rho(E^2(\xi_i^m, \xi_j^s; \sum_{ij} \xi_{ij})) \quad (10)$$

其中,子图姿态 $\Xi^m = \{\xi_i^m\}_{i=1,\dots,m}$, 并且扫描姿态 $\Xi^s = \{\xi_j^s\}_{j=1,\dots,n}$ 在世界坐标系上已经优化一些约束。这些约束采取相对姿势和相关协方差矩阵的形式 $\sum_{ij}$ 。对于一对子图 i 和扫描 j , 姿态 ξ_{ij} 描述了扫描在子图坐标系中的匹配位置, 可以评估协方差矩阵 $\sum_{ij}$, 这种约束的残差 E 由式(11)计算。

$$E^2 = (\xi_i^m, \xi_j^s; \sum_{ij}, \xi_{ij}) \\ = e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij})^T \sum_{ij}^{-1} e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij}) \quad (11)$$

$$e(\xi_i^m, \xi_j^s; \xi_{ij}) = \xi_{ij} - \begin{pmatrix} R_{\xi_{ij}^m}^{-1}(t_{\xi_{ij}^m} - t_{\xi_{ij}^s}) \\ \xi_{i;\theta}^m - \xi_{j;\theta}^s \end{pmatrix} \quad (12)$$

1.3 基于二维码的精定位方法

在多传感器融合的即时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM) 机器人定位的基础上, 借助二维码实现精定位。机器人需要移动到合适的位置并抓取目标物, 对机器人的定位精度与鲁棒性要求都较高, 因此利用相机, 借助 Aruco^[15] 二维码对机器人的位姿进行闭环检测, 并实时调整, 来提高机器人的定位精度。

Aruco 是基于 Aruco library 的一个二维码识别中被广泛使用的库。一个 Aruco 标记外围都有一组黑色边框, 同时内部有着确定该标记身份的二维矩阵组合而成, 如图 4 所示。对于 Aruco 的检测, 使用 Open CV 中自带的检测库, 进行检测时, 需要定义与生成的 Aruco 码的一致 Marker 库, Open CV 中的检测函数返回二维码相对于相机的相对坐标变换, 通过一个旋转和一个平移向量和描述。再通过坐标系转换(transform, TF) 树监听到 Aruco 码相对于机器



图 4 Aruco 二维码

人的坐标, 作为目标点发送坐标给 Move_base 功能包导航至二维码前方, 进入闭环伺服控制精定位阶段。

构建误差项使用比例微分(proportional differential, PD)速度闭环控制。如图 5 所示, 误差项为二维码相对于相机位置的 X 、二维码相对于相机位置的偏角 $\theta = \arctan(y/x)$ 以及二维码坐标相对于相机的偏角 β , 三者耦合。

检测二维码边框, 并在相机图像中定义选框。如图 6, 内框为识别出的二维码框, 外框为预选框。计算框 A 与框 B 的交并比(intersection over union, IOU)重合度。

$$IOU = (A \cap B) / (A \cup B) \quad (13)$$

重合度大于等于 0.85 视作定位成功。

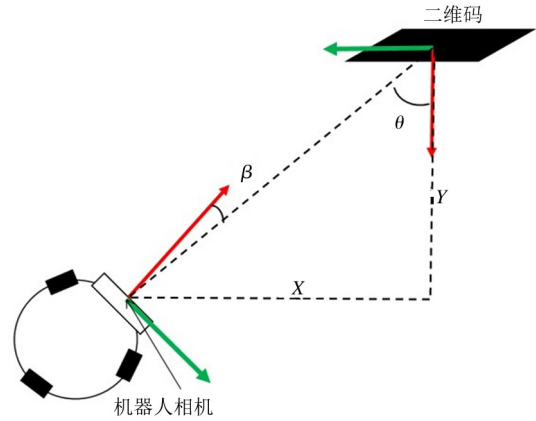


图 5 精定位示意图

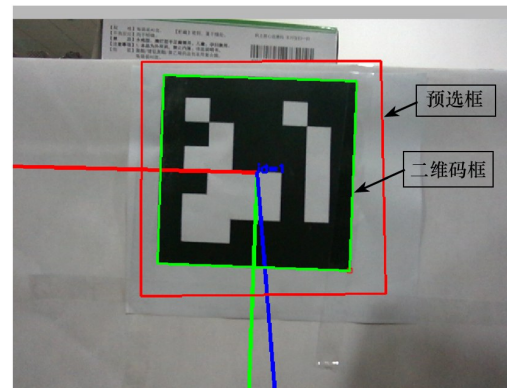


图 6 计算二维码 IOU 重合度

2 基于 YOLO v3 神经网络与点云聚类的药品识别定位方法

对目标物体的检测定位是计算机视觉邻域的核心

就整个网络而言, YOLO v3 多尺度预测输出的特征图尺寸为 $y1:13 \times 13, y2:26 \times 26, y3:52 \times 52$ 。网络接收一张 416×416 的图, 经过 5 个步长为 2 的卷积来进行降采样 ($416/2^5 = 13$), $y1$ 输出 13×13 。从 $y1$ 的倒数第 2 层的卷积层上采样, 再与最后一个 26×26 大小的特征图张量连接, $y2$ 输出 26×26 。从 $y2$ 的倒数第 2 层的卷积层上采样, 再与最后一个 52×52 大小的特征图张量连接, $y3$ 输出 52×52 。3 个输出分别检测大、中、小目标, 使得 YOLO v3 对小目标的检测效果提升明显。

2.2 结合点云聚类算法的药物定位

物体定位是抓取物体任务的核心, 是为了确定空间中物体相对于机械臂基座的空间位置, 使得机械臂可以在后续的拾取和放置任务中确定物体的位置。

本文首先使用 ZED 相机获得红蓝绿 (red blue green, RGB) 图像, 并使用训练好的定制化权重, 进行目标药物的识别, 输出矩形框, 并根据矩形框计算出目标药物的像素坐标, 即药物 1 ($u1, v1$) 和药物 2 ($u2, v2$)。

其次使用 ZED 相机的点云数据获取药物空间位置。步骤如下: 获取点云数据, 分割出感兴趣区域 (region of interest, ROI); 在 ROI 场景点云数据中进行去平面处理; 去平面后分割出来的药物进行聚类, 并计算出每一个类别的中心点坐标。

(1) ROI 分割。当确定桌子和机器人之间的相对位置之后可以通过实验标定出 ROI 参数, 使得相机捕捉的点云数据按照 ROI 的 X, Y, Z 参数进行剔除, 只留下桌面之上的物体, 从而将无用信息和背景信息剔除。

(2) 使用随机抽样一致 (random sample consensus, RANSAC) 方法对 ROI 内的点云进行去平面处理。RANSAC 是一种随机参数估计法, 从样本中抽取出一个子集, 使用最小方差估计算法对这个子集计算模型参数, 然后计算所有样本于该模型的偏差, 再使用一个预先设定好的阈值与偏差作比较。当偏差小于阈值时, 该样本点属于模型内的点, 否则为模型外的点。

用 RANSAC 方法进行平面分割是通过迭代方

式估计场景中点云平面的数学模型参数的一种不确定算法。假设场景中存在的平面模型方程的 4 个参数分别为 A, B, C, D 。

算法的实现过程步骤如下。

步骤 1 从点云中选取不共线的任意 3 点 pi, pj 和 pk 。

步骤 2 根据以上 3 个点建立平面方程:

$$Ax + By + Cz + D = 0 \quad (14)$$

步骤 3 对于场景中任意的点 R , 若 R 到以上平面的距离小于 d , 则将 R 视为平面中的点。遍历该视角场景中所有的点, 统计在该平面内点的个数 N 。

步骤 4 重复以上步骤, 进行反复迭代, 选取 N 为最大值时的平面模型作为场景中存在的真实平面。

(3) 获取平面上点云点三维坐标的平均值得 X, Y 和 Z 。

根据相机标定的结果得到以下公式。

$$\lambda \begin{pmatrix} u \\ v \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f & 0 & 0 & 0 \\ 0 & f & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{pmatrix} \quad (15)$$

其中, λ 为尺度因子, 将聚类得到的结果 X, Y, Z 代入, 可以计算出像素坐标值 u, v , 并与 YOLO v3 算法检测所得出的 u, v 进行对比推断出对应 X, Y, Z 处的药物是什么类别的。由此完成目标物体的识别与定位。

3 全向轮机器人路径规划

本文中服务机器人底盘采用三轮全向轮的设计, 相对于四轮或二轮车型更加灵活, 稳定性较高更适合复杂场景。使用改进的局部路径规划方法与三轮全向轮底盘相结合能够实现最优路径和动态避障。

3.1 机器人底盘运动控制方法

三轮全向底盘的模型如图 8 所示。其中 3 个轮子与中点的垂直线与 3 个轮子的运动方向垂直。假设 d 为垂直线的长度, 3 个轮子的线速度分别为 v_a, v_b, v_c , 底盘旋转的角速度为 v_θ , 机器人沿 X 轴正方

向与 Y 轴正方向的速度分别为 v_x, v_y 。假设 v_1 的垂直方向定位 X_R , 则 X_R 与 X_W 的夹角为 60° 。此时, 底盘的运动可以分解为 3 种运动: 平移 X 、平移 Y 以及旋转。

平移 X , 即 $v_x \neq 0, v_y = 0, v_\theta = 0$, 此时 $v_a = 0 \times v_x, v_b = -v_x \times \sin 60^\circ, v_c = v_x \times \sin 60^\circ$ 。

平移 Y , 即 $v_x = 0, v_y \neq 0, v_\theta = 0$, 此时 $v_a = v_y, v_b = -v_y \times \cos 60^\circ, v_c = v_y \times \cos 60^\circ$ 。

旋转, 即 $v_x = 0, v_y = 0, v_\theta \neq 0$, 此时 $v_a = v_b = v_c = v_\theta d$ 。

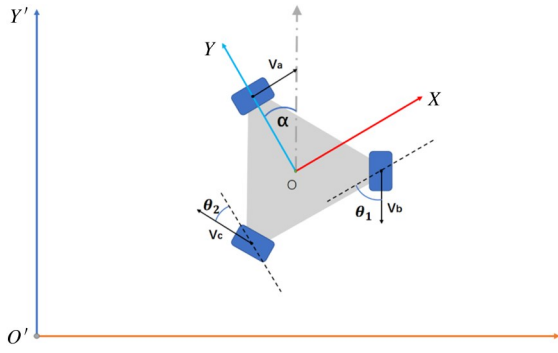


图8 三轮全向底盘的模型

将 3 个运动合成, 可以得出 3 个轮子的线速度:

$$v_a = 0 \times v_x + 1 \times v_y + d \times v_\theta \quad (16)$$

$$v_b = -\sin 60^\circ \times v_x - \cos 60^\circ \times v_y + d \times v_\theta \quad (17)$$

$$v_c = \sin 60^\circ \times v_x - \cos 60^\circ \times v_y + d \times v_\theta \quad (18)$$

用矩阵可以表示为

$$\begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & d \\ -\sin 60^\circ & -\cos 60^\circ & d \\ \sin 60^\circ & -\cos 60^\circ & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\theta \end{bmatrix} \quad (19)$$

从而得到三轮全向底盘的里程计模型为

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ v_\theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{\sqrt{3}}{3} & \frac{\sqrt{3}}{3} \\ \frac{2}{3} & -\frac{1}{3} & -\frac{1}{3} \\ \frac{1}{3d} & \frac{1}{3d} & \frac{1}{3d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_a \\ v_b \\ v_c \end{bmatrix} \quad (20)$$

3.2 机器人路径规划

全局路径规划出来一条从起点到终点的无碰撞路线, 机器人的运动还需要局部路径规划来修饰全局路径动态的更新和调整路径, 避开动态的障碍物,

稳定地运行到终点。人工势场法广泛应用在机器人局部路径规划上, 但是机器人容易陷入障碍物斥力函数和目标点引力函数平衡而造成目标点不可达。动态窗口法, 在可行的速度采样空间 $[v, w]$, 模拟在未来时间段机器人可以达到的轨迹集合。设置评价函数评估轨迹的代价, 选择代价最小的轨迹对应的速度发送给机器人底盘。Rösmann 等人^[18]提出了时间弹性带算法(timed elastic band, TEB)。

TEB 核心思想是求解出一系列这样的最优的带有时间间隔的机器人位姿序列。定义机器人位姿:

$$X_i = (x_i, y_i, \beta_i)^T \quad (21)$$

其中 x_i, y_i 和 β_i 分别对应机器人在 Map 坐标系(或者世界坐标系)的位置和姿态。如图 9 所示, 空间内位姿序列记为

$$Q = \{x_i\}_{i=0 \dots n} \quad n \in \mathbb{N} \quad (22)$$

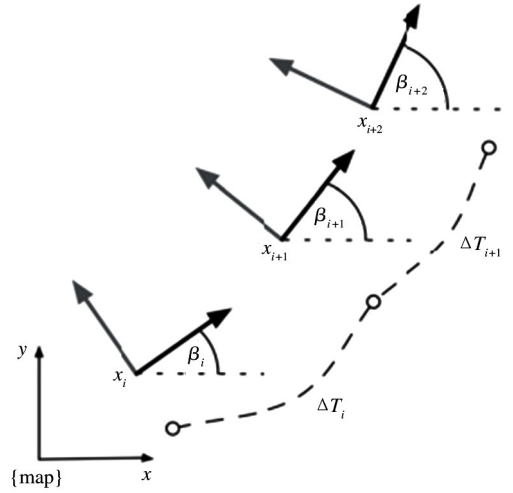


图9 位姿序列

2 个位姿之间的时间间隔定义为 ΔT_i , 表示机器人由一个位姿运动到另一个位姿所需时间。记时间序列为

$$\tau = \{\Delta T_i\}_{i=0 \dots n-1} \quad (23)$$

将位姿和时间序列合并为

$$B = (Q, \tau) \quad (24)$$

通过加权多目标优化获取最优的路径点, 即最优的 Q :

$$f(B) = \sum_k \gamma_k f_k(B) \quad (25)$$

$$B^* = \arg \min_B f(B) \quad (26)$$

其中为 B^* 优化的最优结果, $f(B)$ 为考虑各种约束

的目标函数之和, f_k 为个目标函数的权值系数。算法将传统的运动规划问题表述为一个图优化问题, 可以适用于完整约束和非完整约束机器人。

郑凯林等人^[11]提出, 原始的基于时间弹性带局部路径规划的方法上加入在机器人运动学约束中加加速度约束。由牛顿第二定律可知, 加速度反映在加速度运动时受到的力, 而加加速度则反映这作用力的变化快慢。加速度的变化率过大可能使机器人底盘电机输出的力矩突变从而使机器人受到冲击震荡, 加加速度的约束可使加速度的变化率限定在一个合理的范围。加速度约束能保证机器人运行过程速度变化率不会太大。增加加加速度约束, 将加加速度的变化率限定在一个较小的范围, 提高机器人运动的平顺性以及提高电机的寿命。将加加速度约束添加到超图中, 构建新的超图。

$J0$ 这条边连接到 ΔT_0 、 ΔT_1 、 ΔT_2 这 3 个时间间隔顶点、 $S0$ 、 $S1$ 、 $S2$ 和 $S3$ 这 4 个位姿顶点, $j1$ 连接的时间间隔和位姿数量不变, 分别往后顺延一个序号, 如图 10 所示。

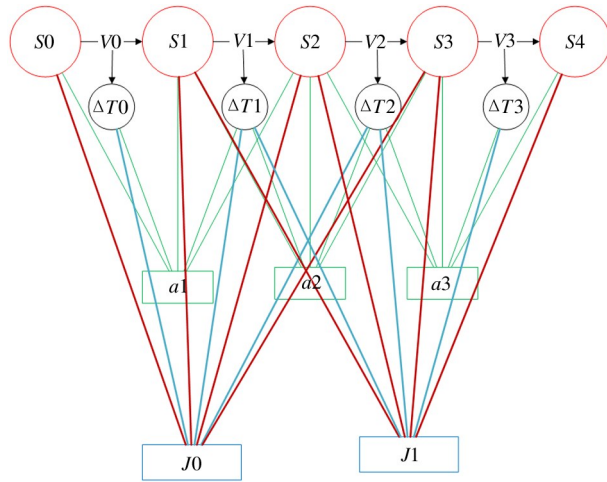


图 10 加入加加速度约束的超图

$S0$ 、 $S1$ 、 $S2$ 、 $S3$ 、 $S4$ 是机器人连续的 5 个位姿状态, $V0$ 、 $V1$ 、 $V2$ 、 $V3$ 是连接上述 5 个位姿的速度状态 (包含线速度和角速度), a_1 、 a_2 、 a_3 是加速度状态 (包含线加速度和角加速度), $J0$ 、 $J1$ 满足的加加速度约束关系如下所述。

线加加速度可表示为

$$J_{0lin} = (a_{1lin} - a_{0lin}) / (0.2\Delta T_0 + 0.5\Delta T_1 + 0.25\Delta T_2) \quad (27)$$

角加加速度可表示为

$$J_{0rot} = (a_{1rot} - a_{0rot}) / (0.2\Delta T_0 + 0.5\Delta T_1 + 0.25\Delta T_2) \quad (28)$$

在程序实现过程中需要重新给 g2o 库定义加加速度边作为约束条件和添加加加速度约束。在局部规划起始状态和中间状态以及终点状态中分别应用。

本文将改进的基于时间弹性带路径规划方法应用在全向轮机器人上, 其能在狭小的空间灵活运动, 避开障碍物的要求而且平滑, 在规划路径中保持选取时间最优路径。

4 机器人系统实现

本文设计的满足不同任务需求的服务机器人, 应用于疫情下医院场景中, 来替代医院中医护工作者完成低技术重复性的工作, 在新冠疫情下服务于隔离病房, 减少医护工作者与病人的接触, 减少病毒传播的概率。所设计的满足不同任务需求的服务机器人需满足以下要求。

- (1) 机器人能够自主导航巡逻能够躲避行人。
- (2) 机器人能够按照语音指令, 在执行巡回任务时切换到其他任务。
- (3) 机器人能够精确定位到取药的地点。
- (4) 机器人能准确识别出药品, 并且用机械臂精准地抓取药品。

系统整体从上到下分为交互层、功能层、数据层和硬件层。系统整体设计如图 11 所示。

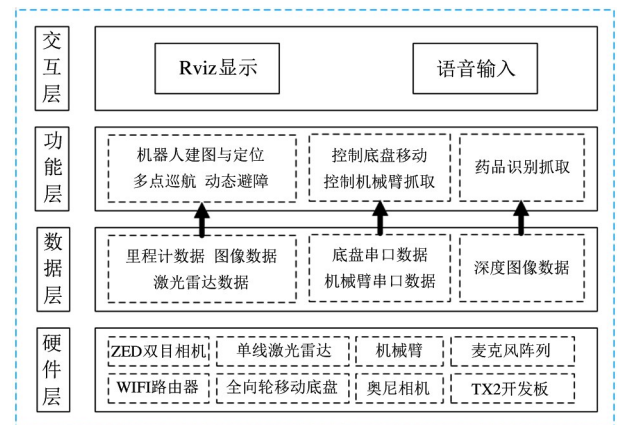


图 11 系统整体方案设计图

4.1 系统硬件设计

机器人的硬件构成包含机器人移动底盘、机械

臂、双目相机、语音模块、单目相机、激光雷达和 Jetson TX2,如图 12 所示。

移动地盘采用三轮全向轮的结构,可以前进、平移、旋转以及任意运动的复合叠加,灵活便捷;机械臂使用的是 Dobot Magician,这是一款桌面级智能机械臂,具有 4 个旋转关节,即四自由度。能够完成大多数情况下轻量级物品,如药盒、药瓶、急救箱的抓取;相机分别使用 ZED2 双目相机来进行药品的检测与定位,以及奥尼单目相机来对机器人视觉伺服闭环控制实现精定位;语音模块使用的是科大讯飞的麦克风阵列;激光雷达使用了思岚科技的 RP lidar A2;主控制器使用的是 Nvidia 的 Jetson TX2。

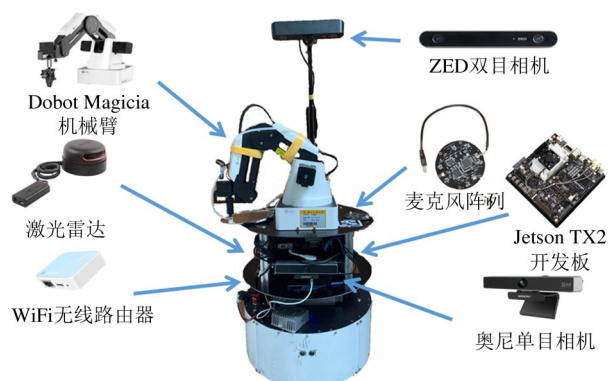


图 12 系统硬件构成图

4.2 系统软件设计

本文设计的系统有多传感器融合 SLAM 模块、底盘控制模块、物体检测模块和机械臂控制模块,使用开源机器人操作系统(robot operating system, ROS)^[19]来提供系统化整合机器人控制的功能。各个模块间的数据通过 ROS 系统的 Topic、Service 和 Action 机制或串口通讯,系统整体流程如图 13 所示。

首先是用激光雷达采集的信息建立地图,通过里程计、IMU、相机多传感器融合的方法来消除机器人定位和导航过程中的累计误差。建立好地图后,按照设置的巡逻目标点,机器人开始执行巡回任务,在巡回过程中能够自主躲避障碍。巡回任务中,语音模块接收到了语音指令即取药、送餐的命令,机器人切换任务去指定地点取药送餐,通过视觉伺服闭环控制方法精准地定位到取药台前,而后使用深度

学习神经网络和点云聚类识别并定位药品,机器人控制机械臂抓取,并送至目标地点。完成语音指令的任务后继续执行巡回任务。

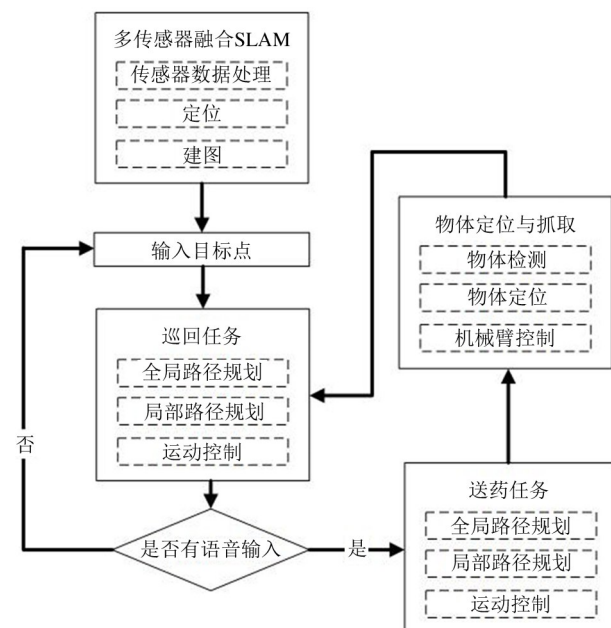


图 13 系统流程图

5 实验验证

本文模拟医院住院部病房环境搭建了如图 14 所示的实验环境。总共 6 间病房,每间房为边长为 1.2 m × 1.2 m 的矩形,房间高度为 1.2 m。其中 1 号房间为药房,放置了存有药品的柜台,其余房间为病房。

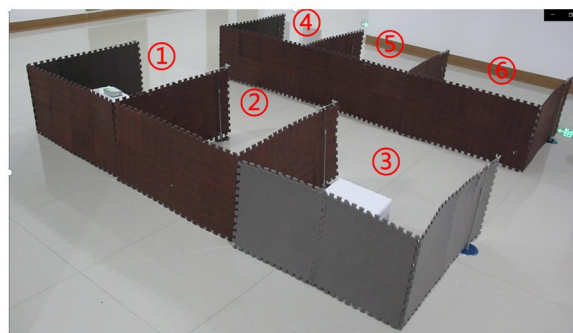


图 14 实验环境

5.1 多传感器融合的建图与精定位实验

控制机器人在搭建的环境内移动,通过融合激光雷达获取的点云数据和相机获取的特征图像进行建图和定位。图 15 展示了机器人建图的过程。其

采用了轮式编码器与 IMU 融合的方式推算机器人的里程计数据,提高里程计的精度;借助里程计信息,矫正激光雷达的运动畸变,消除由运动产生的误差;虚线段表示触发线段两端位置间的回环检测,修正了期间的累计误差。

图 16 展示了机器人借助二维码精定位的过程。机器人在接收到去药房取药的语音指令后,通过 Cartographer 的导航功能行驶至药房,接着借助二维码精定位到药品柜台前。当识别到二维码的 IOU 重合度大于 0.85 时判断机器人精定位成功。

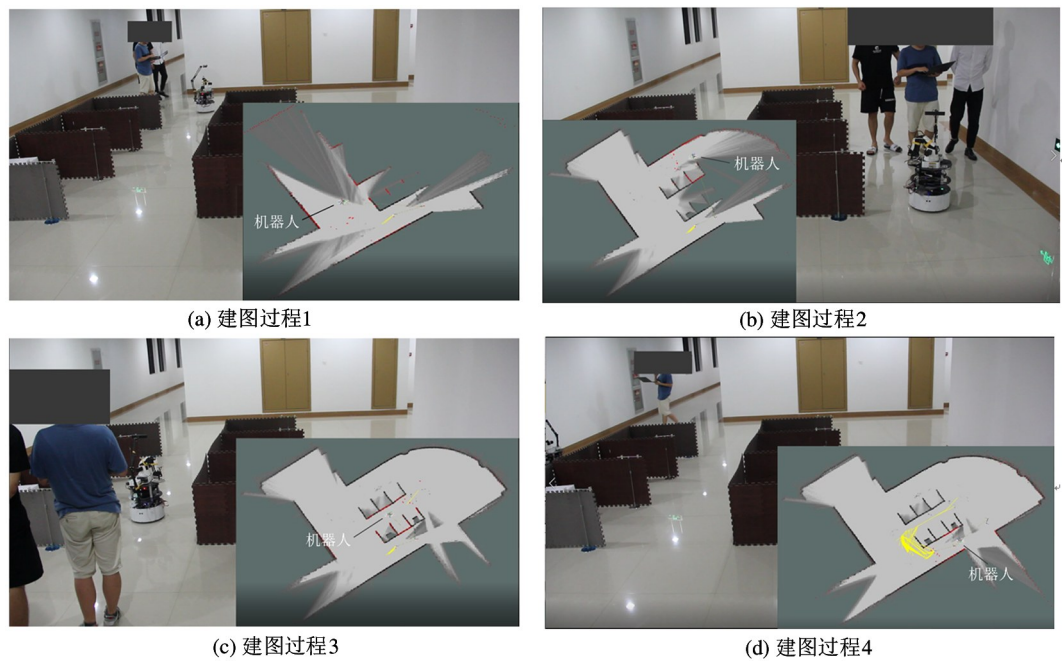


图 15 机器人建图

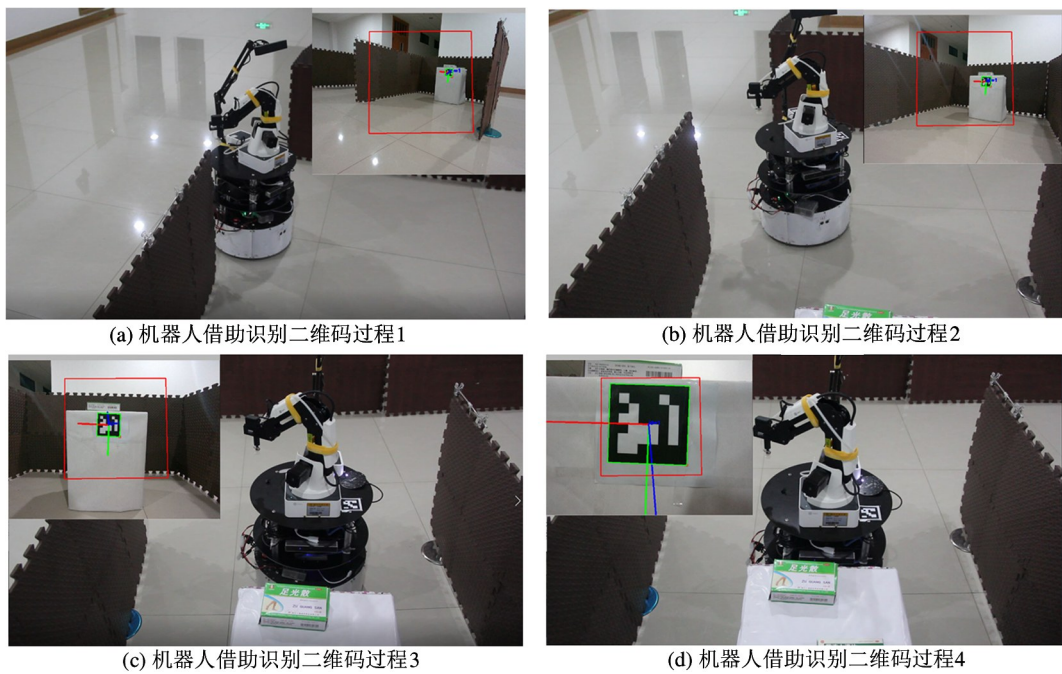


图 16 机器人精定位

5.2 路径规划与避障实验

在机器人行驶过程中依靠改进的时间弹性带局部路径规划算法进行局部路径规划。结合三轮全向轮底盘的运动学模型进行控制。对于动态的障碍物的避障效果测试结果如图 17 所示。图 17(a) 中行人在远处出现,正在靠近机器人,图 17(a) 对应的 Rviz 显示为图 17(d),激光雷达扫描到人的双脚。

通过基于时间弹性带改进的路径规划,当行人在机器人一定范围内,机器人会重新规划一条路径来进行躲避。如图 17(b) 和 17(e) 所示,行人站在机器人正前方,机器人重新规划路径并根据新的路径行驶避开行人。图 17(c) 和图 17(e) 显示机器人已经避开行人。

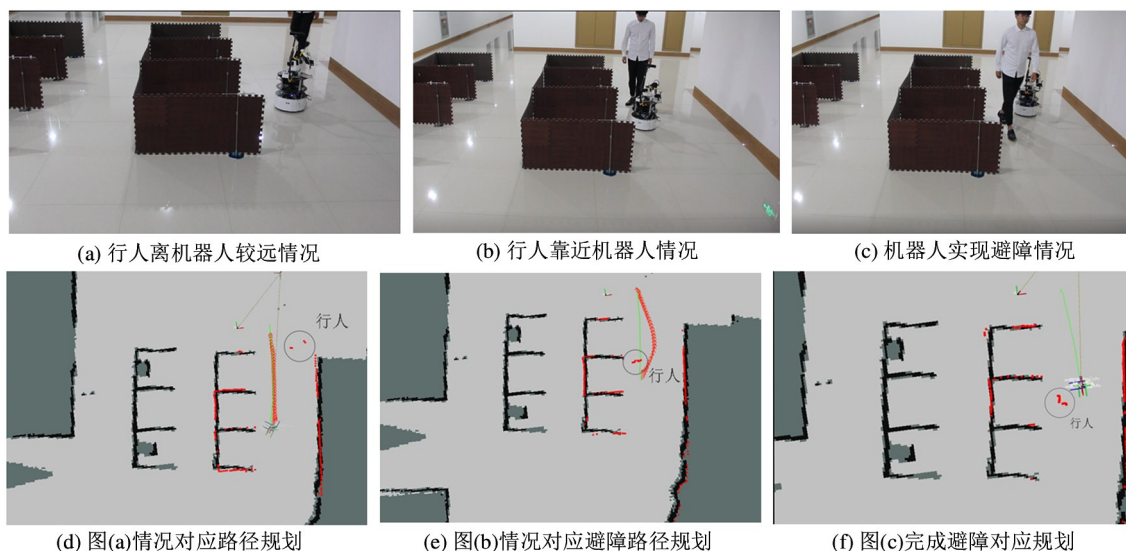


图 17 机器人动态避障

5.3 物体的定位与抓取

在使用机械臂之前先要对机械臂进行标定,确定机械臂末端和相机坐标系之间的变换关系。

机械臂的标定借助 Aruco 二维码。二维码须贴在相机视野内,且需要手工测量机器人底座坐标系和二维码坐标系之间的平移关系和旋转关系。经过坐标转换后,根据机械臂逆运动学解来规划机械臂末端的抓取动作。

制作药品数据集:一部分数据集来源于网上的爬虫,通过爬虫从网上下载了药品的相关图片,经过人工筛选得到图片后由人工标注完成;另一部数据集来源于实验室拍摄,由于网上有关药品的图片比较少,为了提高数据集的多样性,本文在不同场景下拍摄了药品的图片并由手动标注完成。通过爬虫和拍摄,本文一共完成了 5 个类别、5800 张图片、15 000 个实例的数据集,该数据集的大小为 1800 MB 左右,能够满足实验要求。

由于 YOLO v3 采用的是 Darknet-53 的网络结果在 PASCAL 视觉目标类别(PASCAL visual object classes, VOC)数据集上完成训练和目标检测的,而本文采用的数据集是药品相关的数据集,因此可以采用迁移学习的思想,将 VOC 数据集上预训练的权重文件运用到药品的数据集中,通过微调,进而减少药品检测数据集的训练时间,同时达到不错的检测效果。由于本文制作的数据集和 VOC 数据集存在一定的差异,因此需要对 YOLO v3 相关的配置文

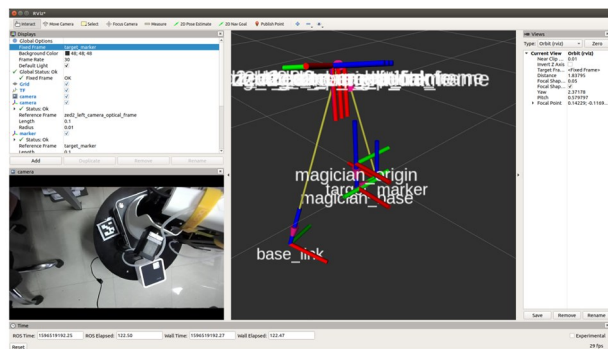


图 18 机械臂标定

件(比如类别数、filters 等)进行修改,以达到迁移学习的目的。对于训练中所用到的相关参数,本文的设置如下:最大训练次数(epochs)本文设置为 30 个,提高检测精度的同时也不会出现过拟合;批尺寸(batch size)本文设置为 10,以减少训练时间,同时可以避免内存溢出;学习率设置为 0.01,对于其他的相关参数,本文和 YOLO v3 保持一致。

获得护士的取药语音指令后,机器人精准地来到药瓶台前,ZED 深度相机采集俯视图画面,并输入 YOLO v3 神经网络,对指定的药品进行识别,输出其边界框和标签,如图 19 所示。



图 19 基于 YOLO v3 的药品识别

然后通过 ZED 相机采集的深度点云信息,对桌面进行去平面处理,将视野内的药盒进行模板匹配,获得估计的位姿,如图 20 所示。

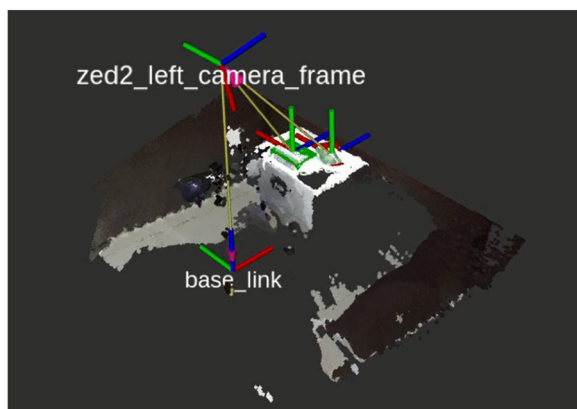


图 20 3D 点云估计位姿

结合 YOLO v3 输出的坐标,将最终获得的 3D 坐标进行坐标变换得出药盒在机械臂基坐标系下的

位姿,通过机械臂运动学控制机械臂抓取药品。

6 结 论

本文设计了满足不同任务需求的服务机器人系统,应对疫情下医院医护人员面对大量病患的工作负担以及无接触的工作需求,其能够在病房间执行巡检任务,在接收到语音指令后,去药房抓取指定药品送到病房,代替护士完成这些低技术而又重复性的任务。该服务机器人可降低护士的工作强度同时降低疾病交叉传染的风险,提高护士的工作效率,促进医院智慧医疗的完善。

为进一步提高服务机器人的综合性能还需要为其设计更多的功能,例如体征测试、病患呼叫护士区等功能。本文设计的服务机器人在智能交互方式上还有欠缺,设计可视的交互界面以及智能手势交互将是本文下一步深入研究的内容。

参考文献

- [1] 黄人薇,洪洲. 服务机器人关键技术与发展趋势研究[J]. 科技与创新,2018,111(15):43-45.
- [2] 亿欧智库. 2020 中国服务机器人产业发展研究报告解析[J]. 机器人产业,2020(4):83-100.
- [3] 毛丽民,卢振利,谢新明,等. 基于语音交互功能的医疗服务机器人控制系统设计[J]. 高技术通讯,2014,24(7):745-751.
- [4] 禹鑫焱,朱峰,柏继华,等. 基于 Win-ROS 的公共服务机器人人机交互系统设计[J]. 高技术通讯,2018,28(Z2):74-83.
- [5] 赵新虎. 自动化药房搬运机器人的设计与研究[D]. 唐山:华北理工大学,2020:11.
- [6] 钟晓茹. 移动机器人在医疗场景的研究与应用进展[J]. 中国医疗设备,2021,36(2):155-159.
- [7] HESS W, KOHLER D, RAPP H, et al. Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C] // IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Stockholm: IEEE,2016:1271-1278.
- [8] BO X, FU Y, ZHANG C, et al. Research of cartographer laser SLAM algorithm[C] // Conference on Lidar Imaging Detection and Target Recognition. Changchun: SPIE, 2017,10605:160509

- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. (2018-04-08) [2021-12-05]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [10] 张广林, 胡小梅, 柴剑飞, 等. 路径规划算法及其应用综述[J]. 现代机械, 2011(5):85-90.
- [11] 郑凯林, 韩宝玲, 王新达. 基于改进 TEB 算法的阿克曼机器人运动规划系统[J]. 科学技术与工程, 2020, 20(10):3997-4003.
- [12] 蒋正钢. 基于激光雷达的巡检机器人自主定位技术研究与应用[D]. 成都:电子科技大学, 2019:5-6.
- [13] 蒋正伟, 谷源涛, 唐昆. 机器人定位中稳健的自适应粒子滤波算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2005, 45(7):920-923.
- [14] KWOK C, FOX D, MEILA M. Adaptive real-time particle filters for robot localization[C] // IEEE International Conference on Robotics. Changchun: IEEE, 2003, 2: 2836-2841.
- [15] 马建磊. 基于视觉的无人飞行器目标识别与跟踪控制[D]. 大连:大连海事大学, 2017:20-22.
- [16] 赵永强, 饶元, 董世鹏, 等. 深度学习目标检测方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(4):629-654.
- [17] 张鹏, 宋一凡, 宗立波, 等. 3D 目标检测进展综述[J]. 计算机科学, 2020, 47(4):100-108.
- [18] RÖSMANN C, HOFFMANN F, BERTRAM T. Timed-elastic-bands for predictive control[J]. Automatisierungstechnik, 2014, 62:720-731.
- [19] KOUBA A. Robot operating system (ROS) [J]. Studies in Computational Intelligence, 2016, 1(6):342-348.

Design of service robot system to meet different task requirements

YU Xinyi, CUI Zhufan, ZHANG Yikai, QIAN Xuecheng

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023)

Abstract

With the development of robotic technology, service robots have entered the production and life. According to different task requirements, the functions of service robot include carry, guide, and patrol. Some important situations require the robots to perform multi-tasks. In this paper, a service robot is designed to meet different task requirements. The simultaneous localization and mapping(SLAM) combined with multi-sensor fusion method can be used to realize robot autonomous localization and patrol. Besides, in order to control the grasping of robot, the algorithm of neural network and point cloud clustering is employed to identify and locate objects. The improved local path planning method is combined with omnidirectional wheel chassis to realize the autonomous obstacle avoidance of the robot. This paper simulates the hospital scene to build a test environment, the robot can patrol autonomously and avoid obstacles. The robot receives voice commands to pick up the medicine at the designated place and deliver it to the designated ward. The feasibility of the system is verified.

Key words: robot, simultaneous localization and mapping(SLAM), path planning, target detection