

智能空间中的服务机器人物品搜寻与操作^①

薛英花^{②*} 田国会^{③*} 周风余* 李国栋* 尹建芹*

(* 山东大学控制科学与工程学院 济南 250061)

(** 山东财政学院计算机信息工程学院 济南 250014)

摘 要 为了实现服务机器人在智能空间中以人为中心的主动服务,提出一个实现机器人在室内复杂环境中的物品搜寻与操作的完整的方案。该方案首先根据建立的射频识别(RFID)定向天线识别范围概率模型,利用 Bayes 规则实现 RFID 物品粗定位。然后运用设计的基于人工物标的多种类物品识别方法,并利用建立的机器人系统模型和获取的物品特征,实现快速高效的单目视觉定位。最后用设计的眼注视约束下的基于位置的视觉伺服系统,实现物品的抓取和运送等操作。基于此方案,设计并实现了一个服务机器人物品搜寻与操作系统,该系统既充分发挥了 RFID 在大范围远距离物品搜寻的优势,又有效利用了本体视觉提供的丰富信息,能准确识别室内多种类物品,定位精度高,稳定性好,并可在一定程度上解决遮挡问题。目前,该系统已成功地应用到智能空间的主动服务中,运行良好。

关键词 智能空间,服务机器人,物品搜寻,物品操作,射频识别(RFID),人工物标

0 引 言

智能空间中的机器人服务是指运用知识分布和智能分布的思想,利用分布在空间环境中的多种传感器并基于无线网络技术,使机器人能够全面感知环境,理解人的行为意图,轻松有效地为人提供各种主动服务^[1-4]。例如,一旦智能空间的分布式视觉系统识别出人的意图,如想喝水,服务器确认后就通过无线网络向服务机器人发出指令,它接收到指令后,首先在智能空间中搜寻水杯,找到后实施抓取并将其运送至目标位置。在上述以人为中心的主动服务中,如何找到目标物品并进行物品操作,是一项富有挑战性的课题,也是实现主动服务的关键技术。

视觉是当前广泛采用的物品识别技术^[5-8],将视觉用于近距离物品识别取得了良好的效果,但是用于远距离物品识别有很多局限性,如受光照影响严重,无法解决遮挡,尤其是当物品较小且距离摄像头很远时视觉几乎无法分辨出目标。因此,视觉技术

并不适合大范围空间的物品搜寻。也有研究者将其他一些定位技术^[9-12]用于物品定位,但这些方法定位精度都不高,难以满足机器人物品操作的要求。近年来,射频识别(radio frequency identification, RFID)技术发展迅速^[13-15],将 RFID 技术用于物品搜寻正好可以弥补视觉在远距离物品搜寻上的不足。利用 RFID 进行物品搜寻的研究刚刚起步。Kamol 等^[16]首先利用 RFID 粗略确定物品的存在区域,然后利用顶棚摄像头对存在区域内的目标物品进行精确识别定位,取得了良好效果。但是,该研究仅使用颜色来识别目标,无法分辨同一区域中两个颜色相同的物品,且顶棚摄像头距离物品较远,不适合识别家庭环境中的小物品。Patil 等^[17]建立了一个 Blue-bot 系统,在 Roomba 顶部安装 RFID 天线,用于检测上方的物品,但由于其使用 Wi-Fi 系统来定位 Roomba,精度低,导致目标物品的定位精度也不高,大约在 1m 左右。Cerrada 等^[18]利用 RFID 降低模板匹配的数量,提高了物品识别效率,但该方法使用固定的机器人(手臂),仅能在小范围内进行物品识

① 863 计划(2006AA040206, 2009AA04Z220)和国家自然科学基金(61075092)资助项目。

② 女,1974 年生,博士生;研究方向:物品搜寻管理,智能空间,多模式信息获取等; E-mail: yhua_xue@yahoo.com.cn

③ 通讯作者, E-mail: g. h. tian@sdu.edu.cn

(收稿日期:2010-09-08)

别,不能充分发挥 RFID 在大范围物品定位的优势。上述研究大都在特定实验环境中进行,实验平台大都采用随机移动的 Roomba,搜寻效率不高,且对 RFID 的研究尚不够深入,未能建立一套完整有效的大范围物品搜寻方案,也未能实现真正的物品操作。针对上述情况,本文设计并实现了一个完整的室内复杂场景下的物品搜寻与物品操作系统。该系统首先利用 RFID 在大范围内定位的优势实现物品粗定位,然后利用机器人本体视觉进行近距离物品识别定位,最后实现对物品的各种操作。实验结果表明,该系统可在一定程度上降低光照和遮挡的影响,搜寻范围广,搜寻效率高,有很好的实用价值。

1 系统结构

如图 1 所示,为物品搜寻与操作系统结构,主要由 StarGazer 红外定位系统、RFID 粗定位系统、本体视觉精定位系统以及物品抓取系统 4 部分组成。

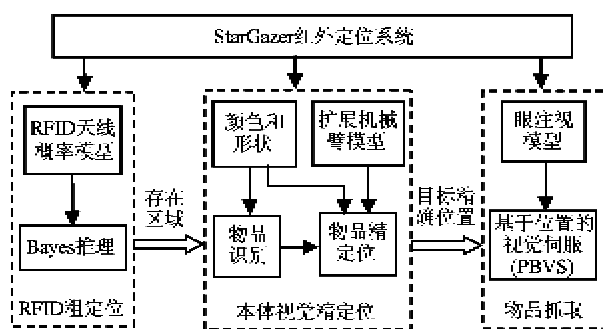


图1 物品搜寻与物品操作系统结构

StarGazer 红外定位系统主要用于解决机器人自定位问题。由于机器人的定位精度会直接影响到物品搜寻的效率和物品定位的精确性,因此采用了韩国 Hagisomic 公司的高精度的 StarGazer。红外标签在世界坐标系中的位置已知,通过坐标变换机器人就可获取自身在世界坐标系中的位姿,实现自定位。该系统的定位精度很高,误差在 1cm 以内,因此,安装了 StarGazer 的机器人可实现实时精确的定位,并能准确地跟踪规划好的路径。

粗定位系统的主要任务是在大范围空间内确定物品的大致存在区域,从而缩小搜寻范围,为机器人近距离识别定位目标做好准备。由于 RFID 识别距离远,不受光照影响,且可以在一定程度上解决遮挡问题,因此利用 RFID 技术来实现物品的粗定位。在建立 RFID 天线范围概率模型基础上,利用 Bayes

规则推导出物品的存在区域。

本体视觉精定位系统主要用于近距离目标识别与精定位。由于 RFID 天线识别范围较广,且具有不确定性,因而通过 RFID 只能粗略定位目标物品,无法给出其精确位置。在近距离情况下,视觉受光照影响不很严重,能为机器人提供物品的颜色、形状等丰富信息,因此采用本体视觉进行定位正好可以弥补 RFID 在小范围内定位的不足。

物品搜寻与定位的最终目的是实现物品抓取。由于移动机器人所搭载的机械臂为欠自由度机械臂,因此为了保证末端执行器的位姿完全可控,必须配合机器人本体来实现。本文将整个系统(含机器人本体和机械臂)抽象为六自由度扩展机械臂,以实现任意位姿的物品的操作。但是由于机器人本体的三个自由度必须串行运动,这会导致系统运行过程(如本体左转)中目标物品会脱离摄像头视野,从而无法感知目标物品的位姿变化。因此,本文采用眼注视约束下的基于位置的视觉伺服(position-based visual servo, PBVS)系统来实现物品抓取,将目标物品始终锁定在摄像机视野中,有效保证了物品抓取的稳定性。

2 基于 RFID 的物品粗定位

2.1 RFID 系统

RFID 系统主要包括天线、读写器和射频标签 3 部分。标签是 RFID 系统的信息载体,具有唯一性,因此在待搜寻的目标物品上粘贴 RFID 被动式标签,即目标标签,就可实现目标物品与 RFID 标签的绑定。目标标签内存储物品的特征信息(如类别、颜色、形状等),这样一旦天线检测到目标标签,机器人在确定物品粗略位置的同时也能获取该物品的特征信息,为后续基于视觉的物品识别和定位提供依据。超高频读写器和定向天线集成到机器人本体上,机器人通过串行通讯获取天线检测到的标签,使机器人具有基于无线射频技术的物品检测与定位能力^[19]。

图 2 为在大量实验的基础上建立的定向天线识别范围概率模型,识别范围近似为椭圆型,其中每个栅格的大小为 0.6m × 0.6m,圆极化天线模型的椭圆长轴约为 5.4m,短轴为 4.2m;线极化天线的长轴约为 7m,短轴约为 3m。为缩小物品的存在区域,并尽量降低遮挡造成的影响,服务机器人上安装了线极化天线。

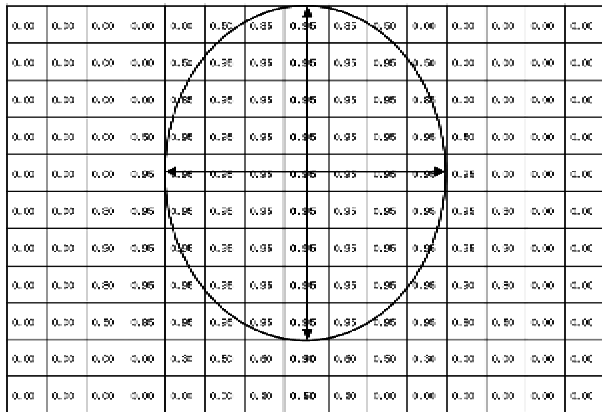


图 2 定向天线的识别范围概率模型

2.2 基于 Bayes 规则的物品粗定位

天线识别范围概率模型表示天线周围区域可能检测到标签的概率分布,该模型中各栅格内的数值属于先验概率,表示已知标签位于栅格 x_i ($i=1,2,\dots,M$) 时,天线能正确识读的概率,用 $p(z|x_i)$ 表示。对物品定位系统而言,天线识别概率模型仅提供了一个先验信息,而期望得到的是 $p(x_i|z)$,即当天线检测到标签时,该标签位于栅格 x_i 的概率。假定天线检测不到其识别范围概率模型以外的标签,则可利用式

$$p(x_i|z) = \frac{p(z|x_i)p(x_i)}{\sum_{i=1}^M p(z|x_i)p(x_i)} \quad (1)$$

的 Bayes 规则计算物品定位所需的后验概率 $p(x_i|z)$ 。式中, $p(z|x_i)$ 可由天线的识别范围概率模型获得, $p(x_i)$ 为标签位于栅格 x_i 的概率。

物品粗定位流程如下:

(1)初始化。机器人行进到起始点,开启 RFID 读写器,并初始化占用栅格。

(2)机器人按规划路径搜寻。由于针对的是已知环境,所以机器人的搜寻路径可以离线规划。规划的路径基本平行于大物品(家具)的外边缘并与之保持一定的距离。

(3)定时检测是否读到目标标签。如果是,则用式(1)计算并更新占用栅格概率;否则,继续匀速行进。由于天线识别范围大体确定,所以只需要更新天线覆盖范围内的栅格区域,这样大大减少了计算量,提高了算法的实时性。

(4)计算目标的存在区域。统计占用栅格中目标物品的存在概率,若存在概率大于给定阈值,则粗定位结束,并将大于给定阈值的概率区域做一包围该区域的最小矩形框,作为该目标物品的存在区域;

否则,转步骤(3)。

3 基于本体视觉的物品识别与精定位

机器人首先进入到存在区域左侧,控制机械臂左转 90° 并调整机械臂各关节使摄像机正对存在区域;然后机器人由左到右沿存在区域外侧前进并启动视觉识别,直到目标物品位于视野的中心区域;最后,调整扩展机械臂位姿将目标始终锁定在视野中心,逐步逼近目标,并计算物品的精确位姿。

3.1 多种类物品识别

室内环境下物品种类繁多,颜色形状各异。有些物品具有鲜明的颜色和形状特征,而有些物品并无明显的颜色信息(如无色透明的水杯),这给视觉识别造成很大难度。因此,针对不同种类的物品设计了不同的识别方案。对于具有鲜明颜色和形状特征的物品(定义为 A 类物品),直接利用物品本身的颜色和形状来识别;对于其他物品(定义为 B 类物品),则采用自行设计的人工物标粘贴于目标物品上,将对物品的识别转化为对物标的识别^[20]。人工物标由内部信息表示和外围标识两部分组成。内部信息用 QR Code 来表示,主要存储物品的属性信息和操作信息;外围标识由彩色共心圆组成,用于从较远处快速识别物标。不同颜色的共心圆代表不同的子类,如红色标签代表水杯,蓝色标签代表茶罐等;同一子类的不同物品则依靠 QR Code 来区分。图 3 为贴有人工物标的 B 类物品。由于物标具有鲜明的颜色和形状信息,因此对 B 类物品的识别可采用与 A 类物品相同的方法,即基于其颜色和形状来识别。首先基于 Gauss 模型进行区域分割,提取感兴趣的区域,然后利用 Hu 不变矩确定最终目标区域。



(a) 水杯

(b) 茶罐

图 3 贴有人工物标的 B 类物品

3.1.1 颜色空间转换

机器人获取的原始图像位于 RGB 空间, R、G、B

三基色不仅代表颜色,还表示亮度信息。由于周围环境的亮度变化会使目标检测更为复杂,在这样的条件下,直接利用 RGB 空间聚类进行目标分割是不可靠的。YCbCr 是一种重要的色彩系统,其中 Y 代表亮度分量,Cb 代表蓝色色度分量,Cr 代表红色色度分量。YCbCr 色彩空间将亮度与反映色彩本质特性的色调信息分离,可以降低各分量之间的相关性,从而在一定程度上降低光照对颜色分割的影响,因此本文将 RGB 空间转换为 YCbCr 色彩空间进行目标分割。

3.1.2 基于 Gauss 模型的区域分割

高斯模型的建立主要是通过对大量目标的 Cb、Cr 分量进行统计分析,确定模型中的参数,即均值 m 和方差 C 。然后根据已建立的 Gauss 模型来判别所输入的像素或区域属于目标的概率,即根据该点距 Gauss 分布中心的远近得到与目标的相似度,将彩色图像转化为灰度图^[21]。其中每个像素的灰度对应该点与目标的相似度,相似度的计算公式如下:

$$p(CbCr) = \exp[-0.5(x - m)^T \cdot C^{-1} \cdot (x - m)] \quad (2)$$

其中 $x = (CbCr)^T$; m 为均值, $m = E(x) = (\overline{Cb}, \overline{Cr})$, $\overline{Cb}$ 、 $\overline{Cr}$ 为 Cb 和 Cr 对应的平均值; C 为协方差矩阵, $C = E[(x - m) \cdot (x - m)^T]$ 。

通过高斯模型将彩色图像转换为相似度灰色图像后,选取合适的阈值进行二值化,就可以提取感兴趣的区域作为目标的候选区域。

3.1.3 基于不变矩的物品识别

利用 Gauss 模型检测出的感兴趣区域中,有一些区域由于与目标物品的颜色相近也被检测出来,因此,要确定目标区域,还需要利用目标物品的其他信息,如形状。图像的矩特征是一种以图像分布的各阶矩来描述灰度统计特性的方法,在图像分类、目标识别和景物分析中得到了广泛的应用。矩函数是一种全局不变量,对噪声不太敏感,且不管目标是否封闭,矩函数都能较好地识别目标。

图像函数 $f(x, y)$ 的 $(p + q)$ 阶矩 m_{pq} 为

$$m_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} x^p y^q f(x, y) dx dy \quad (3)$$

为了保证形状特征的位置不变性,定义中心矩,即以物体的质心为原点计算图像的不变矩值:

$$\mu_{pq} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) dx dy \quad (4)$$

其中, $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 为图像的重心坐标,

$p, q = 0, 1, 2, \dots$, 分别为提取的 x 的 p 次矩和 y 的 q 次矩。

对于数字图像,将积分用求和代替, μ_{pq} 变为

$$\mu_{pq} = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (5)$$

其中, $f(x, y)$ 仅在 $\{x_1, \dots, x_M\} \times \{y_1, \dots, y_N\}$ 范围内为非 0。

为了满足尺度无关性,定义归一化的中心矩

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r \quad (6)$$

其中, $r = \frac{p+q}{2} + 1$ ($p, q = 0, 1, 2, \dots$)

Hu 利用二阶和三阶中心矩构造了 7 个不变矩 $h_1 - h_7$ ^[22]:

$$\begin{aligned} h_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ h_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ h_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ h_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ h_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ h_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ h_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] - (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (7)$$

上述不变矩对图像的平移、旋转和尺度变化均具有不变性,因此利用 Hu 不变矩来提取各候选区域的矩特征,再用 k 近邻法进行目标识别,获取最终的目标区域。

3.2 物品精定位

当目标被锁定在视野中心区域后,就启动视觉定位。根据读到的目标标签内存储的物品特征信息,结合视觉识别结果和扩展机械臂模型,计算目标在世界坐标系中的精确位姿。

3.2.1 机器人系统建模

在 Grandar 机器人上加装 PowerCube 机械臂,并在其末端执行器上安装摄像头构成视觉伺服系统。由于机械臂只有 4 个自由度,为了保证末端执行器位姿完全可控,必须配合机器人本体来实现。将机器人本体抽象为旋转-平移-旋转三自由度机械臂,同时固定机械臂底座的旋转自由度,整个系统就抽象为一个六自由度的扩展机械臂^[23]。图 4 为建立的扩展机械臂模型及其 D-H 参数。

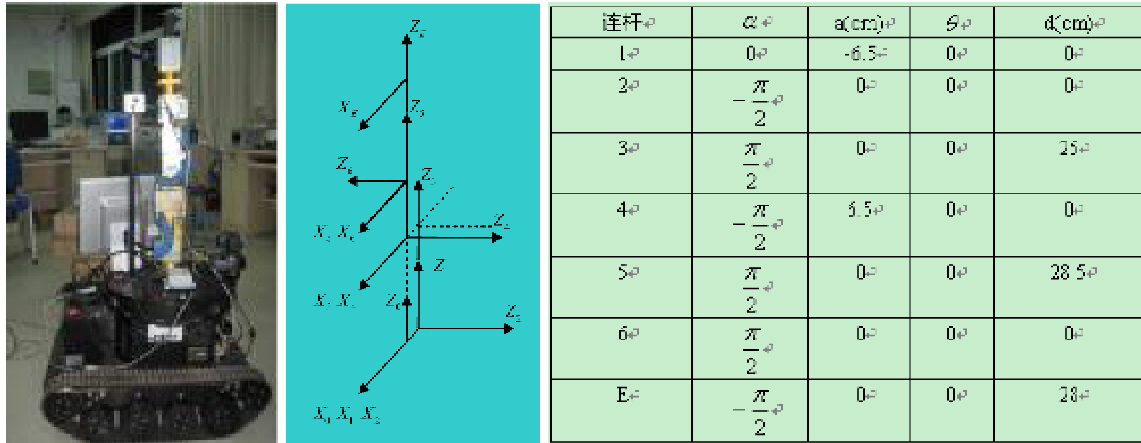


图 4 扩展机械臂各连杆坐标系及 D-H 参数

3.2.2 视觉精定位

图 5 为定义的各坐标系示意图。机器人坐标系 $\{R\}$ 相对于世界坐标系 $\{W\}$ 的变换矩阵为

$${}^W_R T = \text{trans}(a, b, 0) \cdot \text{rotz}(\alpha) \quad (8)$$

其中, a, b 和 α 是表示机器人本体位姿的参数, 可由 StarGazer 直接获取。

由图 4 建立的扩展机械臂运动学模型可推出末端执行器坐标系 $\{E\}$ 相对于机器人坐标系 $\{R\}$ 的变换矩阵为

$${}^R_E T = {}^R_T(\theta) \quad (9)$$

它是机械臂各关节转角 θ 的函数, 为已知。

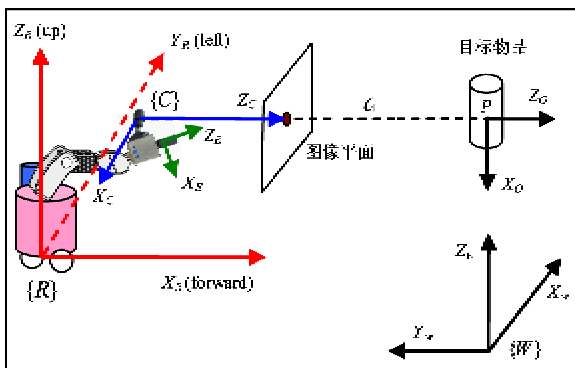


图 5 坐标系示意图

另外, 通过手眼标定, 得到本视觉伺服系统的手眼关系为:

$${}^E_C T = \text{trans}(-11.6873, 2.3807, -6.9807) \cdot \text{rotz}(-88.63^\circ) \cdot \text{roty}(-1.82^\circ) \cdot \text{rotx}(-28.62^\circ) \quad (10)$$

由于此时目标已被锁定在图像中心, 且目标物品的实际高度已知, 而物品在图像平面的高度也可获得, 则目标与摄像机间的实际距离 d 可按式

$$d = H \cdot f_y / h \quad (11)$$

计算。其中, H 为目标物品的实际高度, f_y 为摄像机垂直方向的焦距, h 为图像平面的目标物品高度, 以像素为单位。

在视觉搜寻和定位过程中, 始终保持轴 Z_c 平行于平面 (X_w, Y_w) , 因此, 固连在目标上的物品坐标系 $\{O\}$ 与摄像机坐标系 $\{C\}$ 间的变换矩阵可简化为

$${}^C_O T = \text{trans}(0, 0, d) \cdot \text{rotz}(90^\circ) \quad (12)$$

综上, 物品坐标系 $\{O\}$ 与世界坐标系 $\{W\}$ 的变换矩阵 ${}^W_O T$ 可由式

$${}^W_O T = {}^W_R T \cdot {}^R_E T \cdot {}^E_C T \cdot {}^C_O T \quad (13)$$

求得。其中 ${}^W_R T, {}^R_E T, {}^E_C T, {}^C_O T$ 可分别由式(8)(9)(10)(12)求得。

4 物品抓取

为了保证物品操作的稳定性, 采用眼注视约束下的基于位置的视觉伺服来实现物品抓取。

4.1 眼注视系统

移动机器人向目标逼近时, 放开机械臂的基座和手腕两个正交自由度, 则机械臂可被看作一搭载摄像头的云台, 此时通过控制机械臂的运动, 可以控制所搭载摄像头的线速度 (v_x, v_y, v_z) 和俯仰偏转速度 (ω_x, ω_y) , 使目标物品始终锁定在视野中心, 实时感知目标物品的位姿变化。

4.2 PBVS 控制律

当移动机器人与目标间距小于一定阈值时, 机械臂由眼注视模式切换到视觉伺服模式, 计算扩展机械臂末端执行器在世界坐标系中的期望位姿 ${}^W_{E*} T$, 实施物品抓取。 ${}^W_{E*} T$ 可按式

$${}^W_{E*} T = {}^W_O T \cdot ({}^E_C T \cdot {}^C_O T)^{-1}$$

$$= {}^W T \cdot {}^E T \cdot {}^C T \cdot {}^O T \cdot ({}^E T \cdot {}^C T \cdot {}^O T)^{-1} \quad (14)$$

计算。式中, ${}^W T = {}^W T_R T$ 为扩展机械臂末端执行器相对世界坐标系的当前位姿, ${}^O T$ 为摄像机当前位姿, ${}^C T$ 为摄像机理想位姿, ${}^E T = {}^E T_C T$ 为手眼关系, 上述参数均为已知或可求, 因此 ${}^W T$ 可求。

根据 ${}^W T$ 对应的各关节初始值 θ 和由 ${}^W T$ 解出的各关节期望值 θ^* , 定义误差向量 $e = \theta - \theta^*$, 则各关节运动控制量为

$$\dot{\theta} = -\lambda e \quad (15)$$

其中, λ 为比例控制系数, 根据李雅普诺夫稳定性方法, 可证明控制律(15)大范围渐近稳定。

5 实验结果及分析

硬件平台采用 Grandar 机器人和四自由度 PowerCube 机械臂, TopSpeed V30 摄像头, JAVS06 系列 900MHz RFID 系统; 软件平台为 Windows XP professional, VC++6.0, OpenCV1.0 和 FitQR Code 编解码开发工具包。

5.1 系统主界面

图6为物品搜寻与操作系统主界面。左上方为机械臂末端执行器上的摄像头实时拍摄的画面, 右上方为环境平面图和机器人实际搜寻轨迹, 中间为

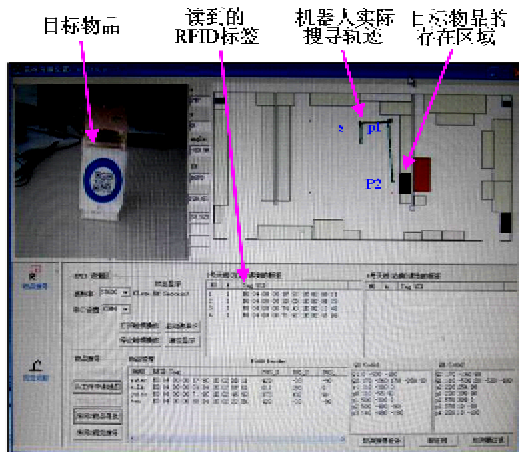


图6 系统主界面

机器人搜寻过程中依次读到的 RFID 标签。机器人首先由任意初始位置行进到最近的路径点作为起始点 s , 调整机器人的位姿, 并开启 RFID 读写器; 然后按规划好的路径实施物品搜寻, 检测到目标标签后进行 RFID 粗定位, 确定物品的存在区域; 接着启动视觉进行近距离目标识别, 在 p_2 点处锁定目标进行视觉定位并实施物品抓取。

5.2 物品识别与定位

选用 A 类和 B 类各 5 种物品作为搜寻目标。实验表明: 在无遮挡或部分遮挡的情况下, RFID 系统对目标的识别率在 95% 以上。当 RFID 天线与目标之间存在部分遮挡时, 标签的识别范围会有所缩小, 即只有当天线距离目标较近时, 才能识别到该目标。这种情况对存在区域的计算会有一定影响, 导致得到的存在区域范围偏大, 后续的视觉搜寻时间也会相应延长, 但是对视觉识别的准确率和定位精度并无影响。但是, 若遮挡非常严重, 机器人携带的 RFID 系统检测不到目标标签, 则会导致物品搜寻失败。因此, RFID 可以在一定程度上解决遮挡问题。

图7为视觉物品识别效果图。其中, 图7(a)-(c)为 A 类物品, 图7(d)-(f)为 B 类物品。实验表明, 该视觉识别方案实现简单, 实时性好, 能有效地降低光照的影响, 稳定性好。

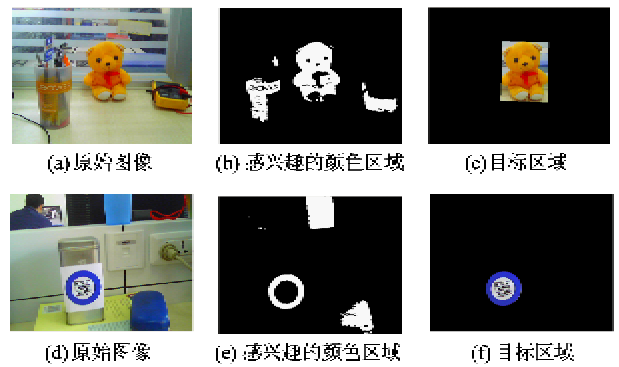


图7 视觉物品识别

图8为典型物品的定位误差图, 采用物品的实际位置与估计位置的欧氏距离来衡量, 其中茶罐为 B 类物品, 其余为 A 类物品。由图8可知, B 类物品定位精度较高, 但识别距离较近。这是因为一方面人工物标颜色单一, 容易分割; 另一方面, 受物品表面大小的限制, 人工物标不可能很大, 所以其识别距离较近, 超过 1.2m 以上, 识别不很稳定, 甚至无法识别。但近距离视觉识别时, 机器人与目标的距离通常在 1m 之内, 所以对物品识别和定位并无影响。由于 A 类物品依靠自身的特征来识别, 其识别距离较远; 但定位误差波动较大, 如饮料罐的定位误差较小, 而玩具熊的定位误差较大。这主要是由于饮料罐为规则的圆柱形, 其目标分割效果好, 目标高度计算准确, 所以定位精度较高; 而玩具熊外形相对复杂, 受光照和距离影响更大, 有时图像分割不很完整, 导致目标大小计算不准确, 从而定位误差也随着

增大。总的来说,目标的定位误差都在 10cm 以内。当机器人距离物品 1m 以内时,定位误差不超过 5cm;而当机器人距离物品 0.5m 以内时,定位误差控制在 0.5cm 以内。由于机器人抓取物品时,会逐步逼近目标,因此目标的定位误差会随着服务机器人的逼近而逐渐降低。

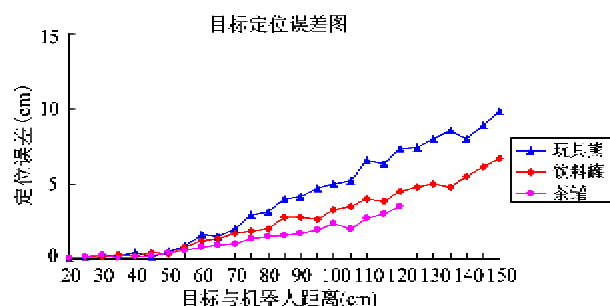


图 8 定位精度

5.3 物品操作

物品操作是物品搜寻与定位的最终目的。将上述物品搜寻与定位系统用于服务机器人物品操作中,成功实现了物品抓取和运送,其实现流程如图 9 所示。首先由智能空间根据人的意图识别向服务机器人发出物品操作指令,此时物品被放置在任意位置(图 9(a));然后机器人沿规划路径执行 RFID 物

品搜寻(图 9(b));确定物品存在区域后,启动本体视觉进行物品识别(图 9(c));接着调整扩展机械臂姿势,在眼注视约束下逼近目标并进行精定位(图 9(d));当摄像头与目标物品的距离小于 50cm 时,切换到视觉伺服模式实施物品抓取(图 9(e))并运送至指定位置(图 9(f))。该系统运行稳定,成功率高达 90% 以上。

6 结论

将 RFID 和视觉技术结合在一起,提出了一套完整的大范围物品搜寻、识别与定位方案,根据此方案,可设计出服务机器人在智能空间中能成功地实现物品定位和操作的系统。系统能具有以下特点:(1)由远及近、由粗到精地进行物品的搜寻与定位,充分发挥 RFID 和视觉技术各自的优势,搜寻效率高,搜寻范围广,实时性好。(2)视觉识别全面灵活,不仅能识别具有鲜明颜色和形状的物品,通过使用人工物标,还能识别本身没有明显颜色和轮廓的物品,真正实现对多种类物品的快速识别。(3)针对扩展机械臂和 PBVS 的不足,能实现稳定的物品抓取。总之,系统定位精度高,抗干扰能力强,即使在室内复杂的场景中仍然能够准确识别和操作物品,运行稳定高效。物品倾斜放置和视觉遮挡等更加复杂场景下的物品定位与操作将是下一步研究的重点。

参考文献

- [1] Niitsuma M, Hashimoto H. Spatial memory as an aid system for human activity in intelligent space. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2007, 54(2): 1122-1131
- [2] Jehanson B, Winograd T, Fox A. Interactive workspaces. *Computer*, 2003, 36(4): 99-101
- [3] Shi Y C, Xie W K, Xu G Y. The smart classroom: merging technologies for seamless tele-education. *Pervasive Computing*, 2003, 2(2): 47-55
- [4] 田国会, 李晓磊, 赵守鹏等. 家庭服务机器人智能空间技术研究进展. *山东大学学报(工学版)*, 2007, 37(5): 53-59
- [5] Brejl M, Sonka M. Object localization and border detection criteria design in edge-based image segmentation; automated learning from examples. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(10): 973-985
- [6] Allan M, Williams C. Object localisation using the generative template of features. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, 113(7): 824-838
- [7] Palenichka R M, Missaoui R, Zarembka M B. Fast object localization using multi-scale image relevance function. In: *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2004)*, Cambridge, UK,



图 9 物品搜寻与物品操作

- 2004, 3:227-230
- [8] Tsaltanis A, Valavanis K, Yalcin A. Vision based target tracking and collision avoidance for mobile robots. *Journal of Intelligent Robots and Systems*, 2007, 48:285-304
 - [9] Strobel N, Spors S, Rabenstein R. Joint audio-video object localization and tracking. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2001, 18(1):22-31
 - [10] Baglivo L, Bellomo N, Miori G, et al. An object localization and reaching method for wheeled mobile robots using laser rangefinder. In: Proceedings of the International IEEE Conference on Intelligent Systems (IS'08), Varna, Bulgaria, 2008. 1:5-6 - 5-11
 - [11] Dorian G L, Kristoffer S, Chandana P, et al. Hybrid laser and vision based object search and localization. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2008), Pasadena, CA, 2008. 2636-2643
 - [12] Ahn H S, Yu W. Wireless localization networks for indoor service robots. In: Proceedings of the International Conference on Mechatronic and Embedded Systems and Applications (MESA 2008), Beijing, China, 2008. 65-70
 - [13] Ni L M, Liu Y H, Lau Y C, Patil A P. LANDMARC: indoor location sensing using active RFID. In: Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications (PerCom '03), Fort Worth, Texas, USA, 2003. 407-415
 - [14] Roh S H, Choi R. 3-D tag-based RFID system for recognition of object. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2009, 6(1):55-65
 - [15] Kim T, Shin J, Tak S. Cell planning for indoor object tracking based on RFID. In: Proceedings of the International Conference on Mobile Data Management: Systems, Services and Middleware (MDM'09), Taipei, China, 2009. 709-713
 - [16] Kamol P, Nikolandis S, Ueda R, et al. RFID based object localization system using ceiling cameras with particle filter. In: Proceedings of the 2007 International Conference on Future Generation Communication and Networking (FGCN 2007), Jeju Island, Korea, 2007. 2:37-42
 - [17] Patil A, Munson J, Wood D, et al. Bluebot: Asset tracking via robotic location crawling. *Computer Communication*, 2008, 31:1067-1077
 - [18] Cerrada C, Salamanca S, Adan A. Improved method for object recognition in complex scenes by fusioning 3-D information and RFID technology. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2009, 58(10):3473-3480
 - [19] 张林. 家庭服务机器人物品搜寻与定位技术研究: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学控制科学与工程学院, 2009. 15-24
 - [20] 穴洪涛, 田国会, 李晓磊等. QR Code 在多种类物体识别与操作中的应用. *山东大学学报(工学版)*, 2007, 37(6):25-30
 - [21] Zhang S, Xie L H, Adams M D. Feature extraction for outdoor mobile robot navigation based on a modified Gauss - Newton optimization approach. *Robotics and Autonomous Systems*, 2006, 54(4):277-287
 - [22] Hu M K. Visual-pattern recognition by moment invariants. *IRE Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2):179-187
 - [23] 李国栋, 田国会, 薛英花. 基于 QR Code 技术的家庭服务机器人视觉伺服抓取操作研究. *东南大学学报(自然科学版)*, 2010, 40(sup1):30-36

Object searching and operation of service robots in intelligent space

Xue Yinghua^{* **}, Tian Guohui^{*}, Zhou Fengyu^{*}, Li Guodong^{*}, Yin Jianqin^{*}

(^{*} School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan 250061)

(^{**} School of Computer and Information Engineering, Shandong University of Finance, Jinan 250014)

Abstract

In this paper, complete object searching and operating scheme for a service robot in complex indoor environments is presented to realize its human-centered active service in an intelligent space. The scheme is described as below. Firstly, the rough localization for an object is realized using the probability model for radio frequency identification (RFID) antenna's recognition scope and the Bayes Rule. Then, with the aid of an artificial object mark based recognition approach for multi-type objects, the quick and efficient localization based on monocular vision is realized using the system model of robot and the object's features. Finally, a position based visual servoing control law under eye-gaze constraint is used to realize object grasp and delivery. An object searching and operating system was designed and implemented according the scheme. The system not only makes full use of the advantages of RFID in the field of object localization in a large scale, but also efficiently utilizes the rich information provided by the robot vision, and can accurately recognize the multi-type objects in complex indoor environments. The system has the high accuracy, well stability and high positioning precision. Besides, it can solve the occlusion problems to some extent. Now, the system has been successfully applied to the active service in intelligent space.

Key words: intelligent space, service robot, object searching, object operation, radio frequency identification (RFID), artificial object mark