

基于双层协作定位机制的移动机器人目标跟踪^①

贾松敏^{②*} 王 爽^{③*} 王丽佳^{**} 李秀智^{*}

(* 北京工业大学电子信息与控制工程学院 北京 100124)

(** 河北工业职业技术学院 信息工程与自动化系 石家庄 050000)

摘 要 为解决复杂环境下机器人目标跟踪问题,提出了基于双层协作定位机制的移动机器人目标跟踪方法。该方法根据射频识别(RFID)和立体视觉信息实现外层粗定位与内层精确定位的相互协作以提高目标定位精度。首先利用 RFID 系统对携带标签的目标进行粗定位,然后在立体视觉系统中根据自适应模板匹配算法与扩展卡尔曼滤波算法提取目标头肩特征及运动特征,以实现精确定位目标。最后根据智能调速算法控制机器人连续稳定地跟随运动目标。实验结果表明该方法对遮挡及目标突然转弯的跟踪问题有较强的鲁棒性。

关键词 双层协作定位机制,射频识别(RFID),立体视觉,自适应模板匹配算法,智能调速

0 引 言

人跟踪技术是服务机器人领域的研究热点之一。近年来,许多学者通过提取多种目标描述特征^[1,2]或融合多传感器信息的方法^[3]提高复杂环境下机器人目标跟踪精度。立体视觉系统能通过恢复场景三维信息为系统提供目标的有效位置^[4,5],同时受光照等环境因素影响小,因而被广泛应用于一些复杂的目标跟踪中^[6,7]。Cipolla 与 Yamamoto^[8]首先提出利用立体视觉实现目标跟踪,但其算法需要处理大量信息,从而影响了系统的实时处理能力。为了在保证跟踪精度的同时满足系统的实时性要求,Grest 和 Koch^[9]采用粒子滤波算法并结合深度信息实现对运动人体实时跟踪。在利用单一传感器实现目标跟踪的基础上,许多研究采用多传感器互补信息以提高跟踪精度和系统鲁棒性^[10]。Cui 等^[11]融合激光和视觉信息,提取人体腿部几何特征实现了机器人准确跟踪运动目标。近几年,随着无线传感器网络的发展^[12,13],射频识别(radio frequency identification,RFID)技术逐渐显示出了巨大的应用潜力和研究价值。RFID 具有非视距数据通信、标

签 ID 唯一^[14]等特点,在提供室内定位^[15]的同时还可以辅助服务机器人进行物体识别^[16],但 RF 信号易受物理噪声影响,从而导致其定位精度较低。因此将 RFID 应用到机器人目标跟踪系统中,尤其是如何利用其他传感器弥补 RFID 系统不足以实现智能机器人目标跟踪,则成为当前关注的热点^[17]。本文针对这种状况开展了研究,提出了基于双层协作定位机制的移动机器人目标跟踪方法。该研究利用 RFID 系统对携带标签的目标人体进行外层粗定位,并确定视差图中的感兴趣区域(ROI),在 ROI 内进行内层精确定位,提出了基于头肩模型的自适应模板匹配算法,以实现跟踪不同位姿人体,同时结合扩展卡尔曼滤波(EKF)算法提高跟踪精度。当目标人体被遮挡时,系统采用 EKF 先验估计预测目标运动状态,解决了目标短暂遮挡情况下的跟踪问题;当目标突然转弯以致消失在相机视野中时,RFID 系统粗定位结果将为机器人运动提供导向,使机器人快速跟踪到目标。最后根据人机位置实现智能调速以控制移动机器人跟随运动人体。本文提出的方法通过外层粗略定位与内层精确定位之间的协作,有效确定目标位置实现目标跟踪,因此称之为双层协作定位机制。实验结果表明利用本文所提方法有效地跟

① 国家自然科学基金(61175087;61105033),北京市自然科学基金(B类,KZ201110005004)和国家教育部留学回国人员科研启动基金(第40批)资助项目。

② 女,1964年生,博士生导师;研究方向:智能服务机器人及其关键技术,机器人分散控制,计算机视觉;E-mail:jism@bjut.edu.cn

③ 通讯作者,E-mail:wangshuang89@gmail.com
(收稿日期:2012-12-25)

踪被短暂遮挡或突然转弯的目标,增强了系统鲁棒性。

1 系统结构

该系统由外层目标粗定位、内层目标精确定位和机器人跟随三部分组成,图 1 是系统框图。根据双层协作机制,当系统正常跟踪时,利用 RFID 系统

粗定位结果确定视差图中 ROI,并采用基于头肩模型的自适应模板匹配算法与 EKF 算法跟踪运动目标以实现内层精确定位;当目标人体被短暂遮挡时,系统无法检测到头肩模型及 RF 信号,系统根据 EKF 的先验估计预测目标运动状态;当目标突然转弯时,RFID 系统得到的粗定位为机器人跟踪目标提供导向。最后根据当前人机位置实现智能调速控制机器人跟随目标。

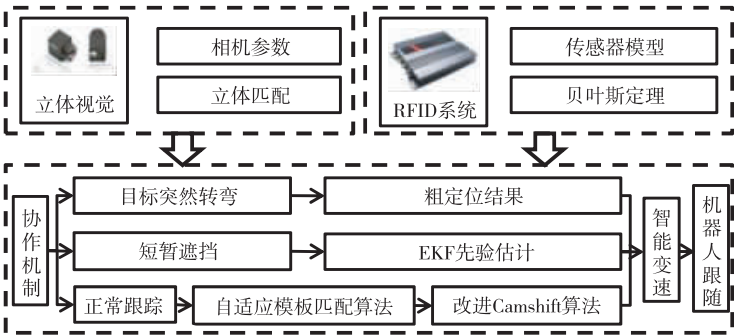


图 1 系统框图

2 基于 RFID 系统的外层目标定位

本文利用 RFID 系统对在其附近携带无源标签人体进行粗定位。射频信号稳定性较差以致定位精度较低,因此结合贝叶斯定理估计标签所在的区域,实现对携带标签人体的粗定位^[18]。

2.1 RFID 传感器模型

2.1.1 建立 RFID 天线不确定模型

将天线固定在室内某一位置,同时携带无源标签的机器人在天线前方 4m × 4m 的区域内任意运动,记录每一采样间隔内天线检测数据与机器人位

置。通过对实验结果的统计学分析,确定 RFID 系统的不确定模型,如图 2(a)。图中深色区域为 RFID 天线的主要检测区域,长约为 2.6m,宽约为 1.8m,设定检测区域内标签存在概率为 0.9,未知区域内标签存在概率设定为 0.5^[18]。

2.1.2 划分天线检测区域

系统装载两根 8DBi 圆极化天线以提高检测范围和精度。检测角度约为 55°,检测宽度约为 3m。传感器模型如图 2(c)所示。A 区域与 C 区域分别是两根天线单独检测区域,B 区域是两根天线公共检测区域。

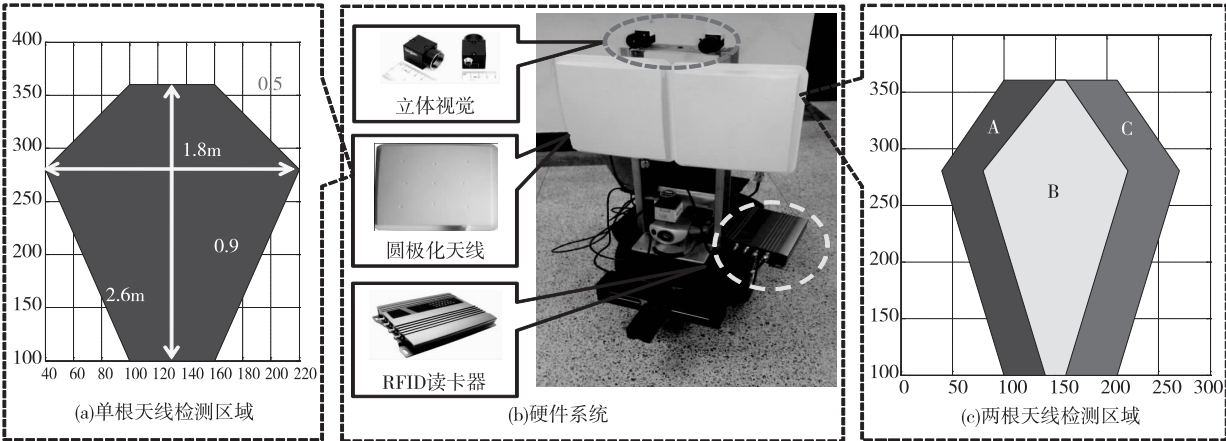


图 2 系统硬件结构图

2.2 目标定位

将机器人前方 $4\text{m} \times 4\text{m}$ 的区域划分成 64 个 $50\text{cm} \times 50\text{cm}$ 的栅格区域,利用贝叶斯公式

$$P_i(E|O) \propto P(O|E)P_{i-1}(E) \quad (1)$$

计算每个栅格被检测到标签存在的概率 $P_i(E|O)$ 。

贝叶斯定理是关于随机事件 E 和 O 的条件概率和边缘概率的一则定理,其中 O 表示标签被检测到事件, E 表示标签存在事件, $P(E)$ 表示标签存在的概率, $P(O|E)$ 为标签存在并被检测到的概率,初始化栅格地图中的每个栅格 $P(E) = 0.5$ 。在跟踪过程中,机器人装载 RFID 系统(如图 2(b))以检测出现在机器人前方不同位置携带标签的人体,当携带标签人体被右侧天线检测到时,机器人前方右侧区域即图 2(c)中 C 区域栅格 $P(O|E) = 0.9$,其他区域栅格 $P(O|E) = 0.5$;同理,当携带标签人体被两个天线同时检测到时,机器人前方中间区域即图 2(c)中 B 区域栅格 $P(O|E) = 0.9$,其他区域栅格 $P(O|E) = 0.5$;当携带标签人体被左侧天线检测到时,机器人前方左侧区域即图 2(c)中 A 区域栅格 $P(O|E) = 0.9$,其他区域栅格 $P(O|E) = 0.5$ 。根据 RFID 天线新的观测信息,利用式(1)对栅格地图中每个栅格的概率值 $P_i(E|O)$ 进行迭代更新,将概率高于阈值的区域作为粗定位结果,一定程度上降低了 RFID 系统的定位误差。经过大量实验统计,粗定位纵向平均误差 0.8m,横向平均误差 0.5m,满足跟踪要求。

将粗定位结果映射到机器人坐标系中并在视差图中确定 300×600 的感兴趣区域。在正常跟踪过程中,人机距离约为 1.5m,而人体在视差图中约宽 200 像素,故感兴趣区域中仅能存在一个完整人体。同时,标签 ID 具有唯一性,RFID 系统通过获取目标人体携带的标签 ID 信息,从而有效识别跟踪目标。因此,粗定位结果在辅助内层精确定位的基础上,有助于系统区分目标人体与非目标人体。

3 基于立体视觉的内层目标精确定位

本文采用立体视觉系统对目标人体进行内层精确定位。将粗定位结果映射到机器人坐标系中以确定视差图中 ROI。利用基于头肩模型的自适应模板匹配算法和 EKF 算法提取目标的头肩特征及运动特征以实现目标位置的精确定位。

3.1 自适应模板匹配算法

由于室内复杂的环境,在水平高度较低的位置

可能存在人与背景的遮挡,混淆等问题。对于整个人体来说,头肩部分具有易区分、变化小、不易被遮挡等优点,故将人体头肩形状作为一个二维的识别模型以实现人体检测。本文提出一种模板匹配算法,该算法从二值图像中提取头肩模型^[19],利用垂直投影直方图表征人体头肩的生理结构特征,根据提取的头肩模型及模板尺寸自动对二者进行归一化,以达到最佳匹配效果,并利用欧拉距离对二者进行匹配,实现对不同位姿人体跟踪,故称之为自适应模板匹配。

归一化的目的是使不同位置和头肩模型具有相同的投影直方图。归一化直方图概念与通常意义下的投影直方图不同,是在投影直方图基础上实现的归一化^[20]。

设投影直方图轮廓曲线分别为 $x = f_{hs}(y)$, $x^* = f_t(y^*)$, 其中 $f_{hs}(y)$ 为从图像中提取的头肩模型的垂直投影直方图轮廓, $f_t(y^*)$ 为模板头肩模型的垂直投影直方图轮廓。为了得到合适的模板,需根据头肩模型高度对模板直方图沿 y 轴方向进行压缩(如图 3(a)(b)),其中, H_t 为模板头肩高度, H 为当前头肩模型高度。

利用公式

$$a_y = \frac{1}{\sum_{x=0}^{f_{hs}(y)} I(x,y)} \quad (2)$$

和

$$b_{y_i^*} = \frac{1}{\sum_{x^*=0}^{f_t(y_i^*)} I(x_i^*, y_i^*)} \quad (3)$$

对提取的头肩模型及模板直方图归一化。式(2)中, $\sum_{(x,y) \in hs} I(x,y)$ 为当前头肩模型直方图面积,即像素总数。 a_y 为头肩模型不同位置的宽度,即某一 y 值上像素总数。 $A = \{a_y \mid y = 0, 1, \dots, H\}$ 为经归一化后的头肩模型垂直投影集合。过程如图 3(e)(f)所示。

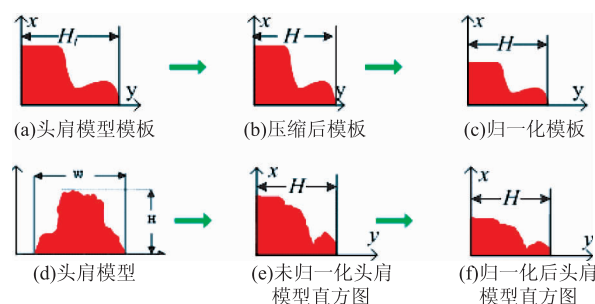


图3 压缩及归一化过程示意图

式(3)中 $\sum \text{template} = \sum_{(x_i^*, y_i^*) \in \text{template}} I(x_i^*, y_i^*)$

为压缩后模板面积,即像素总数。 $b_{y_i^*}$ 为模板不同位置的宽度,即某一 y_i^* 值上像素总数。过程如图 3(b)(c)所示。 $B = \{b_{y_i^*} | y_i^* = 0, 1, \dots, H\}$ 为归一化模板垂直投影集合。利用欧拉距离,度量集合 A 、 B 之间的非相似性,以判断从候选区域中提取的目标是否为人体。

3.2 扩展卡尔曼滤波(EKF)算法

EKF 算法作为一种最优状态估计算法通过提取目标运动特征,不但能够利用其后验估计确定人体 3D 位置,而且当目标被其他人体短暂遮挡时,还能利用其先验估计预测目标运动状态提高跟踪系统鲁棒性。

在机器人坐标系下,EKF 的状态向量如下:

$$x_r = [X_r \ Y_r \ Z_r \ \dot{X}_r \ \dot{Y}_r] \quad (4)$$

其中 $[X_r, Y_r, Z_r]$ 与 $[\dot{X}_r, \dot{Y}_r]$ 分别是人在机器人坐标系的 3D 位置和水平移动速度。根据机器人的运动模型,机器人坐标系下的状态方程可被描述如下:

$$x_r^{t+1} = f_t(x_t, \text{control}_t) + R_t w_t \quad (5)$$

其中:

$$f_t(x_r^t, \text{control}_t) = \begin{bmatrix} (X_r^t + \Delta t \dot{X}_r^t - \Delta X_r^t) \cos \Delta \theta + (Y_r^t + \Delta t \dot{Y}_r^t - \Delta Y_r^t) \sin \Delta \theta \\ - (X_r^t + \Delta t \dot{X}_r^t - \Delta X_r^t) \sin \Delta \theta + (Y_r^t + \Delta t \dot{Y}_r^t - \Delta Y_r^t) \cos \Delta \theta \\ Z_r^t \\ X_r^t \cos \Delta \theta + Y_r^t \sin \Delta \theta - v \\ - X_r^t \sin \Delta \theta + Y_r^t \cos \Delta \theta \end{bmatrix}$$

控制向量为 $\text{control}_t = [v_t, v_r, \Delta X_r, \Delta Y_r]$ 分别代表 t 时刻人在机器人坐标系 X 轴和 Y 轴方向上的位移, $\Delta \theta$ 为转动的角度, w_t 是过程噪声。

传感器观测到的人体 3D 位置为 y_r^t 。观测量为相机观测到的人体 3D 位置。观测方程如下:

$$y_r^t = H_t x_r^t + p_t \quad (6)$$

其中, p_t 为观测噪声, $y_r^t = \begin{bmatrix} X_r^t \\ Y_r^t \\ Z_r^t \end{bmatrix}$ 。

4 双层协作定位机制

本文采用双层协作机制将 RFID 对标签的粗定位结果与立体视觉获取的目标信息进行筛选、分析和处理,实现内外层协作定位,以提高复杂环境下机

器人目标跟踪的鲁棒性。

目标定位结果用式

$$q = q_{\text{stereo}} u_v + q_{\text{rfid}} u_{\text{rfid}} + q_p (\overline{u_v + u_{\text{rfid}}}) \quad (7)$$

表示。其中 q_{stereo} 为立体视觉内层定位结果, q_{rfid} 为 RFID 系统外层粗定位结果, q_p 为 EKF 先验估计结果。

正常跟踪过程中,外层定位结果协助内层精确定位目标,即 $u_v = 1, u_{\text{rfid}} = 0$, 机器人利用内层定位结果跟踪目标。当目标突然转弯时,RFID 系统仍能检测到标签信号,内层定位失败,即 $u_v = 0, u_{\text{rfid}} = 1$, 目标定位结果由外层粗定位确定,为机器人跟随目标提供导向,使机器人快速跟踪目标。当目标被遮挡时,RFID 系统无法接收来自标签发出的信号时, $u_v = 0, u_{\text{rfid}} = 0$, 利用 EKF 的先验估计作为定位结果。

5 机器人跟随

机器人的运动控制策略决定了最终跟随效果的优劣。为了使机器人连续稳定的跟随目标,控制策略应能保证目标始终在相机视野中心位置,并使人机距离保持在安全范围内。考虑人机距离及机器人转向速率,本文采用边走边转的运动控制策略^[21],克服了先转后走策略下机器人运动过程不连续的问题。同时增加转向增益 K 将转弯半径 ρ 缩减为 ρ/K , 解决了由于转向速率过慢而造成目标在相机视野中消失的问题。根据式

$$K = K_{\text{base}} |Y_r/Y_m| \quad (Y_m = \frac{1}{2} d_m) \quad (8)$$

调整转向增益,当人机水平距离过大时,转向增益增大,转弯半径减小,机器人行进过程中快速调整转向以保证目标在视野中心位置。根据式

$$v = v_{\text{base}} (X_r/X_e) \quad (9)$$

调整机器人线速度,当人机垂直距离大于安全距离,为快速跟随目标,系统将增大机器人运动线速度;当人机垂直距离小于安全距离,减小线速度以保证人机之间的安全距离;当人机垂直距离过小,机器人停止运动以防人机碰撞。根据机器人运动模型,机器人以线速度 v 行进时,它的左、右轮速度可被分别计算如下:

$$v_l = v(1 - 2dKY_r/(X_r^2 + Y_r^2)) \quad (10)$$

$$v_r = v(1 + 2dKY_r/(X_r^2 + Y_r^2)) \quad (11)$$

式中, K_{base} 为基准转弯增益, v_{base} 为基准线速度, d_m 为立体视觉检测范围宽度, X_r 为当前时刻人

体在机器人坐标系的垂直坐标, X_e 为安全距离, Y_r 为当前时刻人体在机器人坐标系的水平坐标, $2d$ 为机器人两轮间距。

6 实验结果

立体视觉系统由两台 Point Grey 公司的 FLEA2 相机平行放置搭建而成,如图 2(b)所示,相机成像的最大分辨率为 1024×768 ,焦距长为 3.5mm。RFID 系统采用一台超高频读卡器与两根 8DBi 圆极化天线组成,目标人体将携带无源 RFID 标签。软件采用 VC2008 和 OPENCV2.1 实现。实验场景如图 4。

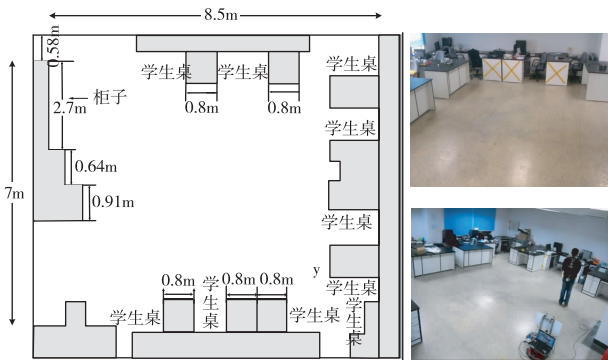


图 4 实验场景

实验一:自适应模板匹配人检测实验。图 5 为不同位置的多姿态人体检测的结果。实验中共采集 426 帧图像,其中每幅图像尺寸 800×600 像素,从 14 帧起人体不停运动,经统计采用本文提出的算法对人体检测正确率达 98.6%。实验结果表明本文提出的人检测算法能准确检测不同位姿人体。

实验二:目标跟踪实验。

(1)目标被短暂遮挡时跟踪实验结果如图 6 所示。实验共采集 102 帧图像。第 78 帧非目标人体进入相机视野,第 84 帧目标被完全遮挡,此时,RF 信号被非目标人体吸收,RFID 系统无法检测标签信息造成跟踪失败,而目标仍继续运动,系统利用 EKF 估计目标位置以控制机器人运动,遮挡结束后机器人又重新跟踪到运动目标。实验结果表明本文方法对目标被短暂遮挡问题具有较强鲁棒性。

(2)目标突然转弯情况下跟踪实验结果如图 7 所示。实验中共采集图像 372 帧,第 112 帧目标突然转弯,系统根据粗定位结果为机器人运动提供导向,以 $v_l = 50\text{cm/s}$, $v_r = 75\text{cm/s}$ 开始搜索目标,第 158 帧重新跟踪到目标,第 224 帧目标人体再次突然转弯,机器人以 $v_l = 50\text{cm/s}$, $v_r = 75\text{cm/s}$ 速度开始搜索目标,第 240 帧目标完全消失在视野中,第 346 帧再次跟踪到目标。在跟踪过程中,系统会记录连续内层定位失败的帧数,当连续失败帧数超过 20 帧



图 5 自适应模板匹配算法人检测结果

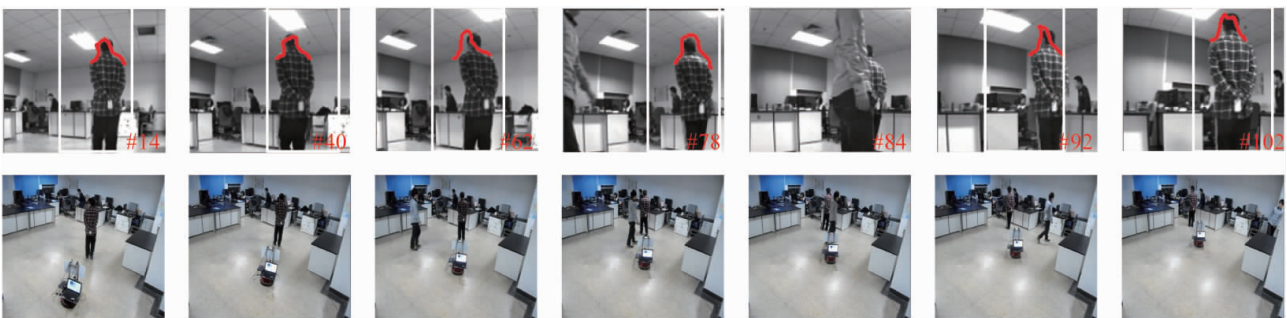


图 6 目标遮挡跟踪实验结果

时,机器人将增加转弯速度,以加快搜索目标。系统实验结果表明采用双层协作定位机制有助于跟踪到突然转弯的目标,增强了跟踪系统的鲁棒性。

(3)算法时间复杂度分析。本文算法是在双层协作定位机制下,将基于贝叶斯定理的外层粗定位、基于头肩模型的自适应模板匹配及 EKF 相结合,所以算法的时间复杂度与上述三个方法的时间复杂度有关。粗定位算法的时间复杂度与栅格数目有关,

本文中栅格数目为 64,因此时间复杂度为 $O(1)$ 。EKF 的计算复杂度与状态向量的个数有关,本文中状态向量个数是常数 5,所以其时间复杂度为 $O(1)$ 。基于头肩模型的自适应模板匹配算法的时间复杂度为 $O(n)$,其中 n 为目标头肩模型的像素点点数。可见本文算法的最大时间复杂度为 $O(n+1)$,算法效率较高,能满足目标跟踪的实时性要求高。

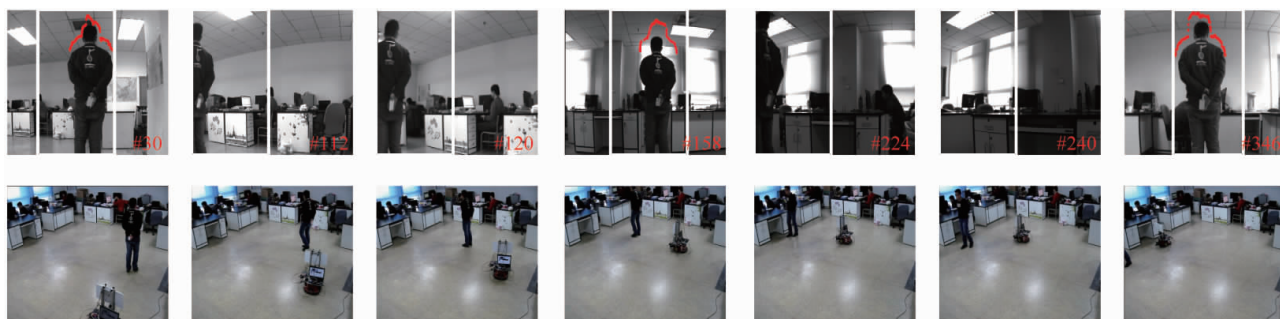


图7 目标突然转弯实验结果

7 结 论

本文实现了基于双层协作定位机制的移动机器人目标跟踪。利用 RFID 系统实现外层目标粗定位。提出基于头肩模型的自适应模板匹配算法结合扩展卡尔曼滤波以实现内层精确定位。采用 EKF 先验估计预测人体位置,解决了目标被短暂遮挡情况下的跟踪问题。当目标突然转弯时,粗定位结果为机器人运动提供导向,以控制机器人跟踪目标。最后利用人机位置实现智能调速控制机器人运动。本文提出的方法能准确地跟踪目标,提高了复杂环境下机器人目标跟踪的鲁棒性。

参考文献

- [1] 牛长峰,刘玉树. 融合多特征的粒子滤波目标跟踪算法. 华中科技大学学报(自然科学版),2010,38(1): 18-21
- [2] 李远征,卢朝阳,李静. 一种基于多特征融合的视频目标跟踪方法. 西安电子科技大学学报(自然科学版),2012,39(4):1-7
- [3] 胡振涛,付春玲,刘先省. 基于 RB 粒子滤波的多传感器目标跟踪融合算法. 光电子·激光,2012,23(3): 566-571
- [4] 原魁,路鹏,邹伟. 自主移动机器人视觉信息处理技术研究发展现状. 高技术通讯,2008,18(1):104-110
- [5] 张娟,潘建寿,吴亚鹏等. 基于双目视觉的运动目标跟踪与测量. 计算机工程与应用,2009,45(25):191-194
- [6] 沈志华,赵英凯,王晓荣等. 全自主机器人双目视觉运动检测研究. 计算机测量与控制,2006,14(1):26-27
- [7] 何挺,杨向东,陈恳. 机器人双目视觉目标跟踪研究. 机械设计与制造,2008,(3):161-163
- [8] Cipolla R, Yamamoto M. Stereoscopic tracking of bodies in motion. *Image and Vision Computing*,1990,8(1):85-90
- [9] D. Grest, R. Koch. Realtime multi-camera person tracking for immersive environments. In: IEEE 6th Workshop on Multimedia Signal Processing, Siena, Italy, 2004. 387-390
- [10] 彭刚,黄心汉,王敏等. 基于视觉引导和超声测距的运动目标跟踪和抓取. 高技术通讯,2006,06:74-78
- [11] Cui J, Zha H, Zhao H, et al. Multimodal tracking of people using laser scanners and video camera. *Image and Vision Computing*,2008,26(2):240-252
- [12] 万江文,薛皓,丁宁等. 时间异步无线传感器网络的分布式目标跟踪. 高技术通讯,2009,19(10):1026-1030
- [13] 薛皓,吴银峰,万江文. 时间异步无线传感器网络的目标跟踪动态成簇算法. 高技术通讯,2010,20(1):8-13
- [14] Sanpechuda T, Kovavisaruch L. A review of RFID localization: Applications and techniques. In: Proceedings of the 5th IEEE International Conference on Electrical Engineering\Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology, Krabi, Thailand, 2008. 769-772
- [15] 蒋浩,高春华,张林等. 一种基于 RFID 的室内车载监控系统定位方法的设计与实现. 计算机科学,2012,39

- (2):29-33
- [16] 王景川,方毅,陈卫东. 移动机器人定位的自适应功率调节射频识别系统. 上海交通大学学报,2012,46(2):207-212
- [17] Ouadah N, Cadenat V, Lerasle F, et al. Multi-sensor-based control strategy for initiating and maintaining interaction between a robot and a human. *Advanced Robotics*, 2011, 25(9-10):1249-1270
- [18] Jia S M, Sheng J B, Shang E Z, et al. Robot localization in indoor environments using radio frequency identification technology and stereo vision. *Advanced Robotics*, 2008, 22:279-297
- [19] Jia S M, Wang S H, Wang L J, et al. Robust human detecting and tracking using varying scale template matching. In: 2012 International Conference on Information and Automation, Shenyang, China, 2012. 25-30
- [20] 张伟. 基于归一化投影直方图不变矩的图像特征提取. 计算机工程, 2011, 37(1):226-228
- [21] Thombre D V, Nirmal J H, Lekha D. Human detection and tracking using image segmentation and Kalman filter. In: International Conference on Intelligent Agent & Multi-Agent Systems, Chennai, India, 2009. 1-5

Human tracking of robots based on double-layer cooperative locating mechanism

Jia Songmin^{*}, Wang Shuang^{*}, Wang Lijia^{**}, Li Xiuzhi^{*}

(^{*} College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

(^{**} Department of Information Engineering and Automation, Hebei College of Industry and Technology, Shijiazhuang 050000)

Abstract

A method for mobile robots' human tracking based on the double-layer cooperative locating mechanism is proposed to realize the tracking in complex environments. The proposed method implements the coarse location and the fine location based on the data from radio frequency identification (RFID) and stereo vision to improve the locating accuracy. First, the coarse position of the given person is estimated by RFID. Then, the processing techniques of extended Kalman filter (EKF) and the adaptive template matching algorithm are applied to the narrowed ROI images for precise position based on the feature of head-shoulder and motion. Finally, the intelligent gear shift control strategy considering the distance between human and robot is utilized to drive the robot towards the given target. The experimental results show that the presented method can deal with the case when there is an occlusion or a sudden turning.

Key words: double-layer cooperative locating mechanism, radio frequency identification (RFID), stereo vision, adaptive template matching, intelligent gear shift control