

文章编号: 1001-0920(2016)02-0337-06

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2014.1822

分块多特征目标描述子的移动机器人目标跟踪

王丽佳^{1,2,3}, 贾松敏^{1,2}, 李秀智^{1,2}, 卢迎彬^{1,2}

(1. 北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124; 2. 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124; 3. 河北工业职业技术学院 信息工程与自动化系, 石家庄 050091)

摘要: 为解决机器人目标跟踪过程中的遮挡和外观改变等问题, 提出一种分块多特征描述子的方法. 该方法将候选样本分块, 提取图像片的深度、颜色、纹理特征来表示目标构造检测器. 结合目标与机器人的运动构造运动卡尔曼滤波器(MEKF)作为跟踪器. 跟踪过程中根据目标深度信息调整其尺寸, 结合深度特征及图像片外观相似度进行检测并处理遮挡. 实验结果表明, 该算法对目标的尺度变化、光照改变和遮挡现象具有较强的鲁棒性.

关键词: 目标跟踪; 分块多特征描述子; 运动卡尔曼滤波器; 深度直方图

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Person tracking for robot using patches-based-multi-cues representation

WANG Li-jia^{1,2,3}, JIA Song-min^{1,2}, LI Xiu-zhi^{1,2}, LU Ying-bin^{1,2}

(1. College of Electronic Information & Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China; 2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China; 3. Department of Information Engineering and Automation, Hebei College of Industry and Technology, Shijiazhuang 050091, China. Correspondent: JIA Song-min, E-mail: jsm@bjut.edu.cn)

Abstract: To deal with the problem of occlusion and appearance changes in person tracking with a mobile robot, an algorithm based on patches-based-multi-cues representation is proposed. The algorithm segments the candidate sample and extracts the depth information, color histograms, texture histograms from each image slice for constructing the detector. A motion extended Kalman filter(MEKF) is obtained by considering the motion of the robot and target. As tracking evolves, the target's size is adaptively adjusted according to the depth histogram. Furthermore, occlusion is identified by simultaneously detecting the depth features and appearance model. Experiments results show that the proposed approach has better robustness for dealing with the problem of scale changes, illumination variations, and occlusion.

Keywords: person tracking; patches-based-multi-cues representation; motion extended Kalman filter; depth histogram

0 引言

机器人视觉导航技术是服务机器人研究的一个重要课题, 其关键内容是目标的快速检测与跟踪. 现有机器视觉技术大多针对视频跟踪, 即: 摄像机静止-目标运动. 然而, 机器人目标跟踪过程中, 摄像机与目标同时运动, 给图像分析带来很大干扰. 机器人目标跟踪的研究主要分为两大类: 一类利用多传感器融合技术实现, 包括单目视觉^[1]、双目视觉^[2]、激光^[3]、射频识别技术(RFID)^[4]、超声波传感器^[5]以及 Kinect^[6]; 另一类方法基于视频中目标跟踪算法实现. 视频目标跟踪的研究主要集中在目标表示与跟踪算法两方面. 如何有效地表示目标是关键问题, 常用的方法有: 基于外观方法^[7]、基于特征方法^[8]、基于边缘方法^[9]以

及上述几种方法的融合. 近年来, 针对复杂环境下的视频单目标跟踪问题, 涌现出一些新的算法^[10-11]. 其中, TLD(tracking-learning-detection)算法^[11]解决了长时间跟踪、遮挡、光照变化、外观改变等情况下的视频单目标跟踪问题. TLD算法将跟踪过程、检测算法、在线学习机制相结合: 检测器与跟踪器并行运行; 在线学习机制则根据跟踪器和检测器的结果更新目标模板. 然而, 当摄像机和目标同时运动时, 算法的跟踪性能将受背景环境运动的影响.

近年来, Kinect 因其能提供高质量的彩色图像和深度图像且价格较低, 被广泛应用于机器视觉中^[6]. 深度图像提供目标在场景中的位置信息, 且不受光照和色度等因素影响. 深度图像也称为距离图像, 它反

收稿日期: 2014-12-01; 修回日期: 2015-03-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61175087, 61105033); 河北省科技支撑计划项目(14275601D).

作者简介: 王丽佳(1981-), 女, 讲师, 博士生, 从事计算机视觉、目标跟踪的研究; 贾松敏(1964-), 女, 教授, 博士生导师, 从事机器人分散控制、计算机视觉等研究.

映了目标的距离变化,更符合人类视觉感知系统.利用深度信息较容易将目标从复杂背景中区分,这对目标检测具有重要意义.

鉴于上述研究现状,本文提出一种分块多特征描述子的移动机器人目标跟踪方法.首先构造基于分块多特征描述子的检测器和基于卡尔曼滤波器的跟踪器.跟踪器的结果作为检测器的一个候选样本,检测器的输出作为跟踪器的输入用于预测目标位置,二者相辅相成实现目标跟踪.检测器对候选样本进行分块,利用深度直方图、深度颜色联合直方图和深度纹理联合直方图描述目标,可提高目标模板的分辨能力;然后结合目标与机器人的运动构造 MEKF^[12],在机器人运动-目标运动情况下准确预测目标位置.检测器根据候选样本与目标的深度颜色联合相似度、深度纹理联合相似度和总相似度对目标进行识别与定位,提高跟踪的准确率.跟踪过程中,根据深度直方图更新目标尺度系数以适应由于目标与机器人间的位

置变化而造成的目标尺寸改变.根据目标深度直方图特征及图像片模型相似度判断并处理部分遮挡问题,实时调整跟踪并在线学习模板.当发生全遮挡时,检测器失效,根据 MEKF 的预测结果跟踪目标.该方法能够实现复杂环境下移动机器人的目标跟踪.

1 系统结构

该系统的主要功能是实现移动机器人对运动目标长时间的准确跟踪,图 1 是系统的整体框图.该系统包括检测器、跟踪器和模板在线更新 3 部分.利用 Kinect 传感器获得深度图像和彩色图像.检测器对目标的深度图像和彩色图像分块,并从颜色、纹理、深度 3 个层面提取特征来表示目标.跟踪器结合目标和机器人的运动预测目标在机器人视野中的位置.跟踪器的结果作为检测器的一个候选样本,检测器根据候选样本与目标间的相似度检测识别目标.跟踪过程中,通过对目标特征的分析实时调整目标尺寸,判断遮挡情况,并在线更新外观模型.

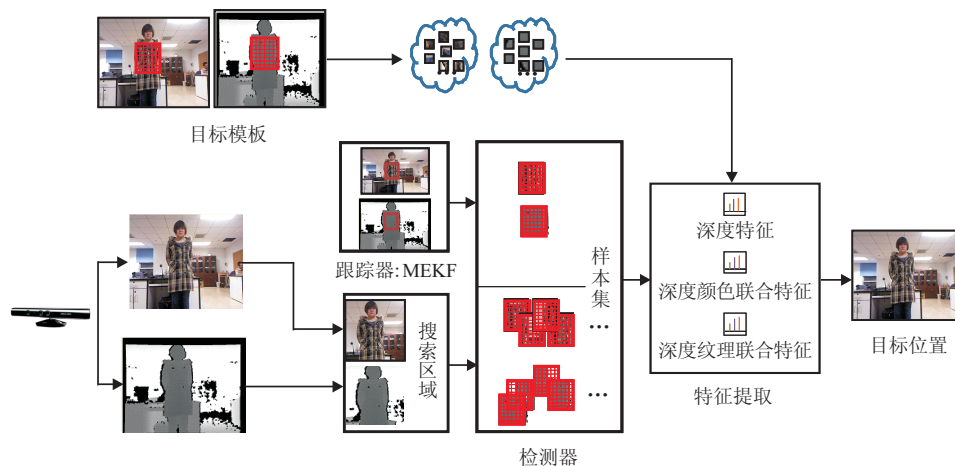


图 1 移动机器人目标跟踪整体框图

2 检测器

研究表明,由单一特征构成的目标外观模型,一旦背景与目标特征相近极易发生误跟踪.对此,本文提出从颜色、纹理和深度 3 个方面提取特征来构造目标模板,增强模板对目标和背景的适应性,提高模板的分辨力.颜色和纹理特征具有较强的互补性,当一种特征的分辨力明显下降时,将以另一特征为主检测目标.深度信息较易将前景从背景中分离出来,有利于克服背景对外观模型的干扰.目标深度特征的变化体现了其在机器人视野中的位置改变以及尺寸变化,对目标尺度大小更新具有重要意义.发生遮挡时,目标区域深度直方图特征明显区别于正常跟踪过程中的深度直方图,有利于实时检测遮挡.

2.1 深度特征

一个有效的机器人目标跟踪系统中,目标在机器

人正前方并与其保持一定距离,即在连续跟踪过程中,目标深度特征保持不变.将目标的深度特征引入目标表示中,有利于提高模板与背景的区分能力,克服背景的干扰.此外,目标尺度随其在机器人视野中的位置而变化.跟踪过程中,采用固定矩形框确定候选目标,当目标尺度改变时,必然引入背景干扰或只包含目标的一部分.目标在机器人视野中的位置信息体现在深度图像中.因此,提取目标的深度特征可以确定目标尺度变化,实时调整矩形框大小,提高模板的适应能力.

通过统计深度图像像素灰度值得到深度直方图特征为

$$\hat{q}_d = \sum_{i=1}^M \delta[b(x_i^*) - u], \quad (1)$$

其中 $\{x_i^*\}_{i=1,2,\dots,M}$ 为目标深度图像内的像素点.深

度直方图表征了目标的深度信息. 机器人跟踪目标过程中, 当目标与机器人距离发生改变时, 目标在深度直方图中的 bin 值也随之变化. 根据目标的深度直方图特征确定其尺度变化, 有

$$\gamma = \frac{\max(\hat{q}_d)}{\hat{q}_{\text{base}}} \times c_{\text{base}}. \quad (2)$$

其中: γ 为获得的目标尺度变化参数; \hat{q}_{base} 为初始化时目标的深度特征; c_{base} 为调整系数, 其值根据目标初始尺寸确定, 本文 $c_{\text{base}} = 0.9$.

跟踪过程中根据获得的目标尺度变化参数调整目标矩形框大小以适应尺度的改变, 提高模板的分辨能力, 避免矩形框过大引入背景干扰或者矩形框过小造成目标特征提取损失. 当前帧目标的尺寸用矩形框表示为

$$\text{size}_{\text{new}} = \text{size}_{\text{old}} \times \gamma, \quad (3)$$

其中 $\text{size} = \{W, H\}$ 为前一帧目标矩形框的宽度和高度. 跟踪过程中, 检测器实时调整目标尺寸, 根据新的尺寸采集候选样本, 在线学习机制根据新的尺寸更新目标模板.

2.2 目标描述子

颜色特征对图像本身的尺寸、方向、视角依赖较小, 具有较强的鲁棒性, 已成功地应用于机器人目标跟踪中. 纹理反映了图像区域像素灰度级的空间分布属性, 是图像的另一重要信息. 为了得到分辨能力更强的外观模型, 利用颜色和纹理的互补优势构建目标外观模型.

基于整体的特征描述子在处理遮挡、外观改变、亮度变化等问题时由于识别分数低而失效. 为解决这一问题, 采用基于分块图像片的特征描述子表示目标. 检测目标用矩形表示, 将其分成按序排列的 $N \times N$ 个图像片. 统计每个图像片的颜色和纹理变化, 并结合 3.1 节提取的深度特征, 构造深度颜色联合直方图和深度纹理联合直方图来表示目标, 即

$$\hat{q}_{f,n,u} = C \sum_{i=1}^M K(y_0, x_i^*) \delta[b'(x_i^*) - u]. \quad (4)$$

其中: $f = \text{Cd}, \text{Ld}$ 分别为目标图像片的颜色和纹理信息; \hat{q}_f 为图像特征描述子, 包括深度颜色直方图特征和深度纹理直方图特征, 颜色信息通过统计图像片的 HSV 颜色空间的色度分量获得, 纹理信息通过统计像素的均匀纹理特征得到; $n = N \times N$ 为图像片数; C 为归一化系数, $C = 1 / \left(\sum_{i=1}^M K(y_0, x_i^*) \right)$; $\{x_i^*\}_{i=1,2,\dots,M}$ 为目标图像片内的像素点; y_0 为目标图像片中心; $\delta(\cdot)$ 为 delta 函数, 其判断图像片中特征值是否属于第 u 个 bin.

式 (4) 中特征概率直方图的分辨能力受核函数影

响较大. 常采用 Kpanechnikov 核函数, 它对图像片中心的像素赋予较大权值, 离中心较远的像素被赋予较小权值. 该方法在一定程度上降低了目标边缘处背景像素对模板带来的干扰, 提高了目标模板的分辨力. 然而, 远离目标中心的像素与中心附近像素同等重要. 远离目标中心位置的像素极可能存在目标边缘和背景. 在这种情况下, 目标边缘处背景像素被赋予较小的权值, 会给目标模板带来干扰. 为了解决以上问题, 引入深度信息构造新的核函数

$$K(y_0, x_i^*) = M_{\text{depth},n}(x_i^*). \quad (5)$$

$$\text{其中: } M_{\text{depth},n}(x_i^*) = \begin{cases} g(u^*), & x_i^* \in \hat{q}_d(u^*) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}; u^* \text{ 为目}$$

标的 bin 值.

根据深度图像构造新的核函数有以下优点: 1) 深度掩码图像中前景像素为 $g(u^*)$, 背景像素为 0, 由此构造的核函数消除了背景对模板的干扰; 2) 当目标与机器人距离改变时目标的 bin 值随之变化, 由此确定目标尺度, 实时调整目标矩形大小, 可提高检测准确度; 3) 该核函数对所有目标区域内的像素赋予相同权值, 在目标外观模型提取过程中, 目标区域内所有像素权值相等, 提高了外观模型的分辨力.

2.3 遮挡处理

遮挡是制约机器人目标跟踪发展的一个关键因素. Cao^[13]将目标分块, 根据分块图像的相似度解决跟踪中的半遮挡问题. 受此启发, 本文提出一种结合分块图像特征和目标深度直方图检测遮挡的方法, 实时调整跟踪策略和在线学习机制. 当发生严重遮挡时, 检测器仍能按未遮挡图像片检测并识别目标.

当前帧候选目标用矩形表示, 提取矩形内深度直方图特征. 对候选目标分块获得 $N \times N$ 个按序排列的图像片, 提取图像片深度颜色联合直方图和深度纹理直方图特征. 目标被行人遮挡时, 目标与遮挡物的 bin 值较接近并远离背景像素 bin 值, 且目标和遮挡物的像素数远大于背景像素数, 如图 2 所示. 同时发生遮挡的图像片的外观模型与目标之间的相似度小于阈值. 当图像片外观相似度小于阈值的数量低于 50% 时, 认为发生严重半遮挡. 检测器根据未遮挡部分检测、识别目标.

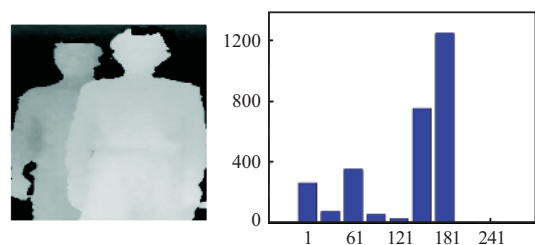


图 2 遮挡时深度特征示意图

利用余弦相似度度量候选样本与目标图像片间的相似性, 即

$$\hat{\rho}_{f,n}(\hat{p}_{f,n}, \hat{q}_{f,n}) = \cos \theta = \frac{\langle \hat{p}_{f,n}, \hat{q}_{f,n} \rangle}{\|\hat{p}_{f,n}\| \|\hat{q}_{f,n}\|} \in [-1, 1]. \quad (6)$$

其中: $\langle \cdot \rangle$ 为内积运算, $\|\cdot\|$ 表示计算欧拉距离, θ 表示两个向量间的角度.

2.4 分块多特征描述子定位目标

与单一特征相比, 从多个层面提取目标特征构建目标模板, 有利于提高模板的分辨能力. 当一种特征分辨能力下降时, 其余特征仍然有效. 候选图像片分别按照其与目标图像片的深度颜色和深度纹理相似度降序排列. 设定阈值 th , 检测器根据颜色、纹理、深度总体相似度识别目标. 若候选样本中与目标相似度最高、且 90% 的图像片的总体相似度大于阈值, 则该候选样本为目标; 否则, 按照深度颜色或深度纹理的联合相似度检测目标.

候选样本与模板相似度为

$$\hat{\rho}_f = \sum_{n=1}^{N \times N} \frac{\hat{\rho}_{f,n}^2}{1 - \hat{\rho}_{f,n}^2} \in [0, +\infty], \quad (7)$$

总体相似度为

$$\hat{\rho} = \hat{\rho}_{Cd} \times \hat{\rho}_{Ld}. \quad (8)$$

检测器确定目标位置的具体流程如下.

1) 输入: 包含目标的深度图像和颜色图像.

2) 提取深度图像的深度直方图特征. 对深度图像和颜色图像分块, 得到 $N \times N$ 图像片, 提取图像片的深度颜色和深度纹理联合特征, 构造目标模板.

3) 读取新一帧图像, 在前一帧跟踪结果邻域采集样本以确定候选样本集; 同时将 MEKF 预测结果作为一个候选样本. 提取候选样本深度直方图, 并对深度图像和彩色图像分块 $N \times N$.

4) for $n = 1 : N \times N$.

① 提取图像片的深度颜色联合特征和深度纹理联合特征;

② 计算图像片与目标的深度颜色联合相似度和深度纹理联合相似度;

end.

5) 分别对图像片按 $\hat{\rho}_{Cd,n}$ 和 $\hat{\rho}_{Ld,n}$ 降序排列. 计算候选样本联合相似度 $\hat{\rho}_{Cd}$ 和 $\hat{\rho}_{Ld}$. 计算候选样本与目标的深度颜色纹理总体相似度.

6) 根据深度直方图和图像片相似度判断遮挡情况. 无遮挡时, 满足总体相似度 $\hat{\rho}$ 最大且其 80% 的图像片总体相似度大于阈值的候选样本为目标. 当外观改变使深度纹理特征或深度颜色特征失效时, 按深度颜色联合特征或深度纹理联合特征满足相似度最大

且 80% 的图像片相似度大于阈值搜索目标. 发生遮挡时, 对未遮挡图像片按其满足总体相似度 $\hat{\rho}$ 或深度颜色相似度或深度纹理相似度最大检测目标.

7) 输出: 目标位置.

检测器结合颜色纹理信息描述目标, 其中颜色特征是对目标外观的整体描述, 纹理特征反映了目标外观的空间特征. 将两种特征相结合, 可以弥补单一特征对目标外观描述的不足. 深度信息的引入提高了模型的分辨能力. 进一步, 深度直方图和图像片相似度用于判断遮挡情况, 解决了跟踪过程的遮挡问题, 增强了检测器的鲁棒性, 克服了相似背景对目标外观特征的影响.

3 跟踪器

扩展卡尔曼滤波器 (EKF) 是一种简单、易于实现的状态最优估计方法, 常用于解决目标被短暂遮挡情况下的跟踪问题. 在机器人目标跟踪系统中由于机器人目标同时运动, 降低了 EKF 的准确性. 为了解决这一问题, 构造运动扩展卡尔曼滤波器 (MEKF), 在对目标状态的估计中引入机器人的运动^[12], 可以提高目标跟踪的准确性. 有

$$X_r^{t+1} = f(X_r^t, \text{control}_t) + R_t w_t, \quad (9)$$

$$Y_r^t = H_t X_r^t + p_t. \quad (10)$$

其中: $X_r = [x_r, y_r, z_r, \dot{x}_r, \dot{y}_r]$ 为 MEKF 的状态向量, (x_r, y_r, z_r) 为目标在机器人坐标系下的 3D 位置, \dot{x}_r 、 \dot{y}_r 为目标在水平平面上的速度; $\text{control}_t = [v_t, v_r]$; 过程噪声的协方差矩阵为

$$Q_t = \text{Cov}(w_t) = E[w_t, w_t^T] = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$H_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

观测噪声 p_t 的协方差矩阵为

$$R^t = \text{Cov}(p_t) = E[p_t, p_t^T] = \sigma_p^2 \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

考虑机器人自身运动, 目标水平位置 (x_r, y_r) 与水平速度 (\dot{x}_r, \dot{y}_r) 的相互关系为

$$\begin{cases} x_r^{t+1} = (x_r^t - \Delta x_r) \cos(\Delta\theta) + (y_r^t - \Delta y_r) \sin(\Delta\theta), \\ y_r^{t+1} = -(x_r^t - \Delta x_r) \sin(\Delta\theta) + (y_r^t - \Delta y_r) \cos(\Delta\theta), \\ \dot{x}_r^{t+1} = \dot{x}_r^t \cos(\Delta\theta) + \dot{y}_r^t \sin(\Delta\theta) - v, \\ \dot{y}_r^{t+1} = \dot{x}_r^t \sin(\Delta\theta) + \dot{y}_r^t \cos(\Delta\theta). \end{cases} \quad (11)$$

MEKF 结合机器人和目标的运动信息建立状态方程和观测方程; 与 EKF 相比, 该滤波器引入机器人

的运动轨迹, 提高了跟踪的鲁棒性. 将跟踪到的目标作为一个候选样本, 放入检测器中. 检测器对所有候选样本进行验证以获得目标位置.

4 在线学习

在跟踪过程中, 光照、位姿等改变使得目标外观不断变化, 从而造成目标跟丢. 为解决这一问题, 根据当前目标与模板的颜色、纹理、深度相似度自适应更新目标模板, 以适应外观的改变. 在跟踪过程中, 检测器获得目标位置时, 对于满足阈值要求的图像片按其特征相似度在线更新. 发生遮挡时, 为避免引入过大的干扰, 不执行在线学习. 图像片更新规则如下:

$$\hat{q}_{f,n,u}^t = \begin{cases} \lambda \hat{q}_{f,n,u}^t + (1 - \lambda) \hat{q}_{f,n,u}^{t-1}, & \lambda > th; \\ \hat{q}_{f,n,u}^{t-1}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (12)$$

其中 $\lambda = \hat{\rho}_{f',n}$ 为图像片外观相似度.

5 实验研究

将本文方法在 Pioneer 3-DX 机器人上实现, 该机器人采用微软公司的 Kinect 传感器作为视觉系统, 如图 3 所示. Kinect 传感器由 RGB 摄像头、单色 CMOS 摄像头和红外发射器组成. 其中: RGB 摄像头捕获彩塑图像, 单色 CMOS 摄像头和红外发射器提供深度图像. 软件采用 VC2008 和 OPENCV 实现.

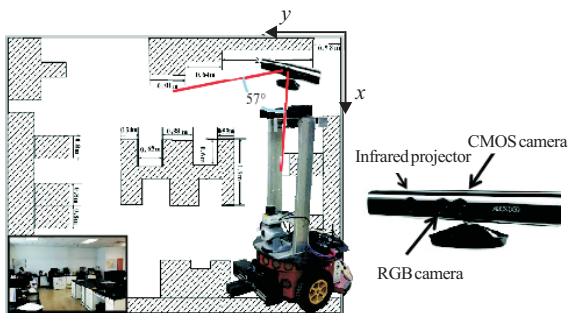


图 3 硬件平台示意图

实验 1 机器人静止的目标跟踪.

在机器人静止-目标运动情况下, 对本文算法与只采用颜色纹理直方图构造目标外观模型的方法^[12]



(a) 基于整体的目标描述子^[12]的跟踪结果



(b) 本文方法的跟踪结果

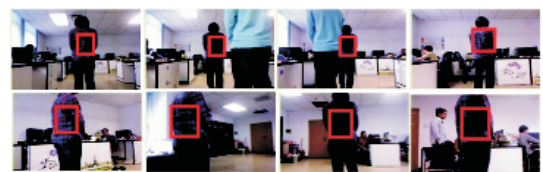
图 4 机器人静止目标跟踪结果

进行对比. 跟踪过程中, 目标与机器人间的距离保持不变, 目标位姿不断发生变化, 且行人从目标前面走过对目标造成遮挡, 实验结果如图 4 所示.

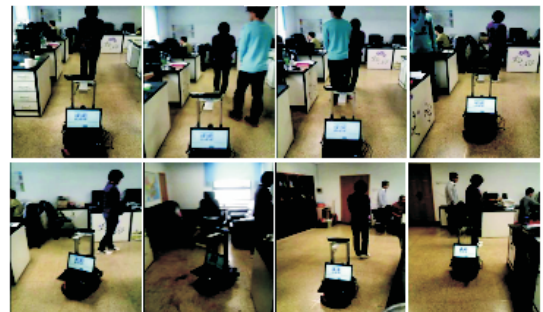
跟踪过程中, 两种方法都对模型在线更新以适应亮度、位姿等变化. 文献 [12] 中的算法采用基于整体的目标描述子, 当发生遮挡时易发生跟踪漂移现象. 如图 4(a) 第 2 幅图像中, 目标位姿变化时发生了跟踪漂移. 跟踪过程中不断地根据跟踪结果在线学习目标模板, 当发生遮挡时将干扰引入目标模板中. 如图 4(a) 的第 5、第 6 幅图像中行人的衣服特征被引入目标模板中. 遮挡发生后, 无法准确地重新识别跟踪目标, 结果如图 4(a) 的第 7、第 8 幅图像所示. 本文方法采用分块多特征描述子表示目标, 并利用深度信息和图像片外观相似度检测遮挡情况. 当发生部分遮挡时, 如图 4(b) 第 3、4、6、7 幅图像所示, 检测器根据未遮挡图像片检测识别目标. 同时, 为了避免将其他干扰因素引入目标模板中, 检测器不进行目标模板的在线更新. 遮挡发生后, 检测器仍能重新识别目标, 结果如图 4(b) 第 5、第 8 幅图像所示.

实验 2 机器人运动的目标跟踪.

在机器人运动目标运动的情况下, 对本文算法进行验证, 机器人跟随算法采用基于模糊控制的自适应控制策略^[12], 实验结果如图 5 所示.



(a) 机器人视野下的跟踪结果



(b) 全局视野的跟踪结果

图 5 移动机器人运动目标跟踪结果

通过对候选样本分块, 根据深度直方图特征和图像片相似度判断遮挡情况. 无遮挡时, 根据颜色、纹理、深度的总体相似度或者颜色深度、纹理深度的联合相似度在候选样本中检测、识别目标, 并根据图像片相似度实时在线更新目标模板. 发生遮挡时, 如图 5(a) 第 4 幅图像, 目标被行人遮挡. 此时根据相似度大于阈值的未被遮挡图像片识别目标, 为避免将行人的衣服特征引入目标模板中, 不更新模板. 跟踪过

程中,根据目标深度直方图特征实时调整目标尺寸.如图5(a)第7、第8幅图像中,目标与机器人间距离较近,此时根据目标的深度信息调整目标矩形尺寸,避免丢失目标信息.检测器根据更新的尺寸构造候选样本集,在线学习机制根据该尺寸更新目标模板,从而保证了目标模板的鲁棒性.由实验结果可知,本文方法对机器人目标跟踪过程中存在的遮挡、亮度改变、位姿变化、目标与机器人间距离改变等干扰具有较强的鲁棒性.

6 结 论

本文实现了复杂环境下移动机器人的目标跟踪.机器人上装有 Kinect 传感器以采集深度图像和颜色图像.在机器人运动目标运动模式下构造 MEKF 实现目标跟踪,解决了 EKF 在机器人运动情况下的失效问题.检测器通过提取分块图像片的深度颜色联合特征和深度纹理联合特征构造分块多特征描述子以表示目标.与单一特征相比,分块多特征描述子的分辨能力大大提高.其中,深度信息的引入使目标较易从背景中分离出来,克服了背景的颜色和纹理对目标的干扰.进一步,根据深度直方图信息估计目标尺寸,可以保证目标模板的自适应能力,避免模板中引入外界干扰;根据深度直方图和图像相似度判断遮挡情况,实时调整在线学习机制和目标跟踪策略,提高了跟踪的鲁棒性,解决了跟踪过程中的遮挡问题.

参考文献(References)

- [1] Sarath K, Stephan S. Simultaneous people tracking and motion pattern learning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2014, 41(16): 7272-7280.
- [2] 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[J].*计算机工程与应用*, 2009, 45(25): 191-194. (Zhang J, Pan J S, Wu Y P, et al. Tracking and measurement of moving object in binocular stereo vision[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(25): 191-194.)
- [3] Sung Y, Chung W. Human tracking of a mobile robot with an onboard LRF(laser ranger finder) using human walking motion analysis[C]. *The 8th Int Conf on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligent*. New York: IEEE Press, 2011: 366-370.
- [4] Quadah N, Cadenat V, Lerasle F, et al. Multi-sensor-based control strategy for initiating and maintaining interaction between a robot and a human[J]. *Advanced Robotics*, 2011, 25(22): 1249-1270.
- [5] Takashi Y, Manabu N, Takafumi S, et al. Development of a person following robot with vision based target detection[C]. *2006 IEEE/RSJ Int Conf on Intelligent Robots and System*. New York: IEEE Press, 2006: 5286-5291.
- [6] Schwarz L A, Mkhitarian L, Mateus D, et al. Human skeleton tracking from depth data using geodesic distances and optical flow[J]. *Image and Vision Computing*, 2012, 30(3): 217-317.
- [7] Yun W H, Kim D, Lee J. Person following with obstacle avoidance based on multi-layered mean shift and force field method[C]. *Proc of IEEE Int Conf on Systems*. New York: IEEE Press, 2010: 3813-3816.
- [8] 王丽佳,贾松敏,李秀智,等.多特征提取的双眸机器人目标跟踪[J].*控制与决策*, 2013, 28(10): 1568-1573. (Wang L J, Jia S M, Li X Z, et al. Person following of binocular robot by extracting multiple features[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(10): 1568-1573.)
- [9] Bellotto N, Hu H. Multimodal perception and recognition of humans with a mobile service robot[C]. *Proc of IEEE Int Conf on Robotics and Biomimetics*. Piscataway: IEEE Press, 2008: 401-406.
- [10] 闵超波,张俊举,常本康,等.利用边界运动显著性的红外运动目标分割方法[J].*电子与信息学报*, 2013, 35(10): 2384-2390. (Min C B, Zhang J J, Chang B K, et al. A method for segmentation of moving object in infrared videos based on motion saliency of edge[J]. *J of Electronics and Information Technology*, 2013, 35(10): 2384-2390.)
- [11] Zdenek K, Krystian M, Jiri M. Tracking-learning-detection[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 34(7): 1409-1422.
- [12] Jia S, Wang S, Wang L, et al. Human tracking system based on adaptive multi-feature mean-shift for robot under the double-layer locating mechanism[J]. *Advanced Robotics*, 2014, 28(24): 1653-1664.
- [13] Cao L, Ji R. Robust depth-based object tracking from a moving binocular camera[J]. *Signal Processing*, 2015, 112(7): 154-161.

(责任编辑:李君玲)