

文章编号:1004-9037(2012)06-0717-07

基于多线索融合的目标跟踪算法及其在DM3730上的实现

张 清 罗桂波 吴松涛 刁梦鸽 朱跃生

(北京大学深圳研究生院信息工程学院,深圳,518055)

摘要:研究了一种基于多线索融合的目标跟踪算法并在TI DM3730上实现。该算法结合在线AdaBoost和颜色目标跟踪算法,选用Haar小波和核颜色直方图两种特征类型,利用粒子的状态散度矩阵的行列式对这两种不同类型的特征进行融合,实现了对所选定目标的鲁棒跟踪。分析及实验结果表明,与传统的基于单一特征的目标跟踪方法相比,本算法融合了两种不同类型特征的互补性,在具有挑战性的复杂环境下,例如目标遮挡,旋转以及光照变化等,都有更好的跟踪效果。

关键词:目标跟踪;多线索融合;在线AdaBoost;Haar小波特征;核颜色直方图

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

Target Tracking Algorithm Based on Multi-Cue Fusion and Its Implementation on DM3730

Zhang Qing, Luo Guibo, Wu Songtao, Diao Mengge, Zhu Yuesheng

(School of Electronic and Computer Engineering, Peking University Shenzhen Graduate School
Shenzhen, 518055, China)

Abstract: A target tracking algorithm based on multi-cue fusion is investigated and implemented on TI DM3730. The proposed algorithm combines the online AdaBoost and color kernel histogram algorithm together, selects Haar wavelet feature and kernel color histogram as two kernel features, and utilizes the determinant of the divergence matrix of the particle state to fuse these two difference features. With the proposed algorithm, the selected target can be tracked quickly and robustly. Analytical and experimental results show that the tracking efficiency and effect of the algorithm fusing the complementary of two difference features can perform better compared to the traditional single-feature-based tracking methods in most challenging environments, such as occlusion, target rotation and illumination.

Key words: target tracking; multi-cue fusion; on-line AdaBoost; Haar wavelet feature; kernel color histogram

引 言

目标跟踪是计算机视觉的一个重点研究方向,它在视频监控,机器人视觉,军事制导以及智能交通控制中具有广泛的应用前景。近年来由于硬件技术的飞速发展,复杂目标跟踪算法可以在嵌入式系统得以实现,使智能跟踪应用向便携化,小型化发展。然而目前的跟踪算法还面临着众多实际应用的挑战:当目标视角变化所带来的形态改变时,要求跟踪算法的目标模型能够适应目标的变化;同时,

又要求在目标发生光照或者遮挡物干扰的情况下,能够实现对目标的稳定跟踪^[1-2]。

从目标跟踪的研究方法学来看,解决上述挑战的关键在于如何动态地准确描述目标以适应环境的复杂多变。传统的跟踪方法多采用单一特征来描述目标,如:Comaniciu方法^[3],使用颜色特征来描述目标,并使用Mean shift^[4]方法实现对目标的搜索。Ross D A等人^[5]提出使用单一子空间模型来表征目标,并用粒子滤波来估计目标的空间概率分布。然而该类采用单一特征的算法对目标的描述不能保证对目标表示的实时有效性,因为在实际应用

中,在不同环境下目标的特征体现有差异,用不同的特征表征将更准确。当发生形态变化时,采用颜色特征对目标进行描述将更为准确;而当目标光照变化时,采用纹理特征则能更好地将目标与背景区分开来。因此如何建立一种具有更富表达能力的目标模型成为近来目标跟踪研究的热点。特征融合方法^[6]试图在不同的环境下,通过自适应地调整特征的融合参数以最佳适应环境的变化,实现对目标的稳定跟踪。

为充分利用特征融合在目标模型构造上的优势,本文研究了一种基于粒子滤波框架的自适应多线索融合跟踪算法及其在 TI DM3730 上的实现。该算法利用粒子滤波的准确预测及强的信息混合能力,将在线 AdaBoost 算法所提取的 Haar 特征与颜色跟踪算法所提取的核颜色直方图特征进行有效的融合,并用空间粒子的状态散度矩阵行列式来表征特征的可靠性,从而实现在各种复杂环境下对目标的可靠、实时稳健跟踪,其效果能够优于一般的基于单一特征跟踪算法,并在 TI DM3730 上进行优化,实现了实时的跟踪效果。

1 核颜色直方图及其相似性度量

由 Comaniciu D 等人^[3]率先提出的核颜色直方图,可实现对目标的跟踪。假定给定一个图像区域 $R, \mathbf{x}_i^* \in R$ 表示该区域内部的某一个像素位置。定义一个索引函数如下

$$b: \mathbf{x}_i^* \rightarrow \{1, 2, \cdots, m\}$$
 (1)

式中: m 表示离散化之后的 bin 的个数。那么对于区域 R ,核直方图的第 u 个 bin 可由式(2)计算

$$q_u = C \sum_{i \in R} k(\|\mathbf{x}_i^* - \mathbf{x}_c^*\|^2) \delta[b(\mathbf{x}_i^*) - u]$$

st. $u \in \{1, 2, \cdots, m\};$ (2)

式中: \mathbf{x}_c^* 为区域 R 的中心坐标; C 为归一化常数, δ 为 Kronecker delta 函数; $k(\cdot)$ 为定义在 R 上的光滑核函数。为了削弱边缘像素的影响,突出中心位置像素的作用,一般将 $k(\cdot)$ 选定为在 0 位置处取得最大值,随着自变量增加而减小的单峰值函数。最常见的就是高斯核函数,也可以是 Triangle, Epanechnikov 核等。

度量两个区域在颜色空间上的相似性,一种最为直接的方法是计算颜色直方图之间的欧式距离。然而这种方法在实际的应用中并不是最好的选择,因为欧氏距离太过重视直方图特征向量中每一个分量之间的远近程度,而忽略了总体分布。本文采用一种更为合理的度量方法:计算两个分布之间的

Bhattacharyya 系数。对于区域 R_1 和 R_2 ,设它们的核直方图分别为 p 和 q ,Bhattacharyya 系数的计算式为

$$d(p, q) = \sqrt{1 - \rho[p, q]}$$

$$\rho[p, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u q_u}$$
 (3)

2 Haar 特征在线 AdaBoost 训练

本文的在线 AdaBoost 跟踪方法采用 Haar 特征来表征目标。

2.1 Haar 特征

Papageorgiou 等人^[7]在针对正面人脸和人体检测问题的研究中,试图使用 Haar 小波基函数,但由于标准正交 Haar 小波基的限制性,为取得更好的空间分辨率,其使用了 3 种类型的 3 种形式的特征。Viola^[8]等人对此作了扩展,提出使用 2 种类型 4 种形式的特征。基于应用需求,本文采用最常用的 3 种类型特征如图 1 所示分别为:2-矩形特征、3-矩形特征、4-矩形特征。Haar 特征的计算可通过积分图像来进行加速。

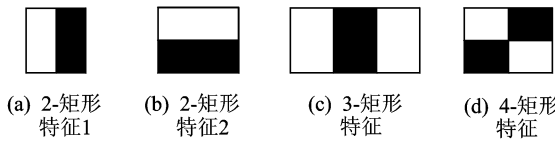


图 1 Haar 特征

2.2 在线 AdaBoost 训练

在线 AdaBoost^[9-10]训练可实时地选择最具区分度的特征来表征目标,从而实现目标和背景的正确判别,图 2 为在线 Adaboost 的算法示意图。

与离线式 AdaBoost 算法相比较在线 Adaboost 算法的优点是,它既能省去耗时的训练过程,同时又能够让分类器不断地学习新到来的信息,理论上已证明^[9],在具有相同训练集的情况下,在线 AdaBoost 算法的弱分类器在迭代次数 $N \rightarrow \infty$ 时能够收敛到与离线训练一样的结果。其算法包含几个主要部分:

(1)弱分类器 算法要求弱分类器只须优于随机猜测,同时一个弱分类器对应一个特征,弱分类器可以应用特定的学习算法得到,在本文中,弱分类器的正负样本都用一个高斯分布来建模,并用 Kalman 滤波器来估计均值和方差

$$P(1|f_j(x)) \sim N(u^+, \sigma^+)$$

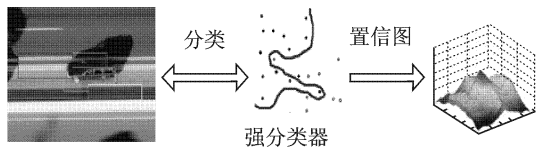


图2 在线 AdaBoost 算法

$$P(-1|f_j(\mathbf{x})) \sim N(u^-, \sigma^-) \quad (4)$$

利用 Kalman 滤波器来估计均值和方差,需要对均值和方差建立如下状态模型

$$\begin{aligned} u_t &= u_{t-1} + v_t \\ \sigma_t^2 &= \sigma_{t-1}^2 + v_t \end{aligned} \quad (5)$$

在本文中,假设 $v_t \sim N(0, R)$, $R = 0.01$, Kalman 滤波器参数 $P_0 = 1\ 000$, $u_0 = 0$, $\sigma_0^2 = 0$, 根据 Kalman 滤波原理,可得到如下估计公式

$$\begin{aligned} K_t &= P_{t-1} / (P_{t-1} + R) \\ u_t &= K_t f_j(\mathbf{x}) + (1 - K_t) u_{t-1} \\ \sigma_t^2 &= K_t (f_j(\mathbf{x}) - u_t)^2 + (1 - K_t) \sigma_{t-1}^2 \\ P_t &= (1 - K_t) P_{t-1} \end{aligned} \quad (6)$$

(2) 选择器 给出这样一个集合,它由 M 个弱分类器的假设 $H^{\text{weak}} = \{h_1^{\text{weak}}, \dots, h_M^{\text{weak}}\}$ 构成,一个选择器就是根据一定的最优化准则,从集合中选取一个最优的弱分类器,在本文中,以最小分类误差为准则

$$\begin{aligned} h^{\text{sel}}(\mathbf{x}) &= h_m^{\text{weak}}(\mathbf{x}) \\ m &= \arg \min_i i \in \{1, \dots, M\} \end{aligned} \quad (7)$$

(3) 强分类器 强分类器是弱分类器的级联,强分类器的分类值可以作为样本的似然程度,输出值越大,表明该样本越接近于正样本

$$\text{conf}(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^N \alpha_n h_n^{\text{sel}}(\mathbf{x}) \quad \alpha_n = \frac{1}{2} \left(\frac{1 - e_n}{e_n} \right) \quad (8)$$

粒子样本在强分类器下得到置信值,置信值越接近于1,则抽取的样本与正样本就越相似,也就越有可能是跟踪目标,相反,越偏离1,则越与负样本相似。

3 粒子滤波框架下的特征融合

该算法采用一个大小可变的矩形框来确定目标,所以任何目标都可以用以下向量来表示

$$\mathbf{s}_t = (x_t, y_t, w_t, h_t) \quad (9)$$

式中: (x_t, y_t) 是目标矩形在 t 时刻的中心位置, w_t 和 h_t 分别是目标矩形在 t 时刻的宽和高。本文只跟踪目标的中心位置。

3.1 粒子滤波

粒子滤波^[11]是一种最为常见的目标跟踪框

架。其数学描述过程如下:假设先前和当前构成观测向量为 $\mathbf{z}_{1:t}$,在序贯贝叶斯估计的框架下,算法的核心是估计后验概率 $p(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_{1:t})$ 。粒子滤波所采用的方式是利用 N_s 个加权 Dirac 函数的求和来逼近 $p(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_{1:t})$,其中 N_s 为融合的特征数量即

$$p(\mathbf{s}_t | \mathbf{z}_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \omega_i^t \delta(\mathbf{s}_t - \mathbf{s}_t^i) \quad (10)$$

式中 ω_i^t 表示在 t 时刻,第 i 个粒子的权重。其更新公式为

$$\omega_i^t \propto \omega_{i-1}^t \frac{p(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t^i) p(\mathbf{s}_t^i | \mathbf{s}_{t-1}^i)}{q(\mathbf{s}_t^i | \mathbf{s}_{t-1}^i, \mathbf{z}_t)} \quad (11)$$

式中: $p(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1})$ 是状态转移函数,描述了目标状态是以何种方式变到下一个时间点的状态; $p(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t)$ 是观测方程,它反映了当前的状态与观测值之间的概率关系; $q(\cdot)$ 是建议分布函数,它的主要目的是实现根据当前观测和先前的状态来高效地产生下一帧的粒子。 $q(\cdot)$ 的一个最为简单的选择方式是: $q(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1}, \mathbf{z}_t) \propto p(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1})$ 。此时式(6)可以简化成 $\omega_i^t \propto \omega_{i-1}^t p(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t^i)$ 。

在粒子滤波中,一个重要的现象是粒子退化,即随着时间的迁移,那些权重较小的粒子会越来越多,而它们对目标状态的估计几乎不起作用,这使得用来估计目标状态的有用粒子数越来越少,以至于最终算法无法工作。为了克服这样的困难,需要对每次的更新结果进行一次重采样。

在本文中,基于上述的粒子滤波框架,将颜色核直方图和 Haar 特征进行融合,实现了一种基于多特征融合的实时稳定跟踪算法。

3.2 多特征目标跟踪

3.2.1 目标观测模型

由于算法抽取了目标的多个特征,那么同一个目标就有多个观测量: $p_j(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t)$, $j = 1, 2, \dots, M$ 。此处,算法采用线性加权的方式来合成最终的观测量,即

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t) = \sum_{j=1}^M \alpha_{j,t} p_j(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t) \quad (12)$$

式中: $\alpha_{j,t}$ 为各个特征在 t 时刻的加权系数,其满足 $\sum_{j=1}^M \alpha_{j,t} = 1$ 。对于每个观测,算法根据先前所定义的颜色核直方图观测函数可以构造如下

$$p(\mathbf{z}_t | \mathbf{s}_t)_{\text{color}} = \frac{\exp\left(-\frac{d(\mathbf{q}_t, \mathbf{p}(\mathbf{s}_t))^2}{2\sigma^2}\right)}{\sum_{i=1}^{N_s} \exp\left(-\frac{d(\mathbf{q}_t, \mathbf{p}(\mathbf{s}_t^i))^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (13)$$

式中: \mathbf{q}_t 表示目标在 t 时刻的特征的模板; $\mathbf{p}(\mathbf{s}_t)$ 表

示状态 s_t 所对应的特征的特征向量; σ 为人为设定的参数。

对于 Haar 特征可以用 $\text{conf}(\mathbf{x})$ 来表示观测量

$$p(\mathbf{z}_t | s_t)_{\text{Haar}} = \frac{\text{conf}(\mathbf{s}_t) + 1}{\sum_{i=1}^{N_s} (\text{conf}(\mathbf{s}_t^i) + 1)} \tag{14}$$

3.2.2 重采样

本文所采用的重采样函数如下

$$a_t^i = \sum_{j=1}^M \beta_{j,t} p_j(\mathbf{z}_t | s_t^i) \tag{15}$$

其中

$$\beta_{j,t} = \begin{cases} \alpha_{j,t} & \alpha_{j,t} > T \\ T & \text{其他} \end{cases} \quad j = 1, 2, \dots, M \tag{16}$$

式中: T 为预先设定的阈值。按照式(16)设定 $\beta_{j,t}$ 之后,再将其进行归一化。

3.2.3 特征可靠性加权

在式(12)所确定的观测方程中,需要使较为“可靠”的特征的权值相对较大,而那些不太稳定的特征的权值较小。按照这一准则,算法根据^[12]采用状态的空间散度矩阵来衡量特征的稳定性

$$C_{j,t} = \begin{bmatrix} \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)(x_i - \hat{x})^2}{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)} & \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)(x_i - \hat{x})(y_i - \hat{y})}{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)} \\ \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)(y_i - \hat{y})(x_i - \hat{x})}{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)} & \frac{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)(y_i - \hat{y})^2}{\sum_{i=1}^{N_s} p_j(\mathbf{z}_t | s_t)} \end{bmatrix} \tag{17}$$

稳定性度量为

$$U_{j,t} = \frac{1}{\sqrt{\det(C_{j,t})}} \tag{18}$$

为了使得加权的权重 $\alpha_{j,t}$ 变化的不至于过快,算法采用式(19)来确定当前时刻特征的加权值

$$\alpha_{j,t}^i = \tau \alpha_{j,t-1}^i + (1 - \tau) U_{j,t} \tag{19}$$

4 模板与分类器更新

4.1 颜色特征更新

颜色特征的更新过程^[11]可以用下式表示

$$q_t^{(u)} = (1 - \alpha) q_{t-1}^{(u)} + \alpha p_t^{(u)} \tag{20}$$

式中: $q_t^{(u)}$ 表示当前时刻 t 模板颜色直方图的 u 分

量, $q_{t-1}^{(u)}$ 表示 $t-1$ 时刻模板颜色直方图的 u 分量, $p_t^{(u)}$ 表示当前时刻 t 的跟踪结果的颜色直方图 u 分量。 α 是一个自定义参数,本文取 0.85。

4.2 在线 AdaBoost 更新

获得当前帧的跟踪结果后,在线 AdaBoost 算法需要在当前帧中抽取一定数量的正负样本来更新分类器,本文中每帧取 5 个样本更新分类器,这 5 个样本的取法^[8]如图 3 所示。

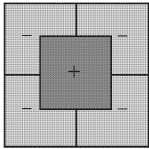


图 3 更新抽取的正负样本

在线 AdaBoost 每一帧要进行 5 次更新过程。新的训练样本到来,将其初始重要值赋为 1,然后根据最小分类误差准则,从 M 个弱分类器中选择一个分类误差最小的弱分类器,并更新分类器权重,计算当前样本的重要值,后再重复以上过程,依次类推,得到 N 个选择器所选择的弱分类器,权重累加级联形成强分类器。

5 算法在 DM3730 上的实现和优化

5.1 算法实现的合理分配

算法在 DM3730 实现的难点在于如何充分利用 DM3730 的双核特点,将算法实现合理、优化地分配到 ARM 和 DSP 上,以减少算法的执行时间。通过对算法各部分复杂度的充分估计以及对 ARM 和 DSP 特点的分析,采用分配方案见图 4。

5.2 DSP 编程优化

(1)编译优化 TI C6000 的编译工具提供的编译选项可以对代码进行各种优化,从而在一定程度上提高算法的执行效率。

(2)使用内联 TI DSP 提供了一组具有 C 调用接口的特殊的内联函数,这些函数直接映射到 C6000 编译器的 CPU 指令,一些不容易用 C/C++ 实现的繁杂表达式,都可以直接调用内联函数实现,本文实现过程中使用了饱和绝对值,带饱和加法,带饱和减法及带饱和乘法。

(3)循环优化 为充分利用 C6000 的软件流水技术,提高算法的运行效率,需要减少外循环的迭代次数而加大内循环的迭代次数,本文实现的算法

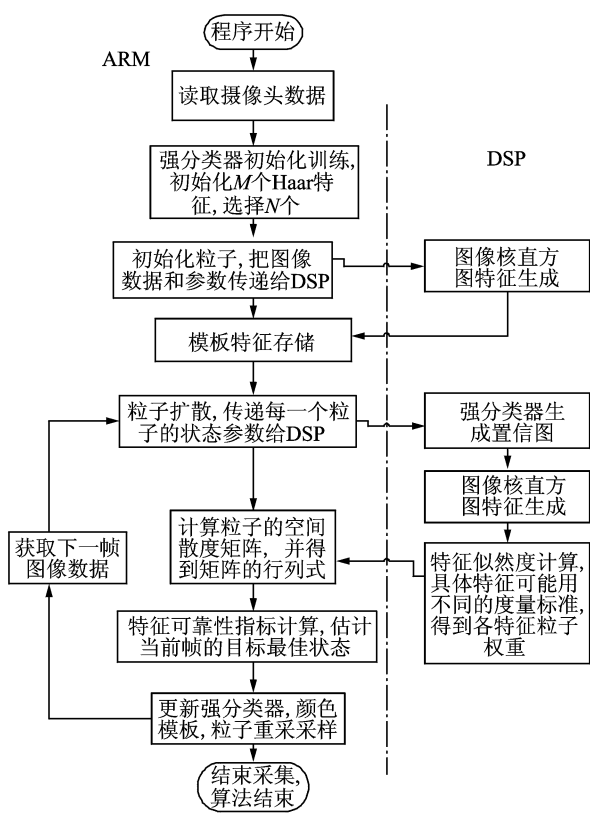


图 4 算法流程图

需要对图像区域遍历以计算图像颜色特征,因此采取以下优化方案:在循环开始前,以图像较大的方向作为内部循环,从而增大软件流水的最小循环计数;另一方面,实现过程中尽量避免了不必要的循环退出,从而更好地利用软件流水,加快算法的运行。

(4)定点优化和数学函数优化 DSP 中运行的程序,将其浮点运算都修改为定点运算,此外,计算颜色特征权重的时候需要多次调用数学函数sqrt,耗时严重,为了节约算法的运行时间,采用查表的方式实现,使算法达到实时效果。

6 实验结果与分析

6.1 视频序列测试

图 5 是几个视频跟踪领域常用的视频序列跟踪效果图。

从测试序列的跟踪效果可以看出,本文中实现的算法能够在跟踪目标发生变形,被部分遮挡、受背景干扰和光照等复杂环境下实现对目标的实时、稳健的跟踪。图 5(a)中跟踪目标发生部分形变时,算法依然能够很好地跟踪目标;图 5(b)中人脸被

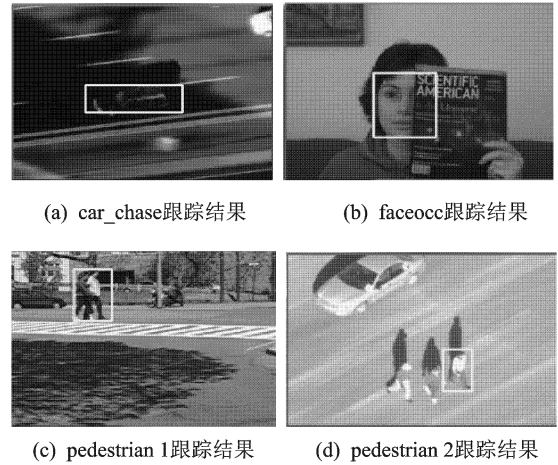
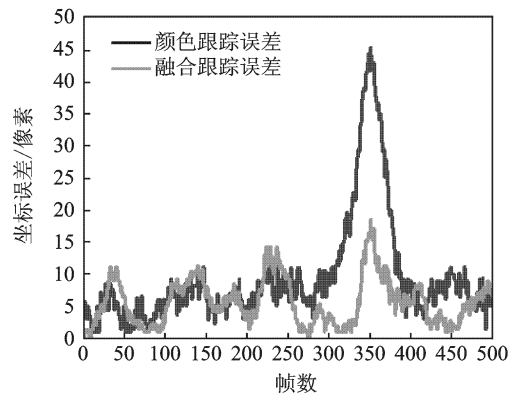


图 5 算法跟踪效果示例图

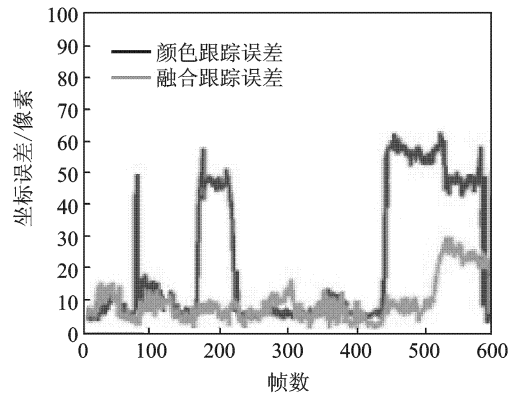
书部分遮挡,这时颜色特征的可靠性下降,算法此时更依赖 Haar 特征来跟踪目标;图 5(c,d)人体在光照变化条件下,算法能够准确地跟踪目标。

6.2 误差对比

本组实验通过定量分析来评价算法的优劣,图 6 为 car_chase 和 faceocc 图片,基于不同算法所得到的跟踪目标坐标误差的对比数据;深色曲线为单



(a) car_chase跟踪误差曲线对比图



(b) faceocc跟踪误差曲线对比图

图 6 单一颜色跟踪算法^[5]和融合算法跟踪误差对比

一颜色特征跟踪目标^[5]所得到的结果数据, 淡色曲线为本文的融合算法跟踪目标所得到的结果数据; 从中可以看出融合算法的跟踪效果明显优于单一特征跟踪算法, 图 6(a) 在 350 帧左右, 基于单一颜色特征的跟踪算法由于受到光照干扰使跟踪误差急剧增大, 跟踪失败; 但是融合算法因为采用两种特征来表达跟踪目标, 当颜色特征失效时 Haar 特征可靠性指标增大, 算法仍能稳健地实时跟踪目标, 图 6(b) 在跟踪目标发生遮挡时, 单一颜色跟踪算法跟踪误差增大, 而融合算法有比较好的跟踪效果。

6.3 实时监控效果

图 7 设置了一个场景测试算法的实时监控性能: 将颜色相近的 3 个杯子一字摆开, 把相似颜色的小球作为跟踪目标, 让小球依次通过这 3 个杯子, 从而观测算法的跟踪效果; 由图示结果可以看出, 算法能够稳定地跟踪小球并顺利通过场景, 能够满足实时监控的应用需求。

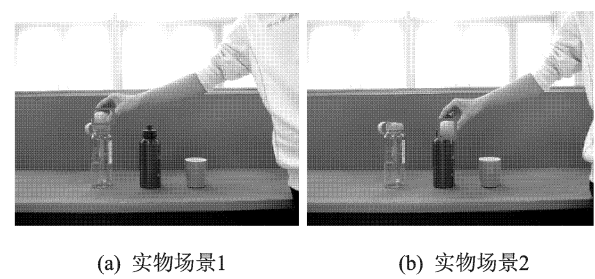


图 7 实时监控效果图

6.4 算法优化的效果

表 1 为算法优化方法及其时间统计, 其中视频大小为 320×240 , 算法选取 200 个粒子, 抽取 200 个

表 1 算法优化方法及其时间统计

算法模块	优化方法	优化前/ ms	优化后/ ms	优化比
直方图生成	定点	21.4	10.3	2.1
直方图巴式距离	定点和函数查表	15.3	6.1	2.5
Haar 似然图生成	定点和结构优化	150	15.6	9.6
在线训练	结构优化	13.4	4.9	2.7

Haar 特征, 选择 40 个特征级联成强分类器。从表中可看出, 各个算法模块的优化比在 2 到 10 之间。

7 结束语

为了更好地表示目标来实现准确实时稳定地跟踪目标, 本文采用特征融合的方式, 在 TI DM3730 上实现了一种基于粒子滤波的快速融合目标跟踪算法。该方法将在线 AdaBoost 跟踪方法和颜色跟踪方法所生成的目标空间概率分布做有效融合, 以 Harr 特征和颜色特征在空间的概率分布分散程度来决定特征的可靠性。实验结果表明, 在目标发生光照变化, 部分遮挡和形变等各种恶劣环境下, 该算法都能实现对目标的较为准确的定位和跟踪。该算法在 TI DM3730 上做了合理分配和优化, 对于大小为 320×240 的图像序列, 大小为 64×64 的跟踪目标, 平均每帧的处理时间为 60 ms, 达到了实时的处理效果。

参考文献:

- [1] 卞志国, 金立左, 费树岷. 视频目标跟踪中的提升分类算法[J]. 数据采集与处理, 2010, 25(6): 683-688.
Bian Zhiguo, Jin Lizhou, Fei Shumin. Boosting classification algorithm in visual object tracking [J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010, 25(6): 683-688.
- [2] 卢建国. 基于粒子滤波的视频跟踪算法研究[D]. 北京: 北京邮电大学通信与信息系统, 2011.
Lu Jiangguo. Research on particle filter based video object tracking algorithm [D]. Beijing: School of Information and Communication Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, P Meer. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligent, 2003, 25(5): 564-577.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans on Pattern Anal and Machine Intell, 2002, 24(5): 603-619.
- [5] Ross D A, Lim J, Lin R, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008, 77(1/3): 125-141.
- [6] Perez P, Vermaak J, Blake A. Data fusion for visual tracking with particles[J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 495-513.
- [7] Papageorgiou C P, Oren M, Poggio T. A general framework for object detection [C]//International

Conference on Computer Vision. Bombay, India:[s. n.], 1998: 555-562.

[8] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]// Proc CVPR. Hawaii,USA:[s. n.], 2001:511-518.

[9] Oza N, Russell S. Online bagging and boost-ing [C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Arizona,USA:IEEE, 2001: 2340-2345.

[10] Grabner H, Bischof H. On-line boosting and vision [C]// Proc CVPR. New York, USA:[s. n.], 2006:260-267.

[11] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, et al. A tu-torial on particle filters for on-line nonl-inear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2):174-188.

[12] Maggio E, Smeraldi F, Cavallaro A. Adaptive multi-feature tracking in a particle filtering framework[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Tech-nology,2007, 10(7):1348-1359.

作者简介:张清(1987-),男,硕士研究生,研究方向:计算机视觉,E-mail:fjzhangqing@gmail.com;罗桂波(1986-),男,硕士研究生,研究方向:嵌入式系统、计算机视觉;吴松涛(1986-),男,硕士,研究方向:计算机视觉;刁梦鸽(1990-),女,硕士研究生,研究方向:计算机视觉;朱跃生(1959-),男,博士,教授,研究方向:宽带网络通信与信息安全、新媒体信号处理及版权保护技术。