

基于两步跟踪算法的海关车辆监控研究 *

王 旭^a, 张雪辉^b, 葛显龙^b
(重庆大学 a. 贸易与行政学院; b. 机械工程学院, 重庆 400030)

摘 要: 针对实时性和鲁棒性要求比较高的海关卡口车辆视频监控问题,提出了一种基于改进的均值漂移算法和粒子滤波算法的两步跟踪算法。对海关车辆监控的目标图像采用 YCbCr 颜色空间建立初始帧目标模型,利用改进后的均值漂移算法找出候选目标,在跟踪相似度小于设定的阈值时再利用改进后的粒子滤波算法进行后续的跟踪。通过实验分析,验证了提出的算法既能保证均值漂移算法跟踪的实时性,也能保证粒子滤波算法跟踪的鲁棒性,具有较好的应用价值。

关键词: 视频监控; 均值漂移算法; 粒子滤波算法; 两步跟踪
中图分类号: TP301.6; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)01-0079-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.01.021

Research on customs vehicle monitoring based on
two-step targets tracking algorithm

WANG Xu^a, ZHANG Xue-hui^b, GE Xian-long^b
(a. College of Trade & Public Administration, b. College of Mechanical Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

Abstract: The vehicle video monitoring at customs bayonet has a very high demand for its real-time and robustness. In response to this requirement, this paper proposed a two-step tracking algorithm based on improved Mean-Shift algorithm and particle filter. Firstly, established the initial frame image target model of customs vehicle monitoring by YCbCr color space. Secondly, identified the candidate targets by the improved Mean-Shift algorithm. Once the track similarity was less than the set threshold, then the follow-up tracking will be instead by improved particle filter algorithm. Finally, experiment analysis shows that the proposed algorithm can guarantee the real-time of Mean-Shift algorithm, but also can ensure the robust of particle filter tracking, so it is of good application value.
Key words: video monitor; Mean-Shift; particle filter; two-step tracking

保税物流是我国现代国际物流的一个重要分支。随着国际贸易发展速度的不断加快,迫切需要一种与之相配套的现代物流配送方式,保税物流应运而生。保税物流的迅猛发展对海关原有的通关监控方式提出了巨大的挑战。其中海关卡口是人员、运输车辆等进出保税区的必经地点,人员、运输车辆比较复杂,为了遏制和打击走私犯罪,减少过关管理的风险,海关需要对重要地点,如海关卡口等地进行有效和可靠的视频监控。

用于视频监控的目标跟踪算法比较普遍的有均值漂移跟踪算法与粒子滤波算法。Deguchi 等人^[1]分别用这两种算法计算运动目标与真实目标的匹配度,再取匹配度大的跟踪结果。但在无遮挡时,无须使用粒子滤波跟踪就能得到匹配度最大的结果。Kato 等人^[2]利用马尔科夫随机场模型提出了运动目标跟踪算法,然而模型参数往往难以确定。文献[3,4]对每个粒子都经过均值漂移算法来找到其局部最大值,该算法过分依赖均值漂移跟踪算法,在遮挡情况下无法准确地跟踪。胡宏宇等人^[5]通过递归算法实现了运动目标的快速跟踪,但是采用的灰色模型不能实现目标模板亮度与色度的分离,目标亮度变化较大的情况下不能实现准确跟踪。马丽等人^[6]将跟踪目标分块从而判断目标是否被遮挡,根据遮挡情况选择哪种跟踪方法。这在一定程度上降低了计算量,但在非遮挡情况下完全依

赖于均值漂移跟踪算法,在均值漂移算法跟踪不准确的情况下将发生跟踪丢失,同时也没能解决粒子匮乏的问题。李红波等人^[7]设计了一种针对多目标的两步跟踪算法,在一定程度上解决了跟踪实时性和鲁棒性的问题,但是由于受到设立初始帧目标模板时对颜色的限制,导致在颜色不是目标主要特征时会出现目标跟踪丢失的情况。

本文针对均值漂移跟踪算法和粒子滤波跟踪算法各自的优缺点,对这两种算法进行改进,在此基础上提出了一种改进的均值漂移算法和粒子滤波算法的两步跟踪算法。

1 目标模型的描述

1.1 设立初始帧目标模型

目标图像采用 YCbCr 颜色空间,由于这种颜色空间是离散空间,能够实现亮度与色度的分离,具有较好的聚类特性。将三个颜色分量分别量化为 N_y 、 N_{cb} 、 N_{cr} 级,目标模板基于 Cb-Cr 空间的 $N_{cr} \times N_{cb}$ 级二维直方图和 Y 空间的 N_y 级一维直方图。为增加直方图描述的鲁棒性,利用表示空间位置信息的核直方图建模,取高斯核函数 $K(x)$ 对直方图加权。设目标模型为

$$q = \{ q'_{uw} \}, u \in 1, \dots, m \quad K(x) = e^{-\|x\|^2} \tag{1}$$

设颜色直方图量化等级为 n , 目标密度函数为

$$q_{uj} = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right) \delta [b^j(x_i) - u^j] \quad j=1, 2$$

$$u^1 = 1, \dots, N_{cr} \times N_{cb}; u^2 = 1, \dots, N_y \quad (2)$$

其中, x_0 是窗口中心点向量值, x_i 是窗口内第 i 点向量值; C 为归一化常数, 保障使得所有特征值的概率和为 1。

$$C = 1 / \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i - x_0}{h} \right\|^2 \right) \quad (3)$$

$k(\|x\|^2)$ 是高斯核函数 K 的轮廓函数, h 为核函数的带宽向量; δ 函数为脉冲函数, 判断 x_i 处的颜色值是否属于特征值 u , 保证只有具有 u 特征值的像素才对概率分布起作用。

1.2 当前帧模型

类似式(1), 计算当前帧中搜索窗口的特征值 u 的概率为

$$p_{u^j}(y) = C_h \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_i - y}{h} \right\|^2 \right) \delta [b^j(x_i) - u^j] \quad j=1, 2,$$

$$u^1 = 1, \dots, N_{cr} \times N_{cb}; u^2 = 1, \dots, N_y \quad (4)$$

式中, $p_{u^1}(y)$ 和 $p_{u^2}(y)$ 分别表示以 y 为中心的目标的 CbCr 空间和 Y 空间的归一化直方图分布, u^1 和 u^2 为相应空间的颜色向量; $b^j(x_i)$ 为 x_i 像素点在相应直方图中颜色索引值 $b^1(x_i)$ 在 $p_{u^1}(y)$ 直方图中表示该点的 Cr 和 Cb 值, $b^2(x_i)$ 在 $p_{u^2}(y)$ 直方图中表示 Y 分量值 δ 为 Kronecker delta 函数; y 是当前搜索窗口的中心像素坐标; x_i 是第 i 个像素的坐标; h 为跟踪窗的尺度 (包括长 h_y 和宽 h_x); C_h 同式(2)中的 C 相同。

第 t 帧模板直方图 q_{uj}^t 的更新方法是: 对第 $t-1$ 帧跟踪结果按上述方法统计直方图 $p_{uj}^{t-1}(E)$, 其中 E 为目标质心位置。则 t 帧模板直方图为

$$q_{uj}^t = (1 - \alpha) q_{uj}^{t-1} + \alpha p_{uj}^{t-1}(E) \quad j=1, 2 \quad (5)$$

其中 α 为遗忘因子。为适应目标变形、光照变化等引起的目标颜色变化, 使模板尽快获得新的颜色信息, α 一般取 0.7。初始帧选取目标最主要的一类颜色进行跟踪, 为减少颜色直方图中极小概率值对应颜色的干扰, 并保留目标主要信息, 准确表达目标颜色属性, 取目标直方图 q_{uj} 中与其最大概率值相比大于 0.1 的颜色作为颜色模板。

$$q_{uj}^* = \frac{q_{uj}}{\max(q_{uj})} \quad j=1, 2 \quad (6)$$

$$T_{uj} = \begin{cases} 1 & \text{if } q_{uj}^* > 0.1 \\ 0 & \text{if } q_{uj}^* \leq 0.1 \end{cases} \quad (7)$$

T_{uj} 即为目标模板, 其值为 1 处对应目标颜色。

1.3 相似度函数

匹配对象与目标模型的相似程度, 相似函数可采用 Bhattacharyya 函数 $\rho(y)$ 来度量, 即

$$\rho(i, t) = \sum_{u^1=1}^{N_{cr} \times N_{cb}} \sqrt{q_{u^1}(i, t) \times q_{u^1}(i, t-1)} \times \sum_{u^2=1}^{N_y} \sqrt{q_{u^2}(i, t) \times q_{u^2}(i, t-1)} \quad (8)$$

2 改进的均值漂移算法和粒子滤波算法

2.1 改进的均值漂移算法

现有的均值漂移算法对目标点的权值计算方法都是基于目标直方图概率, 由于存在不少数量的目标点对应直方图中的小概率, 而被赋予小的权值, 导致这些点对目标成为密度极值区的作用就很小, 当出现大权值的干扰形成的更强的密度极值时, 就容易发生错误的跟踪^[6]。本文采用的改进的均值漂移算法是: 不论其在直方图中的概率大小, 使符合颜色模板的目标点

的权值都最高, 在目标上最大限度地形成密度极值区, 这样虽然受干扰的可能性增大, 但是克服干扰的能力也大大提高。

对当前跟踪窗内的点计算权值为

$$w(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{if } T_{u^1}^t \times \delta(b^1(i, j) - u^1) = 1 \& \\ & T_{u^2}^t \times \delta(b^2(i, j) - u^2) = 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

这种赋权值的方法在目标处最大限度地形成密度极值区, 大多数情况下能有效克服部分遮挡的影响, 并可以使均值漂移算法更快地收敛。第 t 帧目标中心为 $C_0(x_0, y_0)$, 计算 $(t+1)$ 帧目标中心 $C_1(x_1, y_1)$ 的均值漂移算法的步骤如下:

a) 计算以 $C_0(x_0, y_0)$ 为中心的跟踪窗内各点 (i, j) 的权值 $w(i, j)$, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq n$ 。 m 和 n 分别为跟踪窗的长度和宽度。

b) 计算新的漂移位置 $C_1(x_1, y_1)$ 。

$$x_1 = \frac{\sum_i \sum_j i \times w(i, j)}{\sum_i \sum_j w(i, j)} \quad y_1 = \frac{\sum_i \sum_j j \times w(i, j)}{\sum_i \sum_j w(i, j)} \quad (10)$$

c) 若 $\|C_1 - C_0\| < \varepsilon$, 则停止计算, 否则将 C_1 作为 C_0 返回步骤 a) 迭代。参数 ε 的设置应保证两次收敛到同一点。

目标尺度变化问题采用文献[8]所述方法在非遮挡情况下实时进行更新: $h_{\text{new}} = \gamma h_{\text{opt}} + (1 - \gamma) h_{\text{prev}}$, 其中, h_{prev} 为上帧尺度, h_{opt} 为由模板和当前跟踪目标间的相似性度量 Bhattacharyya 系数最大得到的最优尺度, γ 是更新因子, 一般取 0.1, h_{new} 即为当前目标尺度。

改进的均值漂移算法中不免还存在一些问题。对于某些严重遮挡, 目标剩余点数越来越少, 这时若目标周围有较强干扰, 即使目标的权值都很高, 也不可能形成目标极值, 算法很可能收敛到干扰所在的密度极值, 这种情况下即使在遮挡后原目标重新出现, 很可能也无法恢复正确跟踪。

2.2 改进的粒子滤波算法

粒子滤波算法的主要思想是用一组被赋予权值的粒子来近似估计后验概率密度分布, 对非线性非高斯系统有很好的估计性能, 但同时也存在退化现象。为此, 本文中将 Mean-Shift 和粒子滤波融合, 首先利用在 Mean-Shift 算法中当前帧目标的观测值信息, 搜索目标可能的位置, 在附近采样 N_{ms} 个粒子; 然后利用粒子滤波的建议分布函数采样 N_{pf} 个粒子; 最后利用 $N_{\text{ms}} + N_{\text{pf}}$ 个粒子计算出目标最终的位置^[9]。这样在一定程度上保证了跟踪过程中粒子的多样性, 避免了粒子的退化, 使粒子的使用效率得以提高。具体算法如下:

a) 设定重采样域值 N_{thr} , 粒子滤波建议分布函数采样的粒子个数 N_{pf} , Mean-Shift 采样的粒子个数记为 N_{ms} , 对粒子进行初始采样: $x_0^i = p(x_0)$ ($i=1, \dots, N_{\text{pf}}$), 令 $k=1$ 。

b) 均值漂移。Mean-Shift 算法搜索目标的位置, 在该位置附近随机产生 N_{ms} 个粒子, 计算各个粒子的权值。

c) 粒子序列重要性采样。for $i=1, \dots, N_{\text{pf}}$, 采样 $x_k^i = p(x_k | x_{k-1}^i)$, 计算粒子的权值 $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$, 并归一化粒子的权值。

d) 状态输出。分别计算粒子滤波结果状态输出 $y_{\text{pf}} \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{pf}}} w_k^i x_k^i$ 、Mean-Shift 结果状态输出 $y_{\text{ms}} \approx \sum_{i=1}^{N_{\text{ms}}} w_k^i x_k^i$, 计算目标在位置 y_{pf} 、 y_{ms} 与目标模型的 Bhattacharyya 相似性, 输出最终状态 y_{ms} 或 y_{pf} 。如果 y_{ms} 处的相似性最大, 则随机删除 N_{pf} 中的 N_{ms} 个粒子, 并将 y_{ms} 处的 N_{ms} 个粒子加入 N_{pf} 中, 并将所有粒子的权值设定为 N^{-1} 。

e)重采样。计算 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^{N_{\text{pt}}} (w_k^i)^2$, 如果 $N_{\text{eff}} < N_{\text{thr}}$ 进行粒子重采样, 否则转步骤 b)。

3 两步跟踪算法思想

均值漂移算法具有快速收敛的特点, 但当出现遮挡时容易跟踪到别的目标, 使跟踪的可靠性降低。粒子滤波虽然能在遮挡情况下进行有效跟踪, 但是当粒子数目比较多时, 计算量大大增加。在对实时性要求高的视频监控场合采用粒子滤波算法不能满足实时性的要求。

针对这两种跟踪算法的优缺点, 本章采用两步跟踪的思想, 即在帧序列中, 首先对当前帧($t-1$ 时刻)中的目标模板利用均值漂移算法跟踪能快速收敛到局部最大值的特点, 在下一帧(t 时刻)中找出候选目标, 利用候选目标与目标的相似度来判断均值漂移算法是否跟踪正确。如果相似度大于某一阈值 T , 则均值漂移算法跟踪结果正确, 且更新目标模板, 继续跟踪; 否则, 在 $t-1$ 时刻转换为粒子滤波跟踪。同时也对粒子滤波所得结果与目标模板计算相似度, 如果相似度再次大于阈值 T , 则更新目标模板并恢复均值漂移算法跟踪, 否则继续以粒子滤波进行跟踪^[7]。以这样的思想来实现两种算法的切换, 保证了跟踪的实时性和鲁棒性。算法流程如图 1 所示。

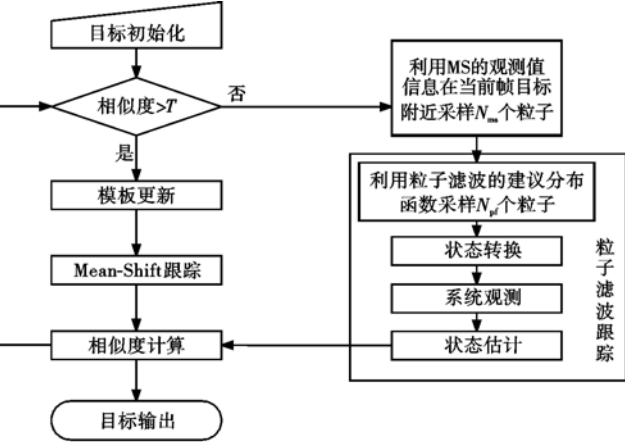


图1 两步跟踪算法流程

设当前帧(t 时刻)某目标的中心坐标为 $C_t = (x_t, y_t)$, $t-1$ 时刻为 $C_{t-1} = (x_{t-1}, y_{t-1})$, 计算 $t+1$ 时刻目标中心坐标 $C_{t+1} = (x_{t+1}, y_{t+1})$ 的两步跟踪算法步骤如下:

- a) 如果 $\rho(C_t) > T$, 转步骤 b); 否则, 以目标位置为 C_{t-1} 转步骤 i)。
- b) 在当前帧初始位置计算候选目标特征模型, $\{p_u(C_t)\}_{u=0, \dots, m-1}$ 并根据式(8)计算候选区域与目标模型的相似度 $\rho(C_t)$ 。
- c) 计算 $\{\omega_i\}_{i=1, \dots, nk}$ 。
- d) 根据式(10)计算由改进的均值漂移算法迭代的候选新位置 C_{t+1} 。
- e) 计算新候选目标的目标特征模型 $\{p_u(C_{t+1})\}_{u=0, \dots, m-1}$, 并计算它与目标模型的相似度 $\rho(C_{t+1})$ 。
- f) 如果 $\rho(C_{t+1}) < \rho(C_t)$, 则 $C_{t+1} = (C_t + C_{t+1})/2$, 直到 $\rho(C_{t+1}) > \rho(C_t)$ 。
- g) 如果 $|C_{t+1} - C_t| < \varepsilon$, 则停止; 否则 $C_t = C_{t+1}$, 转到步骤 c)。
- 通常 ε 小于一个像素。
- h) 如果 $\rho(C_{t+1}) > T$, 目标跟踪模板更新, 输出目标跟踪结果 C_{t+1} ; 否则, 以目标位置为 C_{t-1} 转步骤 i)。

- i) 根据 C_{t+1} 的中心坐标搜索目标可能的位置, 并在该位置附近采样 N_{ms} 个粒子。
- j) 利用粒子滤波的建议分布函数采样 N_{pt} 个粒子。
- k) 利用 $N_{\text{ms}} + N_{\text{pt}}$ 个粒子进行系统观测。
- l) 状态估计得到 C_{t+1} , 求取相似度 $\rho(C_{t+1})$ 。
- m) 如果 $\rho(C_{t+1}) > T$, 目标模板更新, 输出目标跟踪结果 C_{t+1} , 转步骤 b), 否则转步骤 i)。
- T 为自定义的阈值, 需根据具体的场景和跟踪准确度要求来设定, 一般取值为 $0.8 < T < 0.9$ 可满足要求。

4 实验结果分析

本算法提出的工程背景来自海关卡口对视频监控的实际要求, 为了证明本文所描述的基于改进后的均值漂移和粒子滤波的两步跟踪算法的有效性, 本实验在 Windows XP 下的双核 CPU 2.6 GHz、2 GB 内存的电脑上, 利用 MATLAB 7.0 来实现。实验中采用在重庆保税港区海关卡口视频监控的一段图像进行分析。图像序列总长 260 帧, 图像分辨率 720×576 , 帧率为 20 fps。对这个图像序列分别单独用均值漂移算法、粒子滤波算法和本文描述的改进后的两步跟踪算法进行跟踪实验。

为了对均值漂移算法、粒子滤波算法以及基于改进后的均值漂移和粒子滤波的两步跟踪算法的跟踪性能进行比较分析, 用这三种不同的算法对同一段视频进行了测试。得出各自的跟踪结果与真实目标的相似度曲线, 如图 2 所示。

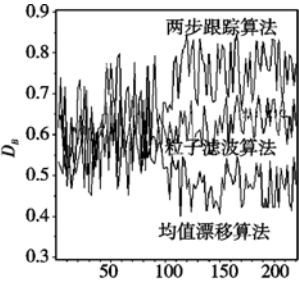


图2 跟踪结果与真实目标状态的相似度曲线

图 2 中, 横坐标为视频帧数编号; D_B 为跟踪结果核直方图与目标核直方图的 Bhattacharyya 距离。从图 2 中可以看出, 基于改进后的均值漂移和粒子滤波的两步跟踪算法的跟踪准确性明显优于均值漂移算法。这三种算法都只是计算跟踪区域, 因此算法的耗时只与目标的个数、目标的大小以及代表目标的粒子数有关, 跟整幅图像的大小无关。根据该实验所用图像序列统计了其中跟踪一段帧序列所耗费的时间, 结果如表 1 所示。

表 1 实验所选视频的时间比较

图像帧	各跟踪算法所需时间/ms			各跟踪算法平均时间/ms		
	均值漂移算法	粒子滤波算法	两步跟踪算法	均值漂移算法	粒子滤波算法	两步跟踪算法
149 ~ 245	2 498	5 765	2 883	26.8	60.3	30.1

从表 1 中可以看出, 在该实验中两步跟踪算法比在均值漂移跟踪算法准确的情况下, 实时性并没有很明显的降低, 而对比粒子滤波跟踪算法, 算法的实时性有了很大的提高。

通过以上针对跟踪相似度以及跟踪实时性的实验所得到的实验结果可以看出, 本文中所描述的两步跟踪算法在跟踪鲁棒性和跟踪实时性上相对于均值漂移算法和粒子滤波算法都有了很大的改善, 能够满足海关卡口对视频监控实时性和鲁棒性的要求。

5 结束语

本文结合海关卡口车辆视频监控的实际要 (下转第 115 页)

表 2 换车事件 SWRL 规则

Rule	Change-car events in SWRL
Change-car (? g) ^	instance of change-car
Temporal;hasStartTime(? Stc) ^	time of the change-car
Person (? p) ^	instance of person
Car (? C) ^	instance of car
Person exit car C0 (? E1) ^	instance of person_exit_car C0 E1
Person enter car C1 (? E2) ^	instance of person_enter_car C1 E2
differentFrom (? E1 , ? E2) ^	the two cars have to be different
HasvalidPeriod (? E1 , ? VpE1) ^	time interval of E1
HasvalidPeriod (? E2 , ? VpE2) ^	time interval of E2
HasvalidPeriod (? s , ? Vps) ^	time interval of change-car event
Car leave event (? c) ^	instance of car C1 leave E3
Temporal;hasFinishTime (? Vps , ? Fts) ^	finish time of the change-car event
temporal;before (? Vpg , ? Vpc) ^	time of E1 has to be before time of E2
temporal;before (? Vpg , ? VpE3) ^	time of E1 has to be before time of E3
temporal;duration (? diff , ? Stg , ? Ftp , temporal;Seconds) ^	duration between start time of E2 and finish time of E1
Swrlx;createOWLThing (? x , ? g) →	creation of an instance x then
Car leave (? x) ^	the instance x is leave car
Temporal;hasStartTime (? x , ? Stc) ^	start time of the car leave is the start time of change-car
Temporal;hasFinishTime (? x , ? Ftc)	finish time of car leave is the finish time of change-car event

3.3 实验结果

下面是实验的细节,实验数据集是公共监控视频数据的正面拍摄图像,视频的分辨率为 388 × 288。本文通过事件探测的准确率和召回率来验证提出的事件探测方法的性能,最后搜集大量的视频数据,对数据进行分析并通过实验来进行模拟和证明。结果如表 3 所示,实验结果显示,基于 HMM 的方法在查准率和查全率上都较低,而本文采用的方法利用本体的注释能力和本体及 HLPN 的推理能力获得了比较好的结果。

表 3 监控事件探测的实验结果

事件	停车	换车	行驶
本文方法准确率/%	82	89	86
本文方法召回率/%	74	73	60
HMM 准确率/%	63.80	61.50	59.20
HMM 召回率/%	72.50	64.90	67.30

针对现有的基于模式识别等的事件探测方法无法对视频高层复合语义事件进行有效探测的问题,本文提出了一种利用两层本体进行事件识别并结合 HLPN 进行语义推理的方案,SWRL 规则被用来对概念和概念的实例进行推理,用于监控视

频复合事件的检测。基于换车视频事件检测的实验结果证明了算法的可行性和有效性。

4 结束语

以后的工作还应通过进一步提取更多的有效特征,进行更加丰富确定的语义概念描述,从而检测出更多的语义事件,并在多种视频数据上对该语义推理方案进行验证。另外还应完善视频事件分析本体,使其适用于其他领域的语义事件探测,并寻找更有效的推理方法探测视频事件。

参考文献:

[1] WANG Feng,JIANG Yu-gang,NGO C W. Video event detection using motion relativity and visual relatedness [C] // Proc of the ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2008: 239-248.

[2] 童晓峰,刘青山,卢汉清. 体育视频分析 [J]. 计算机学报, 2008, 31 (7): 1242-1251.

[3] 老松杨,白亮,刘海涛,等. 基于感知概念和有限状态机的体育视频语义内容分析模型 [J]. 小型微型计算机系统, 2009, 30 (6): 1137-1141.

[4] GHANEM N,DeMENTHON D,DOERMANN D,et al. Representation and recognition of events in surveillance video using Petri nets [C] // Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop. 2004:112-112.

[5] BERTINI M, Del BIMBO A, TORNIAI C. Enhanced ontologies for video annotation and retrieval [C] // Proc of the 7th ACM SIGMM International Workshop on Multimedia Information Retrieval. New York: ACM Press, 2005:89-96.

[6] 白亮,刘海涛,老松杨,等. 基于本体的视频语义内容分析 [J]. 计算机科学, 2009, 36 (7): 170-174.

[7] 何飞,罗三定,沙莎. 基于领域本体的知识关联研究 [J]. 湖南城市学院学报, 2005, 14 (1): 69-71.

[8] BALLAN L,BERTINI M,Del BIMBO A,et al. Semantic annotation of soccer videos by visual instance clustering and spatial/temporal reasoning in ontologies [J]. Multimedia Tools and Applications, 2009, 48 (2): 313-337.

(上接第 81 页)求,针对均值漂移算法和粒子滤波算法各自的优缺点进行了改进,并利用跟踪结果与真实目标的相似度作为判定条件进行两步跟踪。在相似度小于设定的阈值时,选择实时性高的均值漂移算法进行目标跟踪;在相似度小于设定的阈值时,选择粒子滤波算法进行下一步的跟踪,根据上一步均值漂移算法跟踪的结果在其附近采样部分粒子,然后利用粒子滤波的建议分布函数采样一部分粒子,这样既增强了粒子的可靠性,又不会因粒子数过少而产生退化现象。该算法在保留了均值漂移算法跟踪实时性的同时,也具有粒子滤波算法跟踪在遮挡情况下的鲁棒性等特点。

参考文献:

[1] DEGUCHI K, KAWANAKA O, OKATANI T. Object tracking by Mean-Shift of regional color distribution combined with the particle-filter algorithm [C] // Proc of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2004: 506-509.

[2] KATO J, WATANABE T, JOGA S. An HMM / MRF based stochastic framework for robust vehicle tracking [J]. Intelligent Transportation Systems, 2004, 5 (3): 142-154.

[3] SHAN Cai-feng, WEI Yu-cheng, TAN Tie-niu,et al. Real-time hand tracking by combining particle filtering and Mean Shift [C] // Proc of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2004: 669-674.

[4] BAI Ke-jian, LIU Wei-ming. Improved object tracking with particle filter and Mean-Shift [C] // Proc of International Conference on Automation and Logistics. 2007:431-435.

[5] 胡宏宇,王殿海,李志慧,等. 基于视频监控的运动目标跟踪算法 [J]. 北京工业大学学报, 2010, 36 (12): 1683-1690.

[6] 马丽,常发亮,乔谊正. 基于均值漂移算法和粒子滤波算法的目标跟踪 [J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19 (6): 787-793.

[7] 李红波,曾德龙,吴渝. 基于 Mean-Shift 和粒子滤波的两步多目标跟踪方法 [J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版, 2010, 22 (1): 112-121.

[8] COMANICIU D,RAMESH V,MEET P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (5): 564-577.

[9] 周尚波,何革,柳玉炯. 一种改进的粒子滤波目标跟踪算法 [J]. 计算机应用研究, 2010, 27 (7): 2757-2759.