

基于部分背景加权更新的均值漂移跟踪算法*

李茂林¹, 刘小平^{1,2}, 胡凌燕¹, 徐少平^{1†}

(1. 南昌大学信息工程学院, 南昌 330031; 2. 加拿大卡尔顿大学系统与计算机工程系, 渥太华 K1S5B6)

摘要: 为了解决均值漂移跟踪算法中背景对目标定位的扰动, 提出了一种基于颜色和纹理混合特征以及采用背景加权更新的改进算法。改进算法先将原始视频序列 RGB 帧图像转换为 HSV 颜色空间表示, 然后分别在 H、S 通道上提取颜色特征, 在 V 通道上用 LBP 描述符提取纹理特征, 在此基础上为目标区域和背景区域建立三维颜色纹理混合直方图作为其描述符; 在对象的跟踪过程中, 通过巴氏系数选择性地加权更新部分背景信息。实验结果表明, 与基于全部背景更新策略相比, 改进算法充分利用了颜色和纹理特征并加权更新背景信息, 具有更高的可靠性和鲁棒性, 具有更好的计算效率。

关键词: 目标跟踪; 均值漂移; HSV 空间; 局部二值模式; 加权背景更新

中图分类号: TP391; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)12-3810-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.12.076

Mean-Shift tracking algorithm based on background weighted update approach

LI Mao-lin¹, LIU Xiao-ping^{1,2}, HU Ling-yan¹, XU Shao-ping^{1†}

(1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China; 2. Dept. of Systems & Computer Engineering, Carleton University, Ottawa K1S5B6, Canada)

Abstract: In order to solve the problems of background interference in the Mean-Shift tracking algorithm, this paper proposed an improved algorithm based on color and texture blending characteristics and background weighted update approach. The original RGB image was converted into the HSV color space, then color feature was extracted in the H, S channel and texture feature was extracted based on the LBP descriptor in the V channel. Base on this, this paper established the color-texture histogram of the object region and background. During object tracking, it updated the background region using weighted update approach according to the Bhattacharyya coefficient. The extensive experimental results show that, compared with the algorithm adopting the full background update approach with color or color-texture features, the improved algorithm makes full use of color and texture features and adopts weighted updated background region, and has a higher level of reliability and robustness and better execution efficiency.

Key words: target location; Mean-Shift; HSV space; local binary pattern; weighted background update

0 引言

均值漂移跟踪算法作为一种经典的基于核跟踪算法^[1], 因其具有实现简单、局部遮挡不敏感性、实时性好等优点被广泛应用。然而这种算法在跟踪受光照变化或复杂背景干扰的目标时仍然存在目标丢失的问题。为解决对光照变化敏感的问题, Leichter、郑玉凤等人^[2,3]提出的改进算法仅解决了特定情况下的光照变化问题, 却很难解决一般性的颜色对光照敏感性问题。纹理信息作为一种较为稳定的特征, 通常不受光照和背景颜色的影响, 可以用来处理跟踪时光照变化所带来的影响。戴渊明等人^[4]采用颜色和基于离散小波变换的纹理联合直方图作为描述目标物体的特征, 有效地解决了光照变化对目标跟踪的影响问题, 但小波纹理描述符计算代价比较大, 影响了跟踪算法的跟踪效率。局部二值模式(local binary pattern, LBP)描述符^[5]以及它的变种(中心对称局部二值模式(center-

symmetric local binary pattern, CS-LBP)^[6]和局部三值模式(local ternary pattern, LTP)^[7]等由于描述能力强、提取纹理特征时计算效率比较高已经开始被应用于目标跟踪领域中。例如, 袁国武、宁纪锋等人^[8,9]提出的颜色纹理改进算法在实现时均丢失了部分颜色信息, 损失了一定描述能力。Ning 等人^[5]则提出了基于 LBP 纹理和 RGB 颜色直方图的跟踪算法, 跟踪能力有所提升, 但联合直方图的维数大大增加, 跟踪效率有所下降。除此之外, 以上基于颜色纹理均值漂移跟踪算法虽然解决了跟踪时对光照变化敏感的问题, 但都没有考虑背景对目标定位的干扰。为了排除背景对目标定位的干扰问题, Comaniciu 等人^[1]提出了融合背景信息的跟踪算法, 然而 Ning 等人证明该算法却没有起到实际效果, 并在该算法基础上提出了一种改进融合背景信息跟踪算法, 有效降低了背景对目标定位的干扰。然而 Ning 等人^[10]提出的算法对背景区域采用全部更新的策略, 如果背景信息有较大改变时, 则会存在忽略更新前的背景信息对目标定位的作用。

收稿日期: 2012-12-10; **修回日期:** 2013-01-25 **基金项目:** 国家“863”计划资助项目(2013AA013804); 国家自然科学基金资助项目(61175072, 61163023, 51165033); 江西省科技支撑计划资助项目(20121BBE50023)

作者简介: 李茂林(1986-), 男, 江西上饶人, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉; 刘小平(1970-), 男, 湖北孝感人, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为遥操作、机器视觉和虚拟手术仿真等; 胡凌燕(1978-), 女, 江西抚州人, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能控制算法; 徐少平(1976-), 男(通信作者), 江西九江人, 副教授, 博士, 主要研究方向为图形图像处理技术、机器视觉、虚拟手术仿真等(xushaoping@ncu.edu.cn)。

为了有效地解决上述问题,本文提出了一种基于颜色和纹理混合特征并采用背景加权更新的改进算法。改进算法分别为目标区域和背景区域建立基于 HSV 空间的三维颜色纹理混合直方图(在 H 和 S 通道上提取颜色特征,在 V 通道上提取纹理特征)作为其区域特征描述符,并将背景模型和目标模型相融合构成基于背景权重的目标颜色纹理直方图。在进行目标跟踪时,采用基于巴氏系数选择性地、自适应地更新背景模型。大量实验结果表明,改进算法对于复杂场景和目标被遮挡的鲁棒性更强,而且具有更精确的目标定位和更好的计算效率。

1 相关工作

1.1 经典均值漂移跟踪算法

在经典均值漂移目标跟踪中,常用颜色直方图描述兴趣目标。目标模型可以表示为在目标区域上的所有颜色特征值的概率值。令 $\{x_i^*\}_{i=1,\dots,n}$ 为归一化的目标模型像素位置。目标模型特征 $\hat{q}_u (u=1,2,\dots,m)$ 的概率密度为

$$\hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1,\dots,m}$$

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - u\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (1)$$

其中: $k(x)$ 为核函数,用于对像素进行加权; n 是目标窗口中像素点的个数; m 是特征空间的元素个数; $b(x_i^*)$ 将目标区域中的每个像素点映射到相应的特征空间; $\delta[b(x_i^*) - u]$ 是用于判断目标区中的任意像素 x_i^* 的颜色值是否等于第 u 个特征值; C 是归一化常数。类似式(1),令 $\{x_i\}_{i=1,\dots,n_h}$ 为当前帧候选目标区域中的像素点,同理可计算该跟踪窗口中候选目标的概率密度:

$$\hat{p}(y) = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1,\dots,m}$$

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\frac{y - x_i}{h}\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (2)$$

其中: y 是候选目标的中心位置; h 为跟踪窗口的带宽; n_h 为目标候选窗口中像素点的个数; C_h 是归一化常数。

为了确定待跟踪目标在新的帧中的位置,目标直方图与候选目标直方图之间的相似性常用巴氏系数

$$\rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u} \quad (3)$$

来度量。均值漂移算法就是新的帧中确定一个候选位置,使得巴氏系数最大。

1.2 LBP 描述符

LBP^[11,12] 是一种高效的局部纹理描述算子,具有旋转不变性以及局部灰度不变性等优点。LBP 描述符通过计算比较灰度图像中每个像素与其邻域内像素灰度值的大小,并利用二进制模式来描述图像的纹理,计算式为

$$LBP_{P,R}(x_1, x_2) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_z) 2^p \quad (4)$$

其中: g_z 表示中心像素点 (x_1, x_2) 的灰度值; P 和 R 表示目标像素的局部区域, R 为中心像素与相邻像素的距离, P 为邻域内像素的数目; g_p 表示以像素点 (x_1, x_2) 为圆心、半径为 R 的邻域内均匀分布的 P 个像素点的灰度值。函数 $s(x)$ 定义为

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

图 1 是一个 LBP_{8,1} ($P=8, R=1$) 的例子。从式(4)导出的

纹理模型仅仅有灰度不变的特点,采用下式

$$LBP_{P,R}^{riu2} = \begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_z) & U(LBP_{P,R}) \leq 2 \\ P+1 & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中

$$U(LBP_{P,R}) = |s(g_{P-1} - g_z) - s(g_0 - g_z)| + \sum_{p=1}^{P-1} |s(g_p - g_z) - s(g_{p-1} - g_z)| \quad (7)$$

可以获得旋转不变和灰度不变优点的纹理模型。式(6)中,函数 $U(x)$ 返回的是把 $U(LBP_{P,R})$ 模式对应的二进制码首尾衔接得到的二进制序列中“0”位到“1”位或者“1”位到“0”位的跳变数。

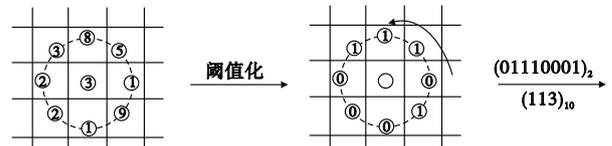


图 1 LBP 纹理描述符二进制化方法

2 基于背景加权更新的均值漂移跟踪

2.1 融合背景信息的颜色纹理直方图

改进算法将原始视频中的 RGB 图像帧转换为 HSV 颜色空间表示后,仅在 H、S 通道上提取颜色特征,以降低特征维数。根据 Ning 等人^[5]定义的扩展的 LBP 模式,可以在 V 通道上相应地计算得到目标物体的纹理特征,综合 H、S 二维颜色通道和一维纹理通道得到颜色纹理直方图 \hat{q}^* 。实验结果表明,这样直接定义的颜色纹理直方图与单纯使用颜色直方图相比并不能明显改善跟踪效果,尤其当背景和目标较为相近时,不具有较强的辨别能力。为了使建立的颜色纹理直方图能更好地辨别背景区域和目标区域,减少视频图像中平坦区域的干扰,增强不平坦区域的特征表示能力,采用融合背景信息的颜色纹理直方图^[13]。同样,可以计算目标窗口周围的背景区域颜色纹理直方图。背景区域是定义在目标窗口周围且面积为其三倍的图像区域^[1],然后计算背景区域的颜色纹理直方图为 $\{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m}$,其中 $\sum_{u=1}^m \hat{e}_u = 1$ 。设 $\{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m}$ 中最小的非零值为 \hat{e}^* ,定义直方图对应的权重系数为

$$\left\{ v_u = \min\left(\frac{\hat{e}^*}{\hat{e}_u}, 1\right) \right\}_{u=1,\dots,m} \quad (8)$$

这样,背景区域的颜色纹理直方图融合目标颜色纹理直方图就构成新的目标模型,降低了背景区域中与目标区域相似特征的权重。目标模型特征 $\hat{q}_u^* (u=1,2,\dots,m)$ 的概率密度为

$$\hat{q}_u^* = C^* v_u \sum_{i=1}^n k(\|x_i^* - u\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \quad (9)$$

而候选目标模型则不融合背景信息。类似目标颜色纹理模型,候选目标模型表示为 $\hat{p}^*(y)$ 。在跟踪过程中,目标从当前跟踪窗口的中心位置移到新的窗口中心位置 y_1 的迭代方程为

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i} \quad g(x) = -k(x) = 1 \quad (10)$$

每个像素点的权值表示为

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u^*}{\hat{p}_u^*(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (11)$$

在维度的选取上,本文实现中令 $m = 16 \times 16 \times 5$,其中前两维表示颜色通道量化级数,第三维表示选取的 LBP 值的量化级数。

2.2 背景模型更新

在目标跟踪中,背景会发生变化,如果采用跟踪开始的背景模型不变的话,则跟踪的精度会降低,所以有必要对背景模型进行更新。Ning 算法^[10]基于巴氏系数对全部背景信息进行更新,忽略了更新前的背景信息对目标定位的作用。Wang 等人^[14]提出的算法则是采用固定系数的加权更新算法,不能反映出背景变化的程度;Vilaplana 等人^[15]对每帧图像都固定系数地加权更新背景模型,该算法更新得过于频繁。本文采用变系数的加权更新方法。首先在当前帧中计算新背景模型 $\{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m}$,然后计算新旧背景模型的巴氏系数:

$$\rho = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{e}_u \hat{e}_u^*} \quad (12)$$

分析可知, ρ 越大,说明旧背景信息越多地出现在新背景模型中;而 ρ 越小,说明旧背景信息越少地出现在新背景模型中。因此 ρ 能反映出旧背景信息出现在新背景模型中的比例,所以本文采用巴氏系数作为加权更新系数。

$$\{\hat{e}_u^*\}_{u=1,\dots,m} = \rho \{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m} + (1-\rho) \{\hat{e}_u^*\}_{u=1,\dots,m} \quad (13)$$

当 ρ 大于或等于事先给定的阈值 ε_2 ,不更新背景模型;否则用式(13)更新背景模型,并计算 $\{\hat{e}_u^*\}_{u=1,\dots,m}$ 的权重系数 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$ 更新 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$ 。

2.3 改进算法伪代码

改进算法的程序流程如图 2 所示,算法伪代码描述如下:

a) 选择好目标区域,计算目标颜色纹理模型 \hat{q}^* 并计算背景模型 $\{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m}$ 和 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$ 。利用式(9)计算融合背景信息的目标模型 \hat{q} ,并在当前帧初始化候选目标坐标 y_0 。

b) 令迭代次数 $k = 0$ 。

c) 在当前帧,计算候选目标模型 $p^*(y)$ 和权重 w_i 。

d) 计算候选目标坐标 y_1 。

e) 令 $d = \|y_1 - y_0\|, y_1 = y_0, k = k + 1$ 。设定错误阈值 ε_1 (默认值为 0.1) 和最大迭代次数 M 。如果 $d < \varepsilon_1$ 或者 $k \geq M$, 停止迭代并且转到步骤 f); 否则,转到步骤 c)。

f) 设定背景模型更新阈值 ε_2 (默认值为 0.5),计算当前帧的背景模型 $\{\hat{e}_u\}_{u=1,\dots,m}$,利用式(12)计算新旧背景模型的巴氏系数 ρ 。如果 $\rho \geq \varepsilon_2$,转到步骤 b) 进行下一帧迭代;否则,更新背景模型。利用式(13)计算新的背景模型并计算新的背景模型的权重系数 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$ 更新 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$,利用颜色纹理模型 \hat{q}^* 和新的背景模型的权重系数 $\{v_u\}_{u=1,\dots,m}$ 更新目标模型 \hat{q} ,转到步骤 b) 进行下一帧迭代。

3 实验结果及分析

选取了几段具有代表性的测试视频序列进行跟踪实验,测试环境为 Intel® Core™2 Duo CPU E7400 @ 2.80 GHz 处理器及 1.98 GB 内存,各种目标跟踪算法在 MATLAB 7.0(R14) 环境下编译通过。参与对比测试的跟踪算法有基于颜色特征的全部背景信息更新均值漂移跟踪 (color-based and all background update Mean-Shift, CABUMS) 算法^[10] (其中 $m = 16 \times 16 \times 16$)、基于颜色纹理特征的均值漂移跟踪 (color-texture Mean-Shift,

CTMS) 算法^[5] (为了一致性,本文令 $m = 16 \times 16 \times 16 \times 5$) 和本文所提出的改进算法 (其中 $m = 16 \times 16 \times 5$)。

为了测试改进算法的抗遮挡能力,选择两人并排行走的测试视频。视频内容为:刚开始两人并排行走,之后视频中左边甲突然走到右边乙前面,完全挡住乙,之后乙完全从甲左边走出。如图 3 所示,由于 CABUMS 算法采用单一颜色特征跟踪,易受到与目标特征相近的头像的影响,导致目标跟踪丢失;CTMS 算法虽然对与目标相似的背景有一定的鲁棒性,但是受到背景对目标定位的影响,因而对跟踪目标的效果不好;改进算法在目标不断被遮挡的情况下仍能很好地进行跟踪,说明改进算法与上述两种算法相比具有更强的抗遮挡能力。

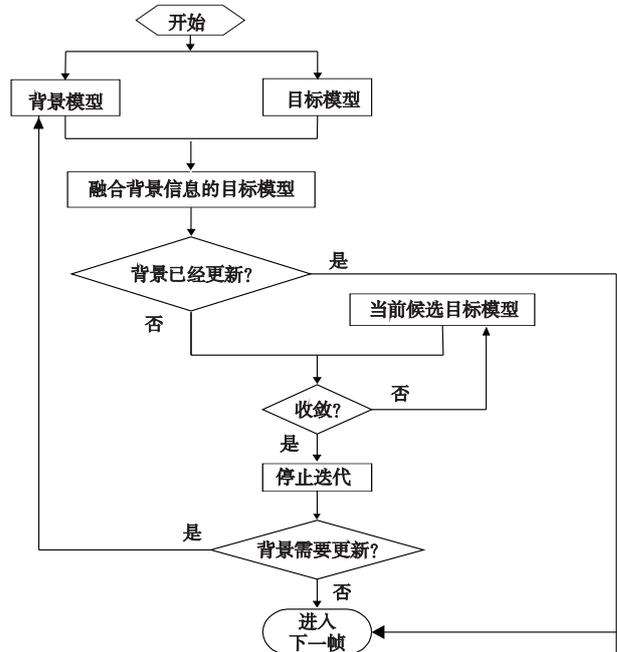


图2 改进算法程序流程



(a) CABUMS算法的跟踪结果



(b) CTMS算法的跟踪结果



(c) 改进算法的跟踪结果

图3 抗遮挡能力测试

为了测试改进算法在复杂背景下相似目标干扰的情况下的鲁棒性,选取“CCTV 风云足球”栏目中足球比赛视频作为测试视频。如图 4 所示,穿白色球服的运动员之间有极高的相似度。CABUMS 算法仅以颜色作为特征,难以从复杂环境中区分出目标,导致跟踪效果不好。在跟踪中,背景信息时刻发生变化,而 CTMS 算法没有更新背景信息,影响了对目标定位的精

度。改进算法很好地跟踪到目标,说明改进算法与上述两种算法相比,在复杂背景多相似目标干扰的情况下具有较强的鲁棒性。



图4 复杂相似背景下的测试结果

迭代次数和跟踪速度是衡量均值漂移跟踪算法计算效率的重要指标,为了测试改进算法的计算效率(尤其是在背景有较大变化的情况下),选择杯子运动序列作为测试视频(共 282 帧图像)。如图 5 所示,在杯子运动测试视频中。视频内容为:起初人拿着杯子站在红色墙柱前,然后经过与杯子有相似颜色的显示器左边缘,之后经过黑色显示器、显示器右边缘,再后移动到另一红色墙柱前。分别对上述测试视频进行五次跟踪区域大小不同的实验,实验结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,CABUMS 算法虽然跟踪速度较快,但在背景信息变化较大的环境下,仅以颜色作为特征跟踪导致目标跟踪丢失,故平均迭代次数最多。CTMS 算法没有排除背景信息的干扰,故迭代平均次数较多;该算法的特征空间向量个数较多,需要大量的运算时间,因此跟踪速度比较慢。本文改进算法则较好地完成了跟踪过程。以上实验表明,通过颜色空间转换,改进算法通过将原始图像颜色和亮度信息分离并分别在不同通道上提取颜色和纹理信息,大大压缩了特征矢量的大小,加快了跟踪速度,提高了计算效率,同时由于充分利用了颜色和纹理混合特征保证了跟踪过程的准确性。



图5 计算效率测试结果

表 1 三种算法的跟踪参数比较

算法	特征空间的 向量个数	平均迭代次数 /次/帧	平均跟踪速度 /fps	平均跟踪速度 /s/迭代
CABUMS 算法	4 096	3.12	25.66	0.039 00
CTMS 算法	20 480	3.04	2.43	0.411 3
改进算法	1 280	2.81	6.85	0.146 0

4 结束语

本文提出了一种部分背景加权更新的颜色纹理混合特征的均值漂移跟踪算法。为降低特征维数,改进算法在 H、S 和 V 空间上分别提取颜色和纹理特征,压缩了特征矢量维数,提高了计算效率。为降低背景对目标定位的影响,选择性地部分加权更新背景信息,以适应背景变化较大的环境中的跟踪。同基于全部背景更新的颜色特征跟踪算法和基于颜色纹理特征的跟踪算法相比,能够在一些复杂条件下对目标进行准确、有效的跟踪,并且具有更好的计算效率。

参考文献:

- [1] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] LEICHTER I, LINDENBAUM M, RIVLIN E. Mean shift tracking with multiple reference color histograms[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27(5): 535-544.
- [3] 郑玉凤, 马秀荣, 赵晓琳, 等. 基于颜色和边缘特征的均值迁移目标跟踪算法[J]. 光电子·激光, 2011, 22(8): 1231-1235.
- [4] 戴渊明, 韦巍, 林亦宁. 基于颜色纹理特征的均值漂移目标跟踪算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012, 46(2): 212-217.
- [5] NING Ji-feng, ZHANG Lei, ZHANG D, et al. Robust object tracking using joint color-texture histogram[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 23(9): 1245-1263.
- [6] HEIKKILÄ M, PIETIKÄINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-426.
- [7] TAN X, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [8] 袁国武, 徐丹. 一种结合了纹理和颜色的运动目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(11): 81-84.
- [9] 宁纪锋, 吴成柯. 一种基于纹理模型的目标跟踪算法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(5): 612-618.
- [10] NING Ji-feng, ZHANG Lei, ZHANG D, et al. Robust Mean-Shift tracking with corrected background-weighted histogram [J]. Computer Vision, 2012, 6(1): 62-69.
- [11] OJALA T, PIETIKÄINEN M, MÄENPÄÄ T. Multiresolution gray-scale and rotate invariant texture classification with local binary patterns [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [12] OJALA T, VALKEALAHTI K, OJA E, et al. Texture discrimination with multidimensional distributions of signed gray level differences [J]. Pattern Recognition, 2001, 34(3): 727-739.
- [13] 李冠彬, 贺贤丰. 基于颜色纹理直方图的带权方块均值漂移目标跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2011, 23(12): 2059-2066.
- [14] WANG Ling-feng, PAN Chun-hong, XIANG Shi-ming. Mean-Shift tracking algorithm with weight fusion strategy [C]//Proc of the 18th International Conference on Image Processing, 2011: 473-476.
- [15] VILAPLANA V, VARAS D. Face tracking using a regionbased Mean-Shift algorithm with adaptive object and background models [C]//Proc of the 10th International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 9-12.