

复杂背景下感兴趣运动目标的跟踪算法

冯晓敏,郭继昌,张 艳

(天津大学 电子信息工程学院,天津 300072)

(fengxiaomintju@163.com)

摘 要:针对由于复杂背景的干扰而导致不能准确跟踪感兴趣运动目标的问题,提出一种基于多特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法。首先在 HSV 颜色空间中得到感兴趣运动目标的加权颜色分布模型,然后利用不变矩特征来消除背景中相似颜色物体和光照变化的干扰,两种特征通过自适应调整权重来更新粒子权值而融合于粒子滤波算法中,从而能够准确和稳定地跟踪运动目标。实验证明,该算法在运动目标平移、姿态变化、遮挡、光照变化及相似颜色干扰等复杂背景下都能够准确地进行跟踪,对背景干扰具有很强的鲁棒性。

关键词:加权颜色分布;不变矩;自适应融合;粒子权值;粒子滤波

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Tracking algorithm of interested moving target under complex background

FENG Xiao-min, GUO Ji-chang, ZHANG Yan

(School of Electronic and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Concerning the problem of tracking interested moving target inaccurately because of complex background, a robust tracking algorithm based on adaptive multi-feature fusion was proposed. First, the algorithm obtained the weighted color distribution model of interested moving target in the HSV color space. Then invariant moment was used to eliminate the interference of the similar background color and illumination changes. The algorithm fused the two features in the particle filter by adjusting their weights and updating particle weights adaptively. Thus, the algorithm can track the moving target accurately and stably. The experimental results show that the algorithm can track interested moving target accurately when moving target is tracked under complex background such as translation, variant posture, and be blocked of the moving object, varying illumination and the interference of the similar background color. The algorithm has strong robustness to background interference.

Key words: weighted color distribution; invariant moment; adaptive fusion; particle weight; particle filter

0 引言

复杂背景下的目标跟踪是视频监控、模式识别和机器视觉等研究领域的关键问题。根据运动目标和应用场合的不同,对应不同的跟踪方法。其中,卡尔曼滤波^[1]和粒子滤波^[2]是对目标状态进行递归预测的两种常用方法。在复杂背景下,目标跟踪一般是非线性非高斯问题,但是卡尔曼滤波只适合线性系统,其运动模型和观测模型受到高斯分布约束;而粒子滤波完全突破了卡尔曼滤波理论架构,它对系统的过程噪声和量测噪声毫无限制。

目前,基于粒子滤波的跟踪方法大多采用颜色作为主要特征,颜色特征具有持久稳定性,对物体姿态的变化和非刚性物体的变形不敏感;颜色直方图对部分遮挡不敏感,具有旋转和尺度不变性,计算简单,容易实现。文献[3]就是将颜色特征融入粒子滤波来实现目标跟踪的。文中提到,对于不同颜色的运动目标,此算法可以准确和稳健地进行跟踪,可见,如果场景中含有与感兴趣目标颜色分布相类似的其他物体时,就会导致跟踪不稳定甚至丢失。

Hu 不变矩是图像的统计特性,满足平移、伸缩、旋转不变性,是一种较经典的特征,可以弥补颜色特征的缺陷。Hu 不

变矩对颜色信息不敏感,可解决相似颜色物体或光照变化对感兴趣运动目标的干扰问题。文献[4]采用了不变矩和粒子滤波的跟踪算法,虽然在文中的无遮挡实验中跟踪效果较好,但是在结论中也提出了一旦受到遮挡,就需要更多的信息匹配来进行跟踪。

针对以上文献中跟踪算法存在的问题,本文选用颜色和不不变矩两种特征,根据感兴趣运动目标所在背景自适应地调整两种特征的权重,进而自适应地融合在粒子滤波跟踪算法中。该算法可以实现信息互补,如果其中一种特征信息在跟踪期间失去作用,可以利用其他特征信息继续保持对目标的跟踪。

1 粒子滤波

粒子滤波是一种对复杂环境下目标的状态估计非常有效的统计方法,它为运动状态估计提供了一种概率框架,视频序列的跟踪问题可以看做一个动态系统的状态估计问题。用 x_t 和 y_t 分别表示 t 时刻感兴趣目标的状态和观测值,动态系统的状态空间模型为:

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_t) \quad (1)$$

$$y_t = h_t(x_t, n_t) \quad (2)$$

收稿日期:2011-03-22;修回日期:2011-05-16。 基金项目:天津市科技支撑计划项目(10ZCKFGX00700)。

作者简介:冯晓敏(1986-),女,河南濮阳人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、计算机视觉;郭继昌(1966-),男,河北沧州人,教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、DSP 应用系统、模拟滤波器;张艳(1986-),女,河北保定人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、计算机视觉。

其中: f_i 和 h_i 分别表示系统的状态转移函数和测量函数, v_i 和 n_i 分别表示系统的过程噪声以及测量噪声。

粒子滤波作为一种数值近似方法,解决了复杂模式下的跟踪递推问题。它的核心思想就是用加权粒子集 $X_t = \{(x_t^{(i)}, w_t^{(i)}) | i = 1, 2, \dots, N, t = 1, 2, \dots, T\}$ 来近似目标状态的后验概率分布,其中,每个粒子表示目标的一种带有权值 $w_t^{(i)}$ 的假设状态 $x_t^{(i)}$, 并且 $\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$ 。这种方式下,根据状态模型和测量模型传播每一个粒子来描述粒子的变化,粒子集中的每个粒子都要按照观测值进行加权,并通过带有权值的 $w_t^{(i)}$ 替换掉原来的 N 个粒子。

因此,估计每个时间间隔中运动目标的均值状态如下:

$$E[X_t] = \sum_{i=1}^N w_t^{(i)} x_t^{(i)} \quad (3)$$

其中: $w_t^{(i)}$ 为粒子权重,其定义为

$$w_t^{(i)} \propto w_{t-1}^{(i)} \frac{p(y_t | x_t^{(i)}) p(x_t^{(i)} | x_{t-1}^{(i)})}{q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}, y_{1:t})} \quad (4)$$

其中: $q(\cdot)$ 为建议分布, $p(y_t | x_t^{(i)})$ 为 t 时刻的粒子概率, $p(x_t | x_{t-1}^{(i)})$ 为转移概率。

为了解决大多数权值都集中于某个或某几个粒子上的样本集退化问题,往往采用重采样的方法。经过重采样之后,权值较大的粒子更多地被保留下来,而权值较小的粒子将被舍弃,从而能更好地近似估计后验概率密度。粒子滤波算法的关键在于选取合适的重要性采样函数,好的重要性采样函数可以大大减少采样的粒子数目,从而提高算法的效率。因此,重要性抽样函数的选取对算法的性能有非常重要的影响。

2 重要运动目标跟踪

2.1 加权颜色分布模型

在运动目标跟踪时,分别计算目标模型与候选目标的加权颜色分布^[6],然后利用 Bhattacharyya 距离来估计两种加权颜色分布的相似性。采用加权颜色直方图作为目标的颜色分布模型,即假设整个颜色空间被离散化成 m 个子区域,统计环境图像中每个像素的颜色向量落在相应子区域中的频数,得到由 m 个条柱组成的颜色直方图;同时,考虑到目标大小及像素点在目标区域中所处的位置对构建颜色直方图产生的影响,对每个像素进行加权处理,从而使目标的颜色模型更加明确。

由于 RGB 颜色空间中亮度信息不独立,为了增加跟踪方法对光照变化的适应性,将 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间,且不考虑亮度分量 V 的影响,这样颜色直方图可由 $m = 8 \times 8 \times 1$ 个条柱组成。设运动目标所在的区域为长半轴为 w 、短半轴为 h 的 R 区域,在建立加权颜色分布时,引入表示空间信息的核函数计算加权的颜色分布,使位于目标中心的区域有较大的权值,边缘区域可能包含背景,所以分配较小的权值。

首先, $\{x_i^* | i = 1, 2, \dots, n\}$ 是目标区域中的像素位置,包含区域 R 的矩形框中心为 y_0 , 在这里取 $y_0 = 0$, 其中矩形的长半轴为 a , 短半轴为 b , 像素的空间颜色特征 $u (u = 1, 2, \dots, m)$, m 是在 $\{x_i^* | i = 1, 2, \dots, n\}$ 的目标模型中 bins 的数量,然后,目标模型区域 R 的加权颜色分布为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n [k(\|x_i^*/h\|^2) \delta[b(x_i^*) - u]] \quad (5)$$

其中: $b(x_i^*)$ 将 x_i^* 处的颜色分给颜色直方图中的相应条柱, $h = \sqrt{a^2 + b^2}$, $k(\cdot)$ 是核函数, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker delta 函数, $k(\cdot)$ 为

$$k(x_i^*) = k(x_i^* + 2)/2x_i^* \quad (6)$$

为了确保 $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$, C 是归一化常数,如下:

$$C = 1 / \left(\sum_{i=1}^n k(\|x_i^*/h\|^2) \right) \quad (7)$$

中心在 y 处的候选目标的加权颜色分布 \hat{p}_u 为

$$\hat{p}_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n [k(\|(y - x_i)/h\|^2) \delta[b(x_i) - u]] \quad (8)$$

其中: $\{x_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 是候选区域目标的像素位置,核函数与目标模型的一致,但是 h 是候选目标的尺度, $u (u = 1, 2, \dots, m)$ 是候选目标的图像颜色特征,归一化常数 C_h 为

$$C_h = 1 / \left(\sum_{i=1}^n k(\|(y - x_i)/h\|^2) \right) \quad (9)$$

确保 $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$ 。

为了估计候选概率,利用 Bhattacharyya 系数来判断两个分布 p 和 q 的相似性。Bhattacharyya 系数为

$$\rho(p, q) = \rho[\hat{p}(y), \hat{q}] = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}(y) \hat{q}_u} \quad (10)$$

那么两种分布之间的 Bhattacharyya 距离为:

$$d_{\text{color}} = \sqrt{1 - \rho[\hat{p}(y), \hat{q}]} \quad (11)$$

2.1.1 不变矩

二维平面上灰度图像 $f(x, y)$ 的 $p + q$ 阶矩的一般表达式如下:

$$m_{pq} = \iint_R x^p y^q f(x, y) dx dy; p, q = 0, 1, 2, \dots \quad (12)$$

中心矩如下:

$$u_{pq} = \iint_R (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) d(x - \bar{x}) d(y - \bar{y}) \quad (13)$$

式中: R 为积分区域, $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 。

归一化中心矩如下:

$$\mu_{pq} = \frac{u_{pq}}{u_{00}^{1+(p+q)/2}} = \frac{u_{pq}}{m_{00}^{1+(p+q)/2}} \quad (14)$$

在此基础上可以得到 Hu 的三阶以下七个不变矩^[7]:

$$\begin{cases} \Phi_1 = \mu_{02} + \mu_{20} \\ \Phi_2 = (\mu_{02} - \mu_{20})^2 + 4\mu_{11}^2 \\ \Phi_3 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})^2 + (3\mu_{21} - \mu_{03})^2 \\ \Phi_4 = (\mu_{30} - \mu_{12})^2 + (\mu_{21} - \mu_{03})^2 \\ \Phi_5 = (\mu_{30} - 3\mu_{12})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} - \mu_{03})^2] + (3\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{21} + \mu_{03})[(3\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \\ \Phi_6 = (\mu_{20} - \mu_{02})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] + 4\mu_{11}(3\mu_{30} + \mu_{12})(\mu_{21} + \mu_{03}) \\ \Phi_7 = (\mu_{21} - \mu_{03})(\mu_{30} + \mu_{12})[(\mu_{30} + \mu_{12})^2 - 3(\mu_{21} + \mu_{03})^2] - (\mu_{03} - 3\mu_{21})(\mu_{21} + \mu_{03})[(3\mu_{30} + \mu_{12})^2 - (\mu_{21} + \mu_{03})^2] \end{cases} \quad (15)$$

由于前四阶矩已经具有了尺度、旋转和平移不变矩的性质

质,且为了减少计算量,故采用前四阶矩作为运动目标提取的特征。

在匹配候选目标和目标模型的相似性时,采用了在二维空间中的 Euclidean 距离:

$$d_{\text{moment}} = \sqrt{\sum_{i=1}^4 (p_{\phi_i} - q_{\phi_i})^2} \quad (16)$$

其中: p_{ϕ_i} 是候选目标的不变矩, q_{ϕ_i} 是目标模型的不变矩。

2.3 粒子滤波跟踪算法实现

在跟踪过程中,粒子滤波算法的基本思想是用一组带有权值的粒子 $\{x_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 来近似表示 t 时刻矩形框目标状态的后验估计, $w_t^{(i)}$ 对应粒子的离散采样概率,且 $\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$ 。本文利用矩形框中重要运动目标的加权颜色分布直方图与不变矩作为提取的特征,选取矩形框的中心位置为粒子滤波预测估计时的中心位置,就确定了候选目标区域,从而分别利用 Bhattacharyya 系数和 Euclidean 距离来判断目标模型与候选目标模型的相似度,归一化颜色特征和不变矩特征的相似度,由此自适应判断并得到每个时刻两种特征中各自的权重,进而更新粒子的权值。这样即使感兴趣运动目标在复杂背景的干扰下,也能准确、有效地实现跟踪。

多特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法如下:

1) 粒子滤波初始化。

根据矩形框选定的感兴趣运动目标,建立目标模型,即可得到感兴趣运动目标的加权颜色分布模型和粒子进行下一步的采样和预测位置。

$t = 0$ 时刻,确定了目标区域,根据先验信息建立初始样本 $\{x_0^{(i)}, \omega_0^{(i)}\}$ 。其中初始粒子为 $\{x_0^{(i)}\}$, 权值均为 $\omega_0^{(i)} = 1/N$ 。

2) 迭代过程($t = 1, 2, \dots$)。

①重要性采样。根据粒子滤波得到的颜色分布模型对粒子进行下一步的预测,传递 $\{x_{t-1}^{(i)}\}$, 得到新粒子 $\{x_t^{(i)}\}$ 。

②粒子权值自适应更新。分别根据式(5)和式(8)计算目标区域和候选区域的加权颜色分布模型,然后分别通过式(11)和式(16)获得 p 和 q 之间的 Bhattacharyya 距离和 Euclidean 距离。

本文采用一种自适应的特征融合方法来估计 $i = 1, 2, \dots, N$ 时的权重:

$$w_t^{(i)} = \frac{\alpha}{\sqrt{2\pi\sigma_c}} \exp\left(-\frac{d_{\text{color}}^2}{\sqrt{2\pi\sigma_c}}\right) + \frac{\beta}{\sqrt{2\pi\sigma_m}} \exp\left(-\frac{d_{\text{moment}}^2}{\sqrt{2\pi\sigma_m}}\right) \quad (17)$$

其中: σ_c 和 σ_m 分别是颜色特征和不变矩特征对应的噪声方差; $\beta = 1 - \alpha$, 且 α, β 的值进行自适应的调整。在此,提出了一种自适应调整颜色特征和不变矩特征所占的权重的方法。

令 $\bar{d}_{\text{color}} = d_{\text{color}} / (d_{\text{color}} + d_{\text{moment}} + 0.001)$, $\bar{d}_{\text{moment}} = d_{\text{moment}} / (d_{\text{color}} + d_{\text{moment}} + 0.001)$, 则 α 的值如表 1 所示。

表 1 α 的取值

\bar{d}_{moment}	\bar{d}_{color}				
	[0, 0.2]	(0.2, 0.4]	(0.4, 0.6]	(0.6, 0.8]	(0.8, 1.0]
[0, 0.2]	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
(0.2, 0.4]	0.2	0.3	0.4	0.5	0.6
(0.4, 0.6]	0.3	0.4	0.5	0.6	0.7
(0.6, 0.8]	0.4	0.5	0.6	0.7	0.8
(0.8, 1.0]	0.5	0.6	0.7	0.8	0.9

归一化权值为

$$\tilde{w}_t^{(i)} = w_t^{(i)} \left[\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} \right]^{-1} \quad (18)$$

③粒子重采样。粒子重采样可以去除一些估计不准确的粒子,衡量有效粒子数量的参数 $N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_t^{(i)})^2$, 给定某一门限值 N_{thr} , 当 $N_{\text{eff}} < N_{\text{thr}}$ 时, 执行重采样, 产生新的粒子集 $\{x_{t+1}^{(i)}\}_{i=1}^N$, 重新设定粒子的权值 $\omega_{t+1}^{(i)} = 1/N$ 。通过重采样, 保留了权值较大的粒子样本, 去除了权值较小的粒子样本。

④目标跟踪的状态估计。感兴趣运动目标状态的均值估计为

$$E(x_t) = \sum_{i=1}^N \omega_t^{(i)} x_t^{(i)} \quad (19)$$

3 实验结果分析

将本文提出的跟踪算法用于复杂背景下的感兴趣运动目标跟踪, 实验中用了两段视频, 视频帧的分辨率均为 320×240 。跟踪过程是: 首先选定感兴趣运动目标区域, 然后提取感兴趣运动目标的颜色分布特征和不变矩特征, 并自适应融合在粒子滤波跟踪算法中, 从而实现感兴趣运动目标的跟踪。两段视频的跟踪结果如图 1 和图 2 所示。

图 1 中, 选取具有复杂户外背景的标准视频, 对感兴趣运动目标进行准确跟踪。图中分别是感兴趣运动目标在第 50、136、150 和 216 帧时的跟踪情况。其中, 在第 136 帧, 运动目标发生了遮挡且旁边土堆上有与感兴趣运动目标相近的颜色分布, 从第 150 和 216 帧可以看到, 如果仅仅采用基于颜色特征的粒子滤波跟踪算法, 如(a)所示, 就会发生跟踪不稳定或者错误; 而使用文中提出的基于颜色和不变矩两种特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法, 如(b)所示, 这时, 不变矩的权重会自适应地增加, 相应地, 颜色的权重会自适应地减少, 从而达到准确跟踪的效果, 在 150 帧和 216 帧感兴趣运动目标可以稳健地进行跟踪, 而不会受到遮挡和相似颜色物体的干扰。实验表明了本文提出的跟踪算法可以很好地解决跟踪过程中发生遮挡和相似颜色分布物体干扰的问题。

图 2 中, 选取具有复杂社区背景的标准视频, 对感兴趣运动目标进行准确跟踪, 图中分别是感兴趣运动目标在第 48、122、196 和 253 帧时的跟踪情况。其中, 在第 122 帧, 随着运动目标逐渐走向路灯, 由于路灯的影响, 上衣的颜色逐渐成了黑色, 如果采用(a)所示的跟踪算法, 那么可看到, 跟踪目标发生了转移, 感兴趣运动目标跟踪失败; 如果采用(b)所示的跟踪算法即本文算法, 这时, 在自适应权重分配时, 不变矩所占的权重就会自动增加, 相应的颜色所占的权重就会自动减少, 以适应准确跟踪的需求。这就达到了准确、稳定地跟踪运动目标的效果。而且, 在第 196 帧时, 发生了相近颜色物体的遮挡, 在第 253 帧看到运动目标依然可以被准确跟踪。这表明了本文提出的跟踪算法可以很好地解决由于光照导致颜色变化和相近颜色物体遮挡而造成跟踪丢失的问题, 具有很强的鲁棒性。

4 结语

本文提出了一种基于颜色和不变矩两种特征自适应融合的粒子滤波跟踪算法, 根据感兴趣运动目标所在背景自适应的改变两种特征的权重, 进而自适应地更新粒子权值, 实现对感兴趣运动目标的准确跟踪。实验结果表明, 该算法可以很好地解决由于光照变化、遮挡、形变、相近颜色分布物体的干

扰等复杂背景引起的运动目标跟踪丢失问题,在复杂背景下能够准确和稳健地跟踪感兴趣运动目标,具有很强的鲁棒性。

该算法与基于颜色特征的粒子滤波跟踪算法相比,计算量较大,在实时性方面需要进一步优化与改进。

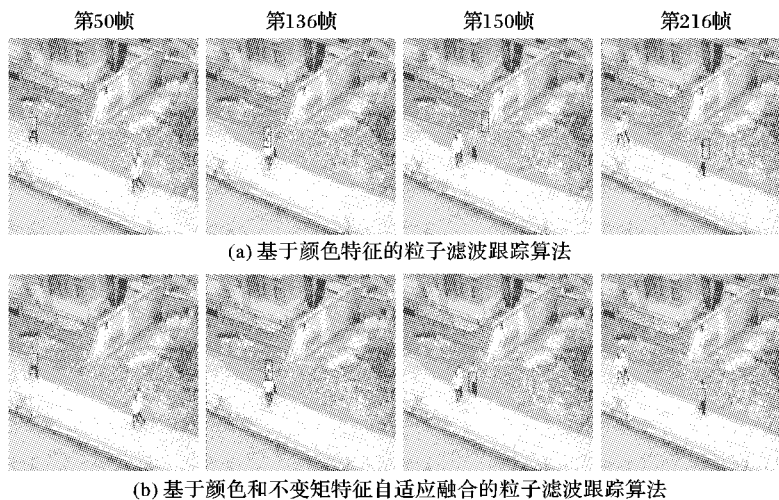


图1 跟踪实验一

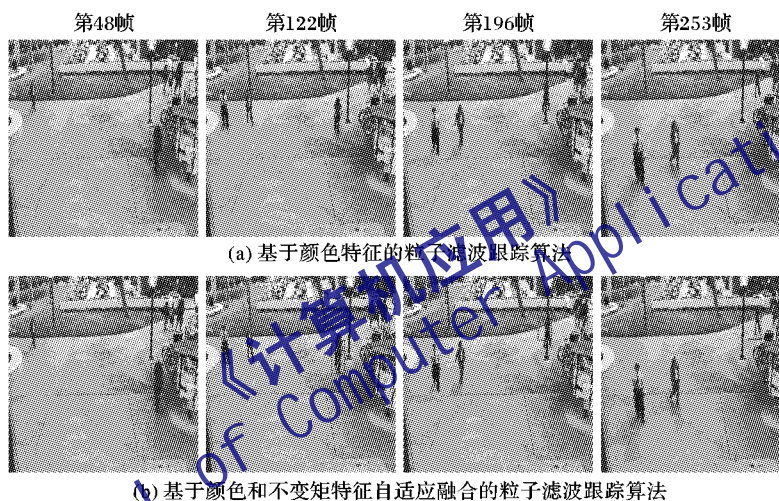


图2 跟踪实验二

参考文献:

- [1] WU C-W, CHUNG Y-N, CHUNG P-C. A Kalman filtering based data fusion for object tracking [C]// ICIEA 2010: the 5th IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 2291-2295.
- [2] PAN P, SCHONFELD D. Dynamic proposal variance and optimal particle allocation in particle filtering for video tracking [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(9): 1268-1279.
- [3] MARTINEZ-DEL-RINCON J, ORRIT-URUNUELA C, HERREIRO-JARABA J E. An efficient particle filter for color-based tracking in complex scenes [C]// AVSS 2007: IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Piscataway, NJ: IEEE, 2007: 176-181.
- [4] YANG T, KANG S. Tracking for moving object using invariant moment and particle filter [C]// CCC 2008: 27th Chinese Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2008: 351-354.
- [5] 朱志宇. 粒子滤波算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [6] CZYZ J, RISTIC B, MAVQ B. A particle filter for joint detection and tracking of color objects [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(8): 1271-1281.
- [7] HU M K. Visual pattern recognition by moment invariants [J]. Information Theory, 1962, 8(2): 179-187.
- [8] RODTOOK A, MAKHANOY S S. Selection of multiresolution rotationally invariant moment [J]. Mathematics and Computers in Simulation, 2009, 79(8): 2458-2475.
- [9] 朱兵, 李金宗, 魏祥泉. 融合多线索的目标跟踪[J]. 计算机应用, 2006, 26(3): 601-604.
- [10] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [11] MUÑOZ-SALINAS R, AGUIRRE E, GARCIA-SILVENTE M. People detection and tracking using stereo vision and color [J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(6): 995-1007.
- [12] LI PEIHUA, ZHANG TIANWEN, PECE A E C. Visual contour tracking based on particle filters [J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 111-123.
- [13] KARAVAILIS V, NIKOU C, LIKAS A. Visual tracking using the earth mover's distance between Gaussian mixtures and Kalman filtering [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29(5): 295-305.
- [14] ZHANG XIANG, YANG JIE. A novel algorithm to segment foreground from a similarly colored background [J]. AEU: International Journal of Electronics and Communications, 2009, 63(10): 831-840.
- [15] DIELENBERG R A, HALASZ P, Day T A. A method for tracking rats in a complex and completely dark environment using computerized video analysis [J]. Journal of Neuroscience Methods, 2006, 158(2): 279-286.