

# 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪

常发亮,马 丽,刘增晓,乔谊正  
(山东大学控制科学与工程学院,山东济南 250061)

摘 要: 提出一种基于目标颜色特征的自适应粒子滤波算法,在非遮挡情况下,根据运动预测的准确程度自适应选择粒子数量和运动模型中高斯噪声的方差,保证跟踪的实时性和粒子的有效性;遮挡情况下改变目标的运动模型,使粒子只做布朗运动,并且各粒子经均值漂移算法的一步迭代进行优化,从而可以减少粒子数量以及更快恢复正确的跟踪.实验结果表明该算法具有较强的鲁棒性,能有效实现复杂场景下的目标跟踪.

关键词: 目标跟踪; 粒子滤波器; 遮挡

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112 (2006) 12-2150-04

## Target Tracking Based on Adaptive Particle Filter Under Complex Background

CHANG Fa-liang, MA Li, LIU Zeng-xiao, QIAO Yi-zheng

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan, Shandong 250061, China)

Abstract: An adaptive particle filtering algorithm based on color feature is proposed. Under non-occlusion condition, adaptively choose the number of particles and the variance of Gaussian stochastic noise in the dynamic model based on the accuracy degree of the deterministic prediction to guarantee the real-time tracking and valid particles. Under occlusion, the dynamic modal is changed and the particles only do Brownian motion, then the particles are optimized by one-step iteration of the mean shift algorithm to decrease the number of particles and resume the right tracking more quickly. Experimental results indicate it is robust and has good performances under complex background.

Key words: target tracking; particle filter; occlusion

### 1 引言

粒子滤波算法<sup>[1-5]</sup>很好的解决了非高斯非线性观测下的目标跟踪问题,但是基本粒子滤波算法存在计算量大和粒子退化问题,并且运动模型是固定的,使得在遮挡情况下由于跟踪不稳定而预测误差增大,从而可能丢失目标.文献[6]提出一种具有较好鲁棒性的自适应粒子滤波算法,并对遮挡做出处理,但计算比较复杂.文献[7]利用粒子滤波算法较好解决了遮挡等问题,但其基于运动目标的检测,并要求背景是静止的.

针对粒子滤波算法在目标跟踪中存在的问题,提出一种自适应粒子滤波算法.非遮挡情况下,根据运动预测的准确程度,自适应选择粒子数量和运动模型中高斯噪声的方差;遮挡情况下改变运动模型,粒子只做布朗运动并且经过均值漂移算法的一步迭代进行优化.基于目标颜色特征,可以有效克服目标形变的影响,且在非遮挡情况下实时更新目标颜色模板,以适应光照变化.最后对目标丢失做出判断和处理.

### 2 颜色模板统计及直方图匹配

采用 YCbCr 颜色空间,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 CrCb 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,加入表示空间位置信息的核函数计算加权直方图<sup>[8,9]</sup>.

$$K(x) = e^{-x^2}, k(x^2) = K(x) \quad (1)$$

$$P_{ij}(y) = C \prod_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y-x_i}{h}\right\|^2\right) (\delta^j(x_i) - u^j), j = 1, 2, u^1 = 1, \dots, N_{cr} \times N_{cb}, u^2 = 1, \dots, N_y \quad (2)$$

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

其中  $p_u^1(y)$  和  $p_u^2(y)$  分别表示以  $y$  为中心的目标的 CrCb 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,  $\delta^j(x_i)$  为  $x_i$  象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),  $\delta$  为 Kronecker delta 函数,  $k$  为高斯核函数  $K$  的轮廓函数,  $x_i$  为各象素点的位置,  $h$  为跟踪窗的尺度(包括长  $h_y$  和宽  $h_x$ ),  $C$  为归一化常数.

第  $t$  帧模板直方图  $q_{ij}^t$  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  $q_{ij}^{t-1}(E)$ ,其中  $E$  为目标质心位

置. 则  $t$  帧模板为:

$$q_{ij}^t = (1 - \alpha) q_{ij}^{t-1} + p_{ij}^{t-1}(E), \quad j=1,2 \quad (4)$$

其中  $\alpha$  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,  $\alpha$  取为 0.7.

模板与目标可能状态的直方图  $p_{ij}(y)$  的匹配度用 Bhattacharyya 系数的离散形式表示<sup>[8]</sup>:

$$d(y) = [p_{ij}^1(y), qp_{ij}^2] = \prod_{u^1=1}^{N_{cr} \times N_{cb}} \sqrt{p_{u^1}^1(y) q_{u^1}^1} \times \prod_{u^2=1}^{N_y} \sqrt{p_{u^2}^2(y) q_{u^2}^2} \quad (5)$$

两直方图的 Bhattacharyya 距离为:

$$d(y) = \sqrt{1 - d(y)} \quad (6)$$

### 3 粒子数量和高斯噪声方差的自适应选择

为更好的保证目标跟踪的鲁棒性和实时性, 应尽可能的提高粒子质量, 减少粒子数量. 通过自适应选择运动模型中高斯噪声的方差, 可使粒子位于包含后验概率信息相对较多的区域, 提高粒子质量, 从而若粒子群的质量比较高, 采用较少的粒子即可保证可靠的跟踪.

一个好的运动模型应该尽可能多的利用先验知识来预测目标当前状态, 以缩小解的搜索空间, 选用 2 阶自回归模型作为目标运动模型:

$$S_t - S_{t-1} = S_{t-1} - S_{t-2} + w_{t-1} \quad (7)$$

其中  $S_t = [x_t, y_t]$  为  $t$  时刻的目标状态, 表示目标质心位置,  $w_{t-1}$  为 2 元高斯随机噪声 ( $x, y$  方向的噪声独立), 并且  $w_{t-1} \sim N(0, \sigma^2)$ . 此运动模型包括两部分, 一部分是式 (7) 等号右侧的前两项, 为运动位移量的确定性预测, 另一部分是  $w_{t-1}$  项, 即高斯随机噪声 (布朗运动), 其方差决定了粒子布朗运动的范围, 一定程度上决定了粒子的多样性和有效性.

粒子数量和高斯噪声方差的自适应选择方法为: 若确定性预测比较准确,  $\sigma^2$  应较小, 使粒子位于预测区域的较小邻域内, 这时粒子数量可较少; 若预测不准确, 则目标很可能发生机动,  $\sigma^2$  应较大, 使粒子运动范围比较大, 并且应增大粒子数量, 以包含目标真实状态. 目标经确定性预测后, 计算其与模板的直方图匹配度  $E$ , 和  $n$  作为  $E$  的函数, 应是单调下降的, 以满足在预测比较准确 ( $E$  较大) 时  $n$  比较小, 在预测不准确 ( $E$  较小) 时  $n$  比较大, 采用如下单调下降函数表示  $E$  和  $n$  的关系:

$$y = \frac{a_y}{1 + \exp[(E - 0.75) \times b_y]}, \quad y = \frac{1}{n} \quad (8)$$

函数曲线的形式如图 1 所示 ( $y$  与  $E$  的关系曲线), 因为

预测匹配度多数情况下集中在 0.5 到 1 的范围内, 故此函数以 0.75 为拐点, 系数  $a_y, b_y, y = \frac{1}{n}$  的选择应使  $n$  位于合适的范围, 大量实验表明, 取参数  $a = 5, b = 8, a_n = 60, b_n = 6$ , 使  $n \in [0.6, 5], n \in [11, 60]$ , 此范围在采样速率比较高

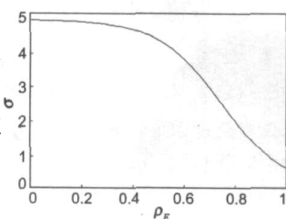


图 1 高斯噪声标准差  $\sigma$  与预测匹配度  $\rho_E$  的函数曲线

的情况下能满足粒子的有效性原则, 保证粒子群的质量和目跟踪的实时性.

### 4 遮挡情况处理

遮挡判断采用分块检测算法, 遮挡情况下跟踪不稳定, 确定性预测不可靠, 粒子若仍按照式 (7) 所描述的运动模型运动, 则可能会偏离真实目标状态, 从而逐渐丢失目标. 所以, 在遮挡过程中, 使确定性预测为 0, 粒子只做布朗运动, 即采用如下运动模型:

$$S_t = S_{t-1} + w_{t-1} \quad (9)$$

为保证跟踪的实时性以及防止遮挡过程中粒子的退化, 应对粒子进行优化以提高粒子质量, 减少粒子数量. 但是在遮挡情况下, 可能存在较强的干扰, 使得大权值的粒子不一定都对应目标状态, 甚至目标不再对应最优匹配, 所以优化的同时要防止“过优化”, 即要防止使优化的粒子都收敛到干扰所在的匹配极值, 故采用的方法是对布朗运动后的粒子用均值漂移算法迭代一次, 由于均值漂移算法是一种变步长的优化算法<sup>[8,9]</sup>, 通常第一次迭代的优化作用是比较明显的, 同时也可避免“过优化”, 而且由于目标离开遮挡的过程中, 目标信息逐渐增多, 大多大权值的粒子已经对应目标状态, 所以优化作用可以更快恢复正确的跟踪.

优化过的粒子质量比较高, 所以采用较少的粒子即可满足可靠跟踪的要求, 遮挡情况下固定粒子数量为  $n = 20$ , 运动模型中高斯噪声的标准差固定为最大  $\sigma = 5$ .

### 5 自适应粒子滤波算法

初始化:  $t = 0$  时刻在目标周围  $50 \times 50$  邻域内随机选择 30 个均匀分布的粒子.

已知  $(t-1)$  时刻的跟踪结果为  $S_{t-1}(E)$ , 粒子集为  $S_{t-1}(i)$ , 各粒子的权值为  $w_{t-1}(i)$ , 累积概率为  $c_{t-1}(i), i = 1, \dots, n_{t-1}$ , 粒子的个数为  $n_{t-1}$ ,  $t$  时刻的颜色模板为  $q_{ij}^t, j = 1, 2$ .

自适应粒子滤波算法的步骤为:

Step 1: 根据各粒子的权值重采样得  $S_{t-1}(i)^{[1]}$ , 对  $i = 1, \dots, n_{t-1}$ :

(1) 产生均匀分布的随机数  $r \in [0, 1]$ .

(2) 求满足  $c_{t-1}(j) \geq r$  的最小的  $j$ , 产生  $S_{t-1}(i) = S_{t-1}(j)$ .

Step 2: 求  $t$  时刻粒子集  $S_t(i)$

非遮挡情况下, 自适应选择高斯噪声的方差  $\sigma^2$ , 运动模型为:

$$S_t(i) = S_{t-1}(i - k \times n_{t-1}) + S_{t-1}(E) - S_{t-2}(E) + w_{t-1}(i), \quad w_{t-1}(i) \sim N(0, \sigma^2), \quad i = 1, \dots, n_t$$

其中:  $k = \left\lceil \frac{i - n_{t-1}}{n_{t-1}} \right\rceil$ ,  $\lceil \cdot \rceil$  表示向大的方向舍入.

遮挡情况下, 运动模型只有高斯噪声, 且采用固定的  $\sigma = 5, n_t = 20$ , 布朗运动后的粒子状态为  $\tilde{S}_t(i)$ :

$$\tilde{S}_t(i) = S_{t-1}(i) + w_{t-1}(i), \quad w_{t-1}(i) \sim N(0, 25), \quad i = 1, \dots, 20$$

$\tilde{S}_t(i)$  再经均值漂移算法迭代一步得优化粒子为  $S_t(i)$ .

Step 3: 根据各粒子直方图  $p_{u^j}(S_t(i))$  与模板  $q_{u^j}^t$  的匹配度计算归一化权值  $\tilde{w}_t(i)^{[2]}$ :

$$\tilde{w}_t(i) = \exp\left[-\frac{d(S_t(i))^2}{2\sigma_0^2}\right]$$

其中:  $d(S_t(i)) = \sqrt{1 - (S_t(i))}$

$$= \frac{1}{N} \prod_{u^j=1}^{N_{cr} \times N_{cb}} \sqrt{\frac{P_{u^j}(S_t(i)) q_{u^j}^t}{P_{u^j}(S_t(i)) q_{u^j}^t \times \prod_{u^j=1}^{N_y} \sqrt{P_{u^j}^2(S_t(i)) q_{u^j}^t}}}$$

$$\tilde{w}_t(i) = \frac{w_t(i)}{\sum_{j=1}^{n_t} w_t(j)}, i = 1, \dots, n_t \quad (10)$$

$\sigma_0$  是一个关键的参数,  $\sigma_0$  值的选择既要使各粒子的权值差别较大, 以保证重采样时粒子的有效性, 又不能使权值差别过大, 以保证重采样后粒子的多样性. 实验中  $\sigma_0 = 0.3$  是一个比较合适的值.

Step 4: 计算粒子的累积概率  $c_t(i)^{[1]}$

$$c_t(0) = 0, c_t(i) = c_t(i-1) + \tilde{w}_t(i), i = 1, \dots, n_t \quad (11)$$

Step 5: 计算加权平均状态  $S_t(E)$

$$S_t(E) = \sum_{i=1}^{n_t} \tilde{w}_t(i) S_t(i) \quad (12)$$

## 6 目标丢失判断及处理

对于目标较小但是速度和机动性很大的目标, 例如乒乓球的跟踪, 可能出现所有粒子都不包含目标的情况, 这时应该判断目标丢失, 然后重新初始化获取目标进行跟踪. 判断目标丢失的方法是: 计算目标跟踪结果与模板的匹配度, 若匹配度小于 0.2, 则判断目标丢失. 采取的方法是: 重新初始化, 即在上帧跟踪位置  $50 \times 50$  邻域内随机产生均匀分布的 30 个粒子  $S_t(i), i = 1, \dots, 30$ , 计算各粒子权重, 加权平均得重新初试化的跟踪结果.

图 2 为对乒乓球的跟踪, 其中各红色框为各粒子状态, 绿色框为权值最大的粒子状态, 蓝色框为跟踪结果. (a) 为第 1 帧的跟踪, (b) 为第 5 帧目标落在桌面上, (c) 为乒乓球开始反弹, 由于运动模型中的确定性预测部分是向下方的运动, 即使布朗运动范围较大也无法包含目标真实状态, 各粒子都在真实目标的下方, 跟踪结果的匹配度是 0, 这时判断目标丢失, 然后在第 5 帧跟踪结果  $50 \times 50$  邻域内随机选择均匀分布的

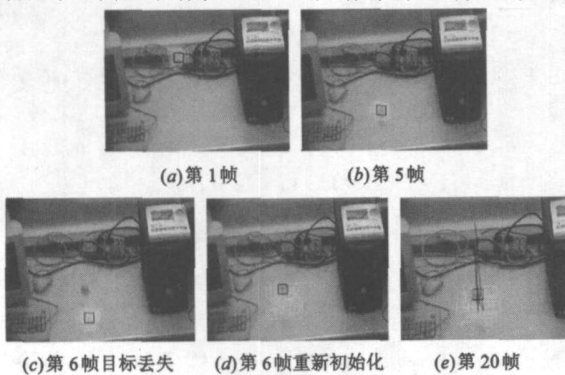


图 2 乒乓球的跟踪结果

30 个粒子, 重新检测目标, (d) 可见目标重新被正确跟踪. (e) 为第 20 帧判断目标丢失后重新初始化进行的跟踪, 其中蓝色曲线为目标从首帧到第 20 帧的质心运动轨迹.

## 7 实验结果及分析

图中红色窗为各粒子状态, 绿色窗为权值最大粒子状态, 蓝色窗为加权平均的跟踪结果.

### 7.1 目标经过光照区的跟踪

如图 3(a) ~ (f) 所示目标经过光照区的跟踪情况, (f) 中蓝色曲线为整个跟踪过程的目标质心运动轨迹. 由于算法实时更新颜色模板, 故目标在进入光照区或出光照区时能及时获得新的颜色信息, 增加匹配的置信度. 图 3(g) 为高斯噪声标准差的变化曲线 (粒子数量的变化曲线类似), 横坐标为帧数, 纵坐标为  $\sigma$ , 红色星号点对应预测匹配度小于 0.75 的帧, 表明预测不太准确, 基本对应于目标进入光照区、从光照区返回以及最后离开光照区时发生机动的情况, 这时加大高斯噪声的方差并增加粒子数量, 确保了跟踪的可靠性.

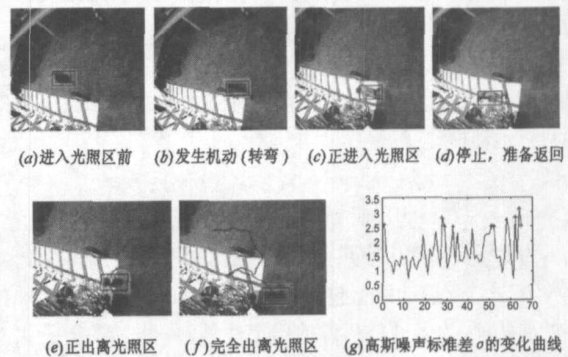


图 3 目标经过光照区的跟踪

### 7.2 遮挡情况下, 本文算法与文献[3]算法的对比

遮挡情况下, 改变目标的运动模型, 各粒子只做布朗运动, 并且经过均值漂移算法的一步迭代进行优化, 能够有效克服严重遮挡的影响并能保证跟踪的实时性, 图 4(a) ~ (d) 为本文算法正确的跟踪结果. 文献[1]的算法在遮挡情况下不改变运动模型, 由于遮挡情况下跟踪不稳定, 使预测误差增大, 粒子质量降低, 逐渐偏离目标, 使得遮挡后正确跟踪没有恢复, 如图 4(e) ~ (h) 所示. 文献[4]算法中每个粒子都经过均值漂移算法的优化, 在这种目标被严重遮挡并且强干扰存在情况下, 粒子大多会收敛到干扰所在的密度极值, 发生“过优化”现象, 使得遮挡后正确跟踪也得不到恢复, 如图 4(i) ~ (l) 所示.

## 8 结论

本文针对复杂场景下的目标跟踪难点提出了自适应粒子滤波算法, 其特点有: (1) 非遮挡情况下, 根据预测的准确程度, 自适应改变高斯噪声的方差和粒子数量, 保证粒子的有效性和实时性; (2) 在遮挡情况下改变目标的运动模型, 各粒子只做布朗运动, 并经过均值漂移算法的一步迭代进行优化, 保证遮挡过程中跟踪的可靠性; (3) 对目标丢失做出判断和处理.



图 4 遮挡情况下的对比实验

## 参考文献:

- [1] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5 - 28.
- [2] Katja N, Esther K M, Luc V G. An adaptive color-based filter [J]. Image Vision Computing, 2003, 21(1): 99 - 110.
- [3] Perea P, Hue C, Vermaak J, Gangnet M. Color-based probabilistic tracking [A]. European Conference on Computer Vision [C]. Copenhagen, Denmark: Springer, 2002. 661 - 675.
- [4] Shan Cam-feng, Wei Yur-cheng, Tan Tie-niu, Ojardias F. Real time hand tracking by combining particle filtering and mean shift [A]. Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C]. Seoul, Korea: IEEE Conr

puter Society, 2004. 669 - 674.

- [5] Arulampalam M, Maskell S, Gordon N, Clapp T. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2002, 50(2): 174 - 188.
- [6] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004, 13(11): 1491 - 1506.
- [7] 方帅, 迟健男, 徐心和. 视频监控中的运动目标跟踪算法 [J]. 控制与决策, 2005, 20(12): 1388 - 1391.
- [8] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [A]. Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Hilton Head, SC, USA: IEEE Computer Society, 2000. 142 - 149.
- [9] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564 - 577.

## 作者简介:



常发亮 男, 1965年10月出生于山东省潍坊市. 现为山东大学控制学院教授. 从事模式识别、机器视觉与智能控制的理论及应用研究.  
E-mail: flchang@sdu.edu.cn



马丽女, 1982年3月出生于山东省济宁市. 硕士研究生. 从事计算机视觉、模式识别的理论研究. E-mail: maryparis@163.com