

文章编号: 1001-0920(2013)09-1349-06

## 粒子滤波目标跟踪中的有效粒子数控制方法

文志强, 朱艳辉, 彭召意

(湖南工业大学 计算机与通信学院, 湖南 株洲 412007)

**摘要:** 针对视频目标跟踪中粒子滤波的粒子退化问题, 提出一种有效粒子数控制方法. 通过分析权值和有效粒子数对跟踪性能的影响, 建立了有效粒子数控制的相关理论, 并提出基于有效粒子数控制的粒子滤波目标跟踪算法. 最后, 建立了跟踪性能评价方法. 大量的实验比较表明所提出的方法是有效的.

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波; 有效粒子数; 粒子退化

**中图分类号:** TP391

**文献标志码:** A

### Control method of effective particle number in particle filter object tracking

WEN Zhi-qiang, ZHU Yan-hui, PENG Zhao-yi

(School of Computer and Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China. Correspondent: WEN Zhi-qiang, E-mail: zhqwen20001@163.com)

**Abstract:** A control method of effective particle number is presented to solve the problem of particle degeneracy of particle filter in video target tracking. The theory about this control method is presented the via analysis of the effect of weight value and effective particle number on tracking performance. After that, a particle filter object tracking algorithm based on control of effective particle number is proposed. Finally, an evaluation method of tracker performance is built. A large number of experiment comparisons show the effective of the proposed method.

**Key words:** object tracking; particle filter; effective particle number; particle degeneracy

### 0 引言

视频目标跟踪是视频监控、视频压缩、人机交互等领域的重要研究内容, 目前存在很多解决方法, 如 mean shift<sup>[1]</sup>、线性预测<sup>[2]</sup>等, 这些都是确定性跟踪方法. 在该类方法中, 使用目标模型与候选模型之间的相似度来评价函数在图像序列中搜索和定位目标. 还有一类方法是随机跟踪方法, 该方法可归结为对问题的估计, 如估计一个时间序列状态空间模型的状态, 典型方法有卡尔曼滤波方法. 近年来, 粒子滤波作为一种随机跟踪方法, 在视觉跟踪中得到广泛的研究和应用. 粒子滤波是通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似表达, 即从后验概率中抽取随机状态粒子来表达其概率分布, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态最小方差的估计. 粒子滤波能很好地解决非高斯非线性观测下的目标跟踪问题, 故人们做了大量关于粒子滤波

目标跟踪的研究工作, 但缺乏对场景变化的自适应性, 跟踪效果并不好, 因此出现了自适应粒子滤波目标跟踪方法. 粒子滤波的自适应性主要体现在粒子数的自适应选择、噪声参数的自适应调节和模型的自适应选择3个方面. 粒子数的自适应选择研究始于 Fox D<sup>[3]</sup>, 他采用 KLD 采样技术限制粒子数目. 随后出现了采用分解 KL 距离的粒子数估算模型自适应选择粒子数<sup>[4]</sup>, 根据运动预测的准确程度自适应选择粒子数<sup>[5]</sup>等方法. 噪声参数的自适应调节研究集中在对高斯噪声参数的自适应调节方面, 如根据跟踪中 Bhattacharyya 系数自适应调整均值和方差参数<sup>[6]</sup>, 根据似然概率自适应调整高斯噪声方差<sup>[7]</sup>, 利用当前估计与源目标直方图的相似性自适应调节噪声方差<sup>[8]</sup>. 自适应模型集中在对观测模型及量测模型的自适应研究方面(如从3个观测模型中)自动选择合适模型实现目标跟踪<sup>[9]</sup>, 利用多特征模型建立线性融合量测

收稿日期: 2012-05-13; 修回日期: 2012-12-14.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61170102); 湖南省自然科学基金项目(11JJ3070, 10JJ3002); 湖南省科技厅基金项目(2011FJ3184).

作者简介: 文志强(1973—), 男, 副教授, 博士, 从事图像处理、目标检测、目标跟踪等研究; 朱艳辉(1968—), 女, 教授, 从事文本分类、机器学习等研究.

模型<sup>[10]</sup>等. 上述3种自适应方法可以融合到一个跟踪框架中, 如利用自适应外观模型、自适应速度运动模型、自适应噪声方差和自适应粒子数选择来提高跟踪的稳定性<sup>[11]</sup>. 采用这些自适应方法的目的是增强粒子滤波对环境的适应性, 改善粒子滤波跟踪的性能.

经典粒子滤波方法是通过定义有效粒子数来进行重采样, 以增加粒子的多样性, 减少粒子退化现象, 即当有效粒子数小于阈值时进行重采样. 当前的一些粒子滤波方法(如重要性重采样算法(SIR)<sup>[12]</sup>、辅助粒子滤波算法(APF)<sup>[13]</sup>、正则化粒子滤波算法(RPF)<sup>[12]</sup>和无迹粒子滤波算法(UPF)<sup>[14]</sup>等)都是围绕增加粒子的多样性或重要性分布函数的选择而发展的. 另外, 还可通过修改重采样方法来提高粒子的多样性, 如混沌摄动重采样和加权逼近方法<sup>[15]</sup>, 系统重采样算法<sup>[16]</sup>等. 有效粒子数的大小与粒子权重的方差密切相关, 也直接影响跟踪精度. 文献[17]引入指数退化因子, 通过自适应选择和迭代搜索方法控制有效粒子数, 以减少粒子退化现象. 这种有效粒子数控制方法简单有效, 但对权值的修改与量测模型无关, 跟踪效果的改善不很明显.

受到文献[17]的启发, 本文从另一个角度来设计有效粒子数控制方法, 以改善粒子滤波跟踪的性能. 通过对量测模型中参数的选择和调节实现了对有效粒子数的控制, 给出了控制方法的相关理论及实现算法, 并进行了大量实验分析, 分析结果表明了方法的有效性.

## 1 粒子滤波跟踪算法简介

设图像序列中目标运动的状态方程可表示为

$$\mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{A}(\mathbf{x}_t - \mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{x}_t + \mathbf{e}_t. \quad (1)$$

其中:  $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^d$  为运动目标的状态向量,  $d$  为向量  $\mathbf{x}_t$  的维数,  $\mathbf{A}$  为  $d \times d$  矩阵, 表明目标运动(包括目标的旋转、缩放等)的先验知识. 目标运动的状态方程(1)右边包含3个部分: 第1部分是等号右边的第1项, 为目标运动状态向量变化的预测; 第2部分是当前目标的状态向量  $\mathbf{x}_t$ ; 第3项  $\mathbf{e}_t$  为与状态无关的均值为零向量、协方差为对角单位矩阵的高斯白噪声, 在一定程度上决定了粒子的多样性. 状态方程(1)是一个2阶自回归预测模型<sup>[5]</sup>, 该模型利用前一帧和当前帧的目标参数来预测目标下一个状态, 以缩小解的搜索范围, 适合于目标在视频中的运动轨迹较光滑、目标有部分遮挡和摄像头运动较慢的情形. 目标状态包括3个方面的参数: 目标的位置、长和宽. 因此设状态向量  $\mathbf{x}_t = [x, y, h_x, h_y] \in \mathbb{R}^4$ , 其中  $d = 4$ ,  $x$  和  $y$  表示目标区域的中心位置,  $h_x$  和  $h_y$  表示目标的长和宽. 为方便起见, 取  $\mathbf{A}$  为单位对称矩阵. 跟踪过程中的目标

运动离散形式的量测方程式为

$$y_t = \rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t), \mathbf{q}) + v_t. \quad (2)$$

其中:  $y_t$  为运动目标的量测值,  $\rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t), \mathbf{q})$  为目标模型和候选模型之间的 Bhattacharyya 系数, 有

$$\rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t), \mathbf{q}) = \sum_{u=1}^m (\sqrt{p_u(\mathbf{x}_t) \cdot q_u}). \quad (3)$$

式(2)中的  $v_t$  为与状态无关的均值为零、方差为  $\sigma$  的高斯白噪声. 假定目标模型和候选目标特征的归一化后的颜色直方图分别表示为  $\mathbf{q} = \{q_u\}_{u=1,2,\dots,m}$  和  $\mathbf{p}(\mathbf{x}_t) = \{p_u(\mathbf{x}_t)\}_{u=1,2,\dots,m}$ , 其中  $\mathbf{x}_t$  为候选粒子的目标状态向量,  $m$  为特征值 bin 的个数, 详细可参见文献[1]. 在经典粒子滤波算法中, 第  $t$  时刻的粒子可表示为  $\{\mathbf{x}_t(i), w_t(i)\}$ , 其中  $\mathbf{x}_t(i) \in \mathbb{R}^4$  和  $w_t(i)$  分别表示第  $i$  个粒子及相应的归一化后的重要性权值,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $N$  表示粒子数. 采用下式获取目标状态的最优估计(详细粒子滤波目标跟踪算法可参考文献[5]):

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \sum_{i=1}^N w_t(i) \cdot \mathbf{x}_t(i). \quad (4)$$

## 2 参数对跟踪性能的影响

### 2.1 权值参数及影响

粒子滤波方法的核心问题是式(4)中权值  $w_t(i)$  的计算. 在经典粒子滤波的重要性权值计算中, 权值采用下式进行更新以近似目标概率分布<sup>[12-13]</sup>:

$$w_t(i) \propto w_{t-1}(i) \frac{p(y_t | \mathbf{x}_t(i)) p(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i))}{q(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i), y_t)}. \quad (5)$$

式(5)中, 建议密度  $q(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i), y_t)$  的选择是关键. 目前有两种常用方法, 分别是

$$q(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i), y_t) = p(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i), y_t),$$

$$q(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i), y_t) = p(\mathbf{x}_t(i) | \mathbf{x}_{t-1}(i)).$$

目标跟踪应用中多数选择后者来计算权值, 即  $w_t(i) \propto w_{t-1}(i) p(y_t | \mathbf{x}_t(i))$ . 每时间步使用重采样算法后, 可获得非迭代的粒子权重表达式  $w_t(i) \propto p(y_t | \mathbf{x}_t(i))$ . 目标跟踪中的后验概率分布  $p(y_t | \mathbf{x}_t)$  的求取常采用  $w_t(i) = \exp(-d^2/2\sigma^2)$ <sup>[5-6,10]</sup>, 其中  $\sigma$  为测量噪声模型方差,  $d$  为模板与候选模板之间的距离, 一般采用观察目标直方图与模板直方图之间的距离  $d = \sqrt{1 - \rho^2(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t), \mathbf{q})}$  来计算<sup>[5,10]</sup>, 即得

$$w_t(i) = \exp\left(-\frac{1 - \rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t), \mathbf{q})}{2\sigma^2}\right). \quad (6)$$

其中: 参数  $\sigma$  直接影响权值参数的分布,  $\sigma$  太大或太小都会导致  $w_t(i)$  分布不均匀, 粒子退化. 因此, 参数  $\sigma$  对跟踪结果有较大的影响, 如图1所示. 从图1中可看出, 不管哪种情况, 跟踪误差随着参数  $\sigma$  的增大而增大. 另外, 当  $\sigma$  小于 0.002 时跟踪误差也会增大, 因此  $\sigma$  在一定范围内才能保证好的跟踪精度.

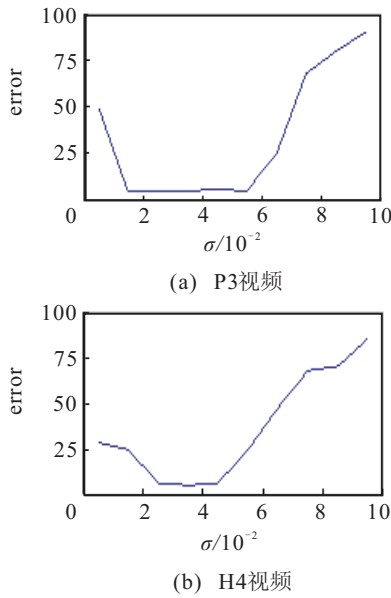


图1 参数  $\sigma$  对跟踪误差的影响 (P3 和 H4 表示视频)

### 2.2 有效粒子数的影响

经典的序贯重要采样 (SIS) 算法存在无法避免的退化问题. 一个解决退化问题的方法是使用重采样, 即当粒子退化严重时, 进行重采样, 保证粒子的有效性. 如何衡量粒子的退化严重性呢? 常用的度量方法是定义一个有效粒子数  $N_{\text{eff}}$ , 当  $N_{\text{eff}}$  较小时表明粒子已发生了退化现象.  $N_{\text{eff}}$  定义为

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^2(i). \tag{7}$$

引入重采样后的 SIS 算法称为粒子滤波器, 该滤波器通过计算有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  来控制重采样. 在实际中,  $N_{\text{eff}}$  值与跟踪误差有很密切的联系, 如图2所示.  $N_{\text{eff}}$  越大, 跟踪误差也越大, 其原因在于  $N_{\text{eff}}$  较大, 每个粒子的权值很接近, 造成粒子间无差别加权平均, 不能很好地描述每个粒子的概率  $p(y_t | \mathbf{x}_t)$ .

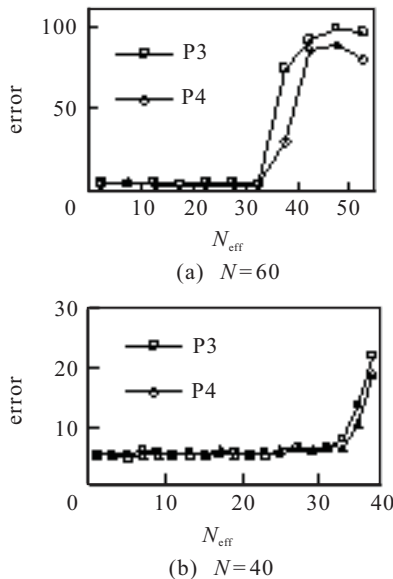


图2 参数  $N_{\text{eff}}$  对目标跟踪误差的影响

### 3 有效粒子数控制方法

从第2节可以看出, 参数  $\sigma$  和  $N_{\text{eff}}$  都对跟踪精度有影响, 它们之间必定存在某种联系. 本节建立了它们之间的联系 (见定理1), 并通过这种联系调节参数  $\sigma$  来控制有效粒子数  $N_{\text{eff}}$ , 以达到提高跟踪准确性的目的, 从而提出一种基于有效粒子数控制的粒子滤波目标跟踪方法.

#### 3.1 相关理论

为了更好地阐述所提出的有效粒子数控制方法, 下面给出相关理论. 先对符号作以说明:  $\text{var}(\tilde{w}_t)$  为权值  $\tilde{w}_t(i)$  ( $1 \leq i \leq N$ ) 的方差;  $\tilde{w}_t(i)$  为与  $\sigma$  相关的归一化权值,  $t$  表示时间 (或帧数);  $\mathbf{x}_t(i)$  为  $t$  时刻第  $i$  个粒子的状态向量, 记  $d_t(i) = 1 - \rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}_t(i)), \mathbf{q})$ , 则  $d_t(i) \geq 0$ .

**引理1** 当  $d_t(i)/\sigma \rightarrow 0$  时,  $\text{var}(\tilde{w}_t)$  随  $\sigma$  单调递减.

**证明** 根据粒子滤波跟踪算法, 有  $w_t(i) = \exp(-d_t^2(i)/2\sigma^2)$ . 当  $d_t(i)/\sigma$  在 0 附近时,  $w_t(i) \approx 1 - d_t^2(i)/2\sigma^2$ . 另外, 易知  $\text{var}(\tilde{w}_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t^2(i) - \frac{1}{N^2}$ ,

其中  $\tilde{w}_t(i) = w_t(i) / \sum_{i=1}^N w_t(i)$ . 因此, 对  $\text{var}(\tilde{w}_t)$  关于  $\sigma$  求导, 得

$$\Delta \text{var}(\tilde{w}_t) = \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t(i) \Delta \tilde{w}_t(i).$$

则

$$\begin{aligned} \Delta \text{var}(\tilde{w}_t) &= \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t(i) \Delta \frac{1 - d_t^2(i)/2\sigma^2}{N - \sum_{j=1}^N d_t^2(j)/2\sigma^2} = \\ &= \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t(i) \Delta \frac{2\sigma^2 - d_t^2(i)}{2N\sigma^2 - \sum_{j=1}^N d_t^2(j)} = \\ &= \frac{2}{N} \sum_{i=1}^N \tilde{w}_t(i) \frac{4\sigma \left( N d_t^2(i) - \sum_{j=1}^N d_t^2(j) \right)}{\left( 2N\sigma^2 - \sum_{j=1}^N d_t^2(j) \right)^2} = \\ &= \frac{8\sigma}{2N\sigma^2 \left( 2N\sigma^2 - \sum_{j=1}^N d_t^2(j) \right)^2} \times \\ &= \left( \left( \sum_{i=1}^N d_t^2(i) \right)^2 - N \sum_{i=1}^N d_t^4(i) \right) \leq 0. \end{aligned} \tag{8}$$

当且仅当  $d_t^2(1) = d_t^2(2) = \dots = d_t^2(N)$  时, 等号成立. 根据粒子滤波跟踪算法, 易知  $d_t^2(1) = d_t^2(2) = \dots = d_t^2(N)$  不可能同时成立, 则  $\Delta \text{var}(\tilde{w}_t) < 0$ , 因此,

$\text{var}(\tilde{w}_t)$  随  $\sigma$  增大而单调递减.  $\square$

**定理 1** 给定  $\sigma_1$  和  $\sigma_2$ , 假设  $\sigma_1 > \sigma_2 > 0$ , 则有  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma_1)) > N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma_2))$ .

**证明** 因为

$$\text{var}(\tilde{w}_t) = \frac{1}{N \cdot N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma))} - \frac{1}{N^2},$$

由引理 1 可知,  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma))$  随  $\sigma$  增大而单调递增, 所以  $\sigma_1 > \sigma_2 > 0$ , 有  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma_1)) > N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma_2))$ .  $\square$

$N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma))$  具有如下性质:  $1 < N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) \leq N$ , 且当  $\sigma \rightarrow \infty$  时,  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) = N$ .

根据柯西不等式 (8), 有

$$\left( \sum_{i=1}^N w_t(i) \right)^2 \leq N \sum_{i=1}^N w_t^2(i),$$

则

$$N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) = \frac{\left( \sum_{i=1}^N w_t(i) \right)^2}{\sum_{i=1}^N w_t^2(i)} \leq N.$$

当且仅当  $w_t(1) = \dots = w_t(N)$  时, 即  $\sigma$  趋于无穷大时, 满足  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) = N$ .

又因

$$N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) = \frac{\left( \sum_{i=1}^N w_t(i) \right)^2}{\sum_{i=1}^N w_t^2(i)} \geq$$

$$\frac{\sum_{i=1}^N w_t^2(i)}{\sum_{i=1}^N w_t^2(i)} = 1,$$

当且仅当  $\exists w_t(i) = 1$  且  $\forall w_t(j) = 0, 1 \leq i, j \leq N$  及  $j \neq i$  时,  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) = 1$ . 事实上  $w_t(i) > 0, i = 1, 2, \dots, N$ , 所以  $N_{\text{eff}}(\tilde{w}_t(\sigma)) > 1$ .

由定理 1 知, 有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  随着  $\sigma$  单调递增, 可以设计算法不断修改  $\sigma$  值来达到控制有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  的目的.

### 3.2 基于有效粒子数控制的粒子滤波算法

根据上述理论, 结合当前粒子滤波跟踪算法, 提出基于有效粒子数控制的粒子滤波目标跟踪算法 (NPF), 如算法 1 所示. 通过算法 1 中的 Step 4 ~ Step 7, 可以把有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  控制在 (Thresh1, Thresh2) 范围内. 但算法 Step 7 中, 有可能出现当  $k$  为零时, 或  $\sigma$  趋于很小的情形. 因此, 在算法的 Step 6 中, 还需补充一个转至 Step 7 的条件: 假如  $k = 1$  或  $\sigma < \epsilon$  时转至 Step 7, 其中  $\epsilon$  为一个很小的数, 控制权值  $w_{t+1}(i)$  不为无穷小.

**算法 1** 粒子滤波目标跟踪算法.

**Step 1:** 从先验分布  $p(\mathbf{x}_0)$  中进行抽样, 生成  $N$  个服从  $p(\mathbf{x}_0)$  分布的随机样本  $\{\mathbf{x}_0(i), w_0(i)\}$ , 其中  $w_0(i) = 1/N, i = 1, 2, \dots, N$ , 并且  $t = 0$ .

**Step 2:** 预测, 生成  $N$  个服从  $p(\mathbf{e}_t)$  分布的随机变量  $\{\mathbf{e}_t(i)\}$ , 然后按式 (1) 进行预测, 得  $\mathbf{x}_{t+1}(i)$ .

**Step 3:** 初始化  $\sigma'$ , 阈值 Thresh1 和 Thresh2 满足  $\text{Thresh1} < \text{Thresh2}, k = N, \sigma = \sigma'$ .

**Step 4:** 权值计算, 使用式 (6) 计算  $w_{t+1}(i)$ .

**Step 5:** 归一化  $w_{t+1}(i)$  权值, 得  $\tilde{w}_{t+1}(i)$ , 且计算有效粒子数  $N_{\text{eff}}$ .

**Step 6:** 假如  $N_{\text{eff}} > \text{Thresh1}$  且  $N_{\text{eff}} < \text{Thresh2}$ , 则转至 Step 7; 否则修改  $\sigma$  的值. 假如  $N_{\text{eff}} > \text{Thresh2}$ , 则令  $k = k - 1, \sigma = \sigma' * k/N$ ; 否则,  $k = k + 1, \sigma = \sigma' * k/N$ . 转至 Step 4.

**Step 7:** 计算目标跟踪结果, 如式 (4) 所示.

**Step 8:** 重采样, 得  $\mathbf{x}_{t+1} \sim \{\mathbf{x}_{t+1}(i), \tilde{w}_{t+1}(i)\}$ ,  $\tilde{w}_{t+1}(i) = 1/N$ .

**Step 9:** 令  $t = t + 1$ , 转至 Step 2.

### 3.3 分析讨论

通过实验来讨论有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  关于  $\sigma$  值的单调递增特性. 在目标跟踪实验中采用两组实验, 分别是 H4 和 P3 视频前 4 帧上的  $N_{\text{eff}}$  关于  $\sigma$  值的实验, 且粒子总数分别设为 40, 80, 100, 200. 可绘制出  $N_{\text{eff}}$  随  $\sigma$  值变化的曲线描述, 如图 3 所示, 图中从左至右, 从上至下的粒子总数  $N$  分别为 40, 80, 100, 200. 由图 3 可看出,  $\sigma$  值变大时,  $N_{\text{eff}}$  增大, 无论哪种情况最后都收敛于粒子总数  $N$ , 同时也验证了  $N_{\text{eff}}$  的性质.

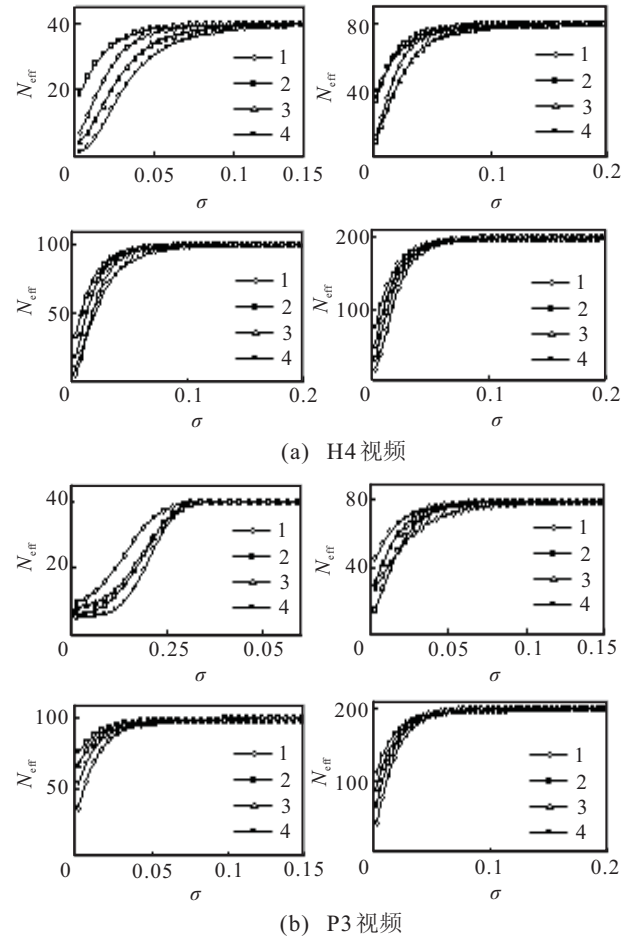


图 3 不同  $N$  时  $N_{\text{eff}}$  关于参数  $\sigma$  的收敛过程

在图3中,  $\sigma$  值不能为0或无穷.  $\sigma$  值的初始值对算法1非常重要,  $\sigma$  值的选择既要保证重采样时粒子的有效性, 又要保证重采样后粒子的多样性. 下面给出一种自适应估计方法来确定  $\sigma$  的初始值. 设  $d = 1 - \rho(\mathbf{p}(\mathbf{x}), \mathbf{q})$  (为了简便, 省略  $t$ ), 则  $d \geq 0$ , 对  $N$  个粒子分别获得  $d_1, d_2, \dots, d_N$ .  $d$  分别取  $\min(d_1, d_2, \dots, d_N)$ ,  $\max(d_1, d_2, \dots, d_N)$ , 采用下式:

$$\sigma = \sqrt{-\frac{d^2}{2 \log p}} \quad (9)$$

计算  $\sigma$  值, 得到  $\sigma_{\min}$  和  $\sigma_{\max}$ , 并令  $\sigma = (\sigma_{\min} + \sigma_{\max})/2$ . 式(9)中  $p$  为给定的参数, 满足  $0 < p < 1$ . 图4(a)表示  $p = 0.1 \sim 0.9$  范围内的跟踪误差; 图4(b)表示  $p = 0.01 \sim 0.09$  范围内的跟踪误差. 从图4中可看出, 参数  $p$  对跟踪误差的影响相对稳定, 供选择的范围较广, 可选择  $p = 0.01 \sim 0.5$  之间的值, 实验中取  $p = 0.05$ .

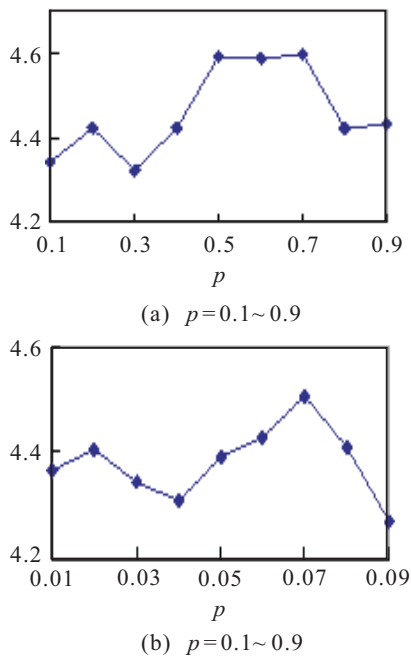


图4 不同参数  $p$  的跟踪误差

## 4 实验结果及分析

为更好地说明本文算法的有效性, 对8组由不同目标组成的视频数据进行跟踪实验, 视频数据中有头部(H1~H4)和人体(P1~P4)两类目标. H1~H4来自公共数据集 (<http://www.ces.clemson.edu/stb/research/headtracker/seq>), P1来自PETS2001数据集 (<ftp://ftp.pets.rdg.ac.uk/pub/PETS2001>), P2来自CAVIAR数据集 (<http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR>). 视频P3和P4为作者从不同场景下监控系统采集的视频数据. 图5给出了视频数据集中相应目标形式, 视频数据集中H1, H2, H3, H4中的头部运动相对较快, 而且会出现突然加速的运动, H4中目标有遮挡情形; P2中的环境较复杂, 光照干扰大; P1, P3, P4中的目标运动速度较慢, 而且环境干扰小. 采用VC++6.0和Open CV作

为编程工具, 假设已知目标大小及其初始位置.



图5 实验视频集

### 4.1 跟踪性能评价方法

跟踪误差定义为跟踪方法估计参数与手工标定参数之间的偏差, 估计跟踪参数主要考虑目标参数(位置、长、宽). 定义第  $t$  帧跟踪误差  $\text{error}_t$  为测量参数向量与真实参数向量之间的欧式范数, 即

$$\text{error}_t = \|\mathbf{x}_t - \mathbf{y}_t\|_2. \quad (10)$$

其中: 向量  $\mathbf{x}_t$  表示由算法获取被跟踪目标在第  $t$  帧的参数向量; 向量  $\mathbf{y}_t$  表示被跟踪目标在第  $t$  帧中的真实参数向量. 视频H1, H2, H3, H4及P1实验用的参数  $\mathbf{y}_t$  来自Maggio提供的数据 (<http://www.eecs.qmul.ac.uk/~andrea/multi-feature.html>), P2, P3和P4的参数  $\mathbf{y}_t$  为作者通过手工方式进行标定的. 跟踪目标与时间相关, 单纯地用第  $t$  帧跟踪偏差无法度量跟踪方法的好坏, 需在一段跟踪时间内来评价跟踪方法的性能, 所以定义平均跟踪误差为

$$\widehat{\text{error}} = \sum_{t=1}^{NF} \text{error}_t / NF, \quad (11)$$

其中NF为一段跟踪时间内获得的视频帧数. 粒子滤波是一个概率算法, 因此, 跟踪程序在每个数据集的序列中运行10次, 获取每次的  $\widehat{\text{error}}$ , 然后计算其平均值, 以多次测量的平均值(表示为  $\text{error}$ )来度量算法的跟踪误差.

### 4.2 实验结果比较

为了验证所提出方法的有效性, 将所提出的方法(NPF)与类似的算法进行实验比较, 这些方法包括经典算法粒子滤波(PF)跟踪方法, 自适应粒子滤波(APF)跟踪方法<sup>[20]</sup>, 无迹粒子滤波方法(UPF)<sup>[14]</sup>和正则粒子滤波方法(RPF)<sup>[12]</sup>. 实验中涉及到的跟踪方法阈值参数设置如表1所示. 其中  $N_{\text{thr}}$  为APF中所需的阈值,  $T$  为PF, RPF和UPF方法中的阈值,  $N$  为粒子数, 状态噪声  $\mathbf{e}_t$  采用满足均值为0向量、方差为单位对角阵的多维高斯噪声.

表1 阈值参数

视频	Thresh1	Thresh2	$N_{thr}$	$N$	$T$
H1, H2, H3, H4	15	20	20	40	20
P1, P2	25	30	30	60	30
P3, P4	10	15	20	40	20

图6给出了针对视频H1的NPF与APF实验结果比较,其中:白框表示NPF跟踪,黑框表示APF跟踪,白框包含的目标比黑框包含的目标更多一些,甚至当有部分遮挡(329帧,336帧,360帧)时,仍能保证有较好的跟踪效果,也就是说NPF方法的跟踪目标更准一些。

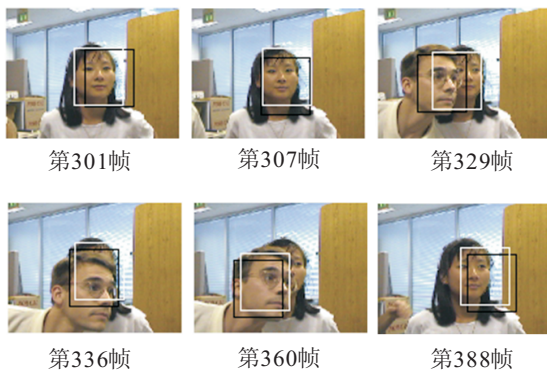


图6 跟踪效果比较示例帧(H1)

图7给出了3个算法(PF, APF和NPF)在视频H1上每帧跟踪误差( $error_t$ )的比较示意图。从图7中可以看出,APF的误差明显大于PF和NPF的跟踪误差,且PF与NPF的跟踪误差比较接近,但NPF的跟踪误差( $error$ )要低于PF。

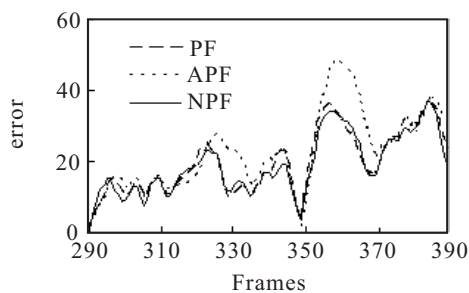


图7 视频H1上的跟踪误差比较

8组视频数据使用5种粒子滤波(NPF, RPF, UPF, RPF和UPF)跟踪的误差比较如图8所示,可看出NPF的误差 $error$ 要好于其他4种方法,说明本文方法是有效的。另外,当目标运动速度较快或有突然加快现象时,跟踪效果均较差,如H1、H2、H3、H4实验中平均误差较大;如果背景或光照干扰较大时,也会造成平均误差较大,如P2中的跟踪实验;如果目标运动较慢或环境干扰较少,则跟踪精度较高,如P1、P3、P4中的跟踪误差较小。

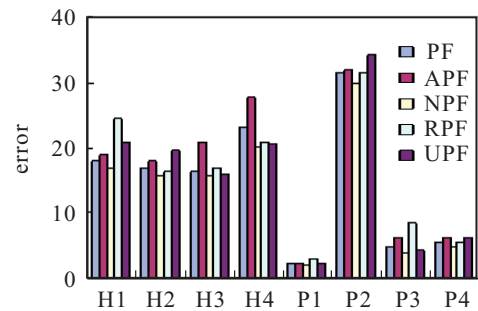


图8 跟踪平均误差的对比

## 5 结论

针对粒子滤波目标跟踪中的自适应性,本文提出一种有效粒子数的控制方法,以提高粒子滤波跟踪方法对环境的适应能力。其特点是通过测量模型中参数 $\sigma$ 的调节和优化达到对有效粒子数控制的目的。为了说明本文方法的可行性,给出了参数 $\sigma$ 关于有效粒子数单调递增的理论,并给出了有效粒子数的控制方法。最后,建立了评价跟踪性能的方法,通过大量实验及比较,验证了本文方法的有效性。虽然本文方法实现的跟踪效果有所改进,但实际上还有其他一些因素会影响跟踪性能,如目标模型的有效性,多特征融合等,这些都是下一步的研究内容。

## 参考文献(References)

- [1] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Trans on PAMI, 2003, 25(5): 564-577.
- [2] Zimmermann K, Matas J, Svoboda T. Tracking by an optimal sequence of linear predictors[J]. IEEE Trans on PAMI, 2009, 31(4): 677-692.
- [3] Fox D. Adapting the sample size in particle filters through KLD-sampling[J]. The Int J of Robotics Research, 2003, 22(1): 985-1003.
- [4] Straka O, Simand M. Adaptive particle filter with fixed empirical density quality[C]. Proc of the 17th World Congress and the Int Federation of Automatic Control. Amsterdam: Elsevier, 2008: 6484-6489.
- [5] 常发亮, 马丽, 刘增晓, 等. 复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J]. 电子学报, 2006, 12(12): 2150-2153.
- [6] (Chang F L, Ma L, Liu Z X, et al. Target tracking based on adaptive particle filter under complex background[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 12(12): 2150-2153.)  
查宇飞, 毕笃彦. 一种基于粒子滤波的自适应运动目标跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(1): 93-95.  
(Zha Y F, Bi D Y. An adaptive particle filter for moving objects tracking[J]. J of Electronics and Information Technology, 2007, 29(1): 93-95.)

(下转第1360页)