

# 基于动态多特征融合策略的粒子滤波跟踪算法研究

吴 韬, 曹 洁

(兰州理工大学电气工程与信息工程学院 甘肃兰州, 730050)

**摘要:** 图像序列目标跟踪技术在军用和民用上都有十分重要的意义, 粒子滤波利用蒙特卡罗方法完成贝叶斯递推, 在非线性、非高斯系统中得到了广泛的应用并取得了良好的效果。但其自身也存在粒子贫化、建议分布选择以及实时性等弊端。本文利用粒子滤波算法将运动目标特征有效融合, 实验结果表明, 对缓解粒子贫化问题, 跟踪的鲁棒性有一定的效果。

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波; 多特征信息融合

**Abstract:** Target tracking technology in sequence images has a very important meaning to military and civilian. Particle filter accomplished through Monte Carlo simulation method to achieve recursive Bayesian filtering has become a leading research and development trend in the field of target tracking. But there also exist the particles impoverishment, proposal distribution choice and real-time issue. Particle filtering algorithm based on dynamic multi-feature fusion strategy is presented in this paper. Experimental results show that the algorithm improves tracking robustness and is effective to increase the diversity of particles and alleviate the problem of particles impoverishment due to particle Resampling.

**Key words:** Target Tracking; Particle Filter; Multi-features fusion

中图分类号: TP273+.4

文献标识码: A

文章编号: 1001-9227 (2014) 04-0047-02

## 0 引言

贝叶斯框架下的经典滤波算法有卡尔曼滤波以及以其为基础的滤波理论,如EKF、UKF等,卡尔曼滤波在系统是线性,噪声分布为高斯时可以得到系统的最优估计,EKF、UKF则可用于非线性程度不高的系统中。这些约束条件在实际当中往往难以实现,基于序列蒙特卡洛方法的粒子滤波算法很好的解决了非线性、非高斯系统的状态估计。本文在粒子滤波理论框架下,针对运动目标提取颜色、纹理特征,并将这两种信息自适应的动态融合,仿真结果验证了此方法的有效性。

## 1 粒子滤波

粒子滤波理论基于蒙特卡洛思想采用递推估计方法“滤出”目标状态,每个样本粒子表示目标可能的一个状态,而目标真实情况也存在于这个状态空间中,粒子与真实状态间的相似程度作为其赋权值依据,后验概率密度,即目标运动状态估计值可利用粒子权值近似<sup>[1]</sup>。基本思想如下:

假设描述后验概率密度  $p(x_{0:k}|y_{1:k})$  是一组具有权值的随机样本集合  $\{x_{0:k}^i, \omega_k^i\}_{i=1}^{N_t}$ , 这里  $\{x_{0:k}^i, i=0, \dots, N_t\}$  为一组独立同分布的随机样本, 各个样本对应的权值集合是  $\{\omega_k^i, i=0, \dots, N_t\}$ 。权值经过归一化处理, 即  $\sum_i \omega_k^i = 1$ , 则  $k$  时刻的后验概率密度可表示为:

$$p(x_{0:k}|y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_t} \omega_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i)$$

## 2 系统状态转移模型

系统的状态转移即是粒子的传播过程, 目标的状态更新依此进行<sup>[2]</sup>。以智能交通中车辆跟踪为例, 传播过程常被当作一种随机运动过程, 满足一阶自回归, 即:

$$x_{t+1} = Ax_t + Bv_t \quad (1)$$

其中,  $x_{t+1}$  代表目标在  $t+1$  时刻的状态,  $v_t$  是归一化噪声量,  $A$ 、 $B$  则是常数。状态转移模型可描述为:

$$x_{t+1} = \begin{pmatrix} 1 & \Delta T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} x_t + \begin{pmatrix} \frac{\Delta T^2}{2} & 0 & 0 & 0 \\ \Delta T & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & \Delta T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} v_t \quad (2)$$

每个粒子依据上式进行传播, 是否合理还有待下一步利用实际观测值来验证。

## 3 系统的观测模型

系统观测的过程就是利用获得的观测值对状态转移验证的过程。本文对利用的特征是车辆的颜色和纹理特征。定义似然函数  $p(y_k|x_k^i)$ :

$$p(y_k|x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

这里,  $d_i$  为第  $i$  个粒子与真实值之间的距离,  $\sigma$  为高斯方差。

### 3.1 颜色观测模型

本文对颜色特征提取采用RGB颜色空间下的核加权直方图进行<sup>[3]</sup>, 首先将目标区域的颜色分布量化, 且定义颜色量化函数为  $b: R^2 \rightarrow \{1, 2, \dots, m\}$ 。假设目标的状态为  $X_i$ , 中心坐标  $x = (x, y)$ , 目标区域内像素位置  $x_i = (x_i, y_i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, n$ ,  $n$  为像素总数。则  $\hat{p}_c(x) = \left\{ \hat{p}_c^{(u)}(x) \right\}_{u=1, 2, \dots, m}$  颜色概率分布可计算如下:

$$\hat{p}_c^{(u)}(x) = f \sum_{i=1}^n k(\|x - x_i\|/a) \delta[b(x_i) - u] \quad (4)$$

这里,  $a = \sqrt{h_x^2 + h_y^2}$  控制区域大小,  $\delta(\cdot)$  是 Kronecker Delta 函数。  $f$  定义为:

$$f = \sum_{i=1}^n 1/k(\|x - x_i\|/a)$$

$k(\cdot)$  可按离区域中心点的距离定义, 即

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2 & r < 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中:  $r$  表示某个位置区域中心的距离。同理候选区域颜色分布求解方式相同, 并表示为  $\hat{q}_c(x)$ 。计算候选区域的似然可选择 Bhattacharyya 距离进行衡量。表示如下:

$$d_c = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_c^{(u)}(x) \hat{q}_c^{(u)}}} \quad (5)$$

如此就可以计算颜色似然函数  $p_{color}(y_k | x_k^i)$ :

$$p_{color}(y_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_c} \exp\left(-\frac{d_c^2}{2\sigma_c^2}\right) \quad (6)$$

### 3.2 纹理观测模型

鉴于本文实验环境, 为提高跟踪实时性, 本文采用 Haar 小波获得目标的纹理特征, 计算简单并能提取较为充实的纹理信息。图像被分解为十个频率子带, 纹理特征由各子频带的能量  $e$  表示<sup>[4]</sup>, 计算如下:

$$e_m = \frac{1}{MP} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^P |x(i,j)| \quad (7)$$

其中,  $x(i,j)$  是对应点的小波系数,  $P$ 、 $M$  是各子带图像的宽和长。整个图像的纹理特征可由特征向量  $p_i$  来表示:

$$p_i = \{e_{HL1}, e_{LM1}, e_{HM1}, e_{HL2}, e_{LM2}, e_{HM2}, e_{HL3}, e_{LM3}, e_{HM3}\} \quad (8)$$

对  $p_i$  进行归一化处理, 定义向量  $\hat{p}_i$ 。对于纹理特征, 同样选择 Bhattacharyya 距离进行相似程度的衡量, 计算如下:

$$d_t = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^9 \sqrt{\hat{p}_i^{(u)}(x) \hat{q}_t^{(u)}}} \quad (9)$$

上式中,  $\hat{P}_i(x) = \{\hat{p}_i^{(u)}(x)\}_{u=1,2,\dots,9}$  表示目标模板的纹理特征,  $\hat{q}_t(x)$

表示候选区域的纹理特征。纹理似然函数  $p_{texture}(y_k | x_k^i)$  可计算如下:

$$p_{texture}(y_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_t} \exp\left(-\frac{d_t^2}{2\sigma_t^2}\right) \quad (10)$$

### 3.3 颜色、纹理特征的融合策略

多特征融合策略中, 乘性、加权融合是最为常用的方式。前者获得最优的条件是特征相互独立, 实际情况并不总满足且对噪声放大会导致估计出错。后者对噪声不敏感, 但可信度不高<sup>[5]</sup>。本文采取动态自适应融合策略, 在粒子滤波不需要重采样时选择乘性融合, 而粒子退化重采样时则利用加性融合, 公式分别为 (10)、(11)。

$$p_{fused}(y_k | x_k^i) = p_{color}(y_k | x_k^i)^\alpha p_{texture}(y_k | x_k^i)^\beta \quad (11)$$

$$p_{fused}(y_k | x_k^i) = \alpha p_{color}(y_k | x_k^i) + \beta p_{texture}(y_k | x_k^i) \quad (12)$$

$$\alpha = p_{color}(y_k | x_k^i) / [p_{color}(y_k | x_k^i) + p_{texture}(y_k | x_k^i)] \quad (13)$$

且满足  $\beta = 1 - \alpha$ ,  $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$ ;

## 4 算法流程

Step1: 初始化, 设置初始状态  $x_0^i \sim p(x_0)$ ,

$\omega_0 = \frac{1}{N_s}, i = 1, \dots, N_s$ ,  $p(x_0)$  为已知先验分布,  $N_s$  为粒子个数;

由公式 (4)、(7)、(8) 计算目标模板的颜色、纹理分布;

Step2: 设定  $k = k + 1, i = 1, 2, \dots, N_s$ , 由式 (1) 预测粒子  $x_k^i$ ;

(2) 由式 (6)、(10) 计算各粒子颜色、纹理似然;

(3) 计算  $\alpha, \beta$ , 选取融合方式, 计算融合后的各粒子似然;

(4) 计算各粒子权值  $\omega_k^i$ , 并归一化权重;

Step3: 计算  $\hat{N}_{eff}$ , 判断是否进行重采样。

Step4: 输出状态估计:  $\hat{x}_k = E(x_k) = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{\omega}_k^i x_k^i$

Step5: 判断是否结束, 否则返回 Step2。

## 5 实验结果

本文算法以视频图像序列中单目标跟踪为例进行了实验, 实验结果如下:



图3 视频第23帧



图4 视频第43帧



图6 视频第130帧

## 6 结论

实验结果表明, 该算法在本视场环境中实现对单个目标的可靠跟踪, 验证了算法的有效性。在多目标情况下如何能更为有效的实现粒子滤波算法是值得继续深入的课题。此外, 对非刚性目标的跟踪问题仍有待研究。

### 参考文献

- [1] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 第一版, 北京, 科学出版社, 2001.
- [2] 杨晓峰, 张桂林. 一种基于仿射变换模型的目标跟踪算法[M]. 计算机与数字工程, 2005, 第33卷第12期.
- [3] 贾君霞, 王小鹏, 任恩恩. 基于全局特征的图像检索技术[M]. 自动化与仪器仪表, 2011(1)
- [4] 孙君顶, 马媛媛. 纹理特征研究综述, 计算机系统应用[M]. 2010年第19卷第6期
- [5] 钟小品, 薛建儒. 基于融合策略自适应的多线索跟踪方法[M]. 电子信息学报, 2007, 29(5).