

嵌入 Mean Shift 的粒子滤波目标跟踪算法^①

侯一民, 贺子龙

(东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 132012)

摘要: 传统的粒子滤波算法通常使用大量粒子表示目标状态的后验概率密度函数, 算法的计算量较大, 跟踪的实时性较差, 且无法对快速、遮挡目标进行准确跟踪. 针对以上问题, 提出了一种嵌入 Mean Shift(均值偏移)的粒子滤波算法, 该方法充分利用了 Mean Shift 聚类作用, 使得粒子分布更加合理, 不但提高了粒子的多样性, 而且有效减少了描述目标状态的粒子数目. 实验结果表明, 改进的目标跟踪算法具有较强的鲁棒性和较好的实时性.

关键词: 粒子滤波; Mean Shift; 目标跟踪; 实时性

Particle Filter Algorithm Inserting Mean Shift for Object Tracking

HOU Yi-Min, HE Zi-Long

(School of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: Traditional particle filter algorithm needs a large number of particles to show posteriori probability density function of object state, the calculation of this algorithm is large, and the real-time of tracking is poor, so it is hard to track fast and sheltered object accurately. Considering above problems, this paper proposes a new algorithm that is inserting Mean Shift into particle filter algorithm, this method can make full use of clustering effect of Mean shift to make particles distributed more reasonably, which not only improves the diversity of the particles but also greatly reduces the number of particles used to describe object state. The experimental results show that the improved algorithm has stronger robustness and better real-time performance.

Key words: particle filter; mean Shift; object tracking; real-time performance

目标跟踪问题是计算机视觉领域的重要研究课题之一, 在现实生活中有着广泛的应用. 粒子滤波是一种基于重要性采样的递归贝叶斯滤波技术^[1], 其核心思想是用一组加权采样粒子来表示状态后验概率密度函数^[2-4]. 该算法能够很好地解决系统非线性、噪声非高斯的跟踪问题, 且具有多峰特性. 但其忽略了当前的观测值, 因此需要大量采样粒子来表示目标状态, 这样势必会增加计算的复杂程度, 然而减少采样粒子数, 则可能导致采样匮乏.

针对以上问题, 许多国内外学者展开深入研究, 并且取得了不错的成果. 文献[5]提出了一种结合颜色直方图与粒子滤波的目标跟踪算法, 该算法适用于刚性目标跟踪, 算法简单, 实时性较强; 文献[6]提出了一种根据当前观测数据进行采样的粒子滤波算法, 该

算法利用目标状态的后验概率的核密度估计修正采样的位置和权值, 提高了采样的效率; 文献[7]提出了基于加权颜色概率模型的自适应粒子滤波算法, 提高了算法的跟踪精度; 文献[8]提出了一种将粒子滤波和 CamShift 相结合的多特征视觉跟踪方法, 该方法通过 CamShift 对粒子的位置和尺度进行优化, 使得粒子的利用效率得到提高, 跟踪的鲁棒性较好; 文献[9]提出了卡尔曼与粒子滤波相结合的目标跟踪算法, 该方法利用重要区域的目标颜色直方图统计模型对目标进行建模, 跟踪的准确性得到很大提升; 文献[10]提出了基于 Camshift 和 Particle Filter 融合算法, 该算法首先利用粒子滤波算法来自动搜索小目标的初始位置, 然后利用 Camshift 的快速收敛性能跟踪小目标, 具有较高的鲁棒性和较好的实时性.

① 基金项目:国家自然科学基金(60662003);吉林省教育厅“十二五”科研规划项目([2011]80);吉林市科技计划(201162505)

收稿时间:2012-05-22;收到修改稿时间:2012-06-19

针对传统粒子滤波算法无法满足跟踪实时性要求, 考虑到 Mean Shift 算法的优点, 本文提出了一种嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法. 该算法的基本思想是将 Mean Shift 算法嵌入到粒子滤波框架中, 充分利用 Mean Shift 的聚类作用, 使得粒子分布更加接近目标的真实位置, 因而有效地减少了描述目标状态的粒子数量, 提高了整体算法跟踪的实时性和鲁棒性.

1 粒子滤波算法原理描述

粒子滤波是一种通过蒙特卡罗仿真实现递归贝叶斯滤波方法. 其核心思想是用一组加权采样 $\{x_i^k, w_i^k\}_{i=1}^{N_s}$ 表示状态的后验概率密度函数, 根据采样和权值计算估计目标状态. 滤波包括预测和更新两个阶段. 在预测阶段, 先验概率密度 $p(x_k | z_{1:k-1})$ 可以通过下式递归求的, 即:

$$p(x_k | z_{1:k-1}) = \int p(x_k | x_{k-1}) p(x_{k-1} | z_{1:k-1}) dx_{k-1} \quad (1)$$

其中 $p(x_k | x_{k-1})$ 为状态转移函数.

在更新阶段, 利用 k 时刻的观测值 z_k 修正 $p(x_k | z_{1:k-1})$, 得到 k 时刻状态的后验概率密度 $p(x_k | z_{1:k})$, 其表达式如下:

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} \quad (2)$$

用粒子的权值表示状态的后验概率密度, 权值可以通过下式求得:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} \frac{p(y_k | x_k^{(i)}) p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})}{q(x_k^{(i)} | x_{0:k-1}^{(i)}, z_k)} \quad (3)$$

在传统的粒子滤波算法中将状态转移分布函数作为建议分布函数, 即 $q(x_k^{(i)} | x_{0:k-1}^{(i)}, z_k) = p(x_k^{(i)} | x_{k-1}^{(i)})$, 则可得:

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(z_k | x_k^{(i)}) \quad (4)$$

需要对粒子权值进行归一化处理, 即:

$$\tilde{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^N w_k^{(i)}} \quad (5)$$

目标在 K 时刻状态输出计算如下:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \tilde{x}_k^{(i)} \tilde{w}_k^{(i)} \quad (6)$$

2 Mean Shift算法描述

1) 目标模型和候选模型描述

q_u 、 p_u 分别表示目标模型和候选模型的颜色直方图概率密度, m 为直方图量化等级, 对目标和候选模型分别进行如下建模:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (7)$$

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u] \quad (8)$$

其中 x_0 表示目标的中心位置; $k(\bullet)$ 是核函数; u 为直方图的颜色索引, 范围是 $1 \sim m$; $\delta(x)$ 为 Kronecker delta 函数; C 和 C_h 为归一化系数; h 为核函数带宽.

2) 相似性度量

用 Bhattachayya 似度测量函数将两种模型进行匹配, 定义其如下:

$$\rho(y) \equiv \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (9)$$

其中 $\rho(y)$ 的值越大, 表示两个模型越相似, 其值在 $0 \sim 1$ 之间.

3) 目标定位

将前一帧目标位置 y_0 作为当前帧目标中心位置, 从这一点开始进行最优匹配, 将 $\rho(y)$ 在 y_0 点进行泰勒展开, 得到 Bhattachayya 相似性度量函数近似如下:

$$\rho(\rho(y), q) = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \quad (10)$$

式(10)的前一项为常量, 欲得到两个模型最大匹配, 等式右边得第二项必须达到最大, 因此只需计算后一项的 Mean Shift 向量即可.

候选区域中心 y_0 向真实区域 y_1 移动的 Mean Shift 向量定义如下:

$$m_{h,G}(x) = y_1 - y_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} w_i x_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g\left(\left\|\frac{y_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)} - y_0 \quad (11)$$

其中 $g(x) = -k'(x)$, 由此可见 Mean Shift 算法原理是由初始点 y_0 起, 以两个模型颜色最相似的方向移动, 直到得到最优目标位置。

3 嵌入 MeanShift 的粒子滤波算法描述

传统粒子滤波算法的系统是非线性的, 且具有多峰特性。但是该算法需要大量粒子来表示目标状态, 算法的实时性较差, 当目标完全被遮挡时, 跟踪的鲁棒性较差。本文将 Mean Shift 算法嵌入到粒子滤波框架中, 利用 Mean Shift 算法的聚类作用, 将粒子滤波输出的状态估计值进行迭代, 使得粒子的分布更加接近目标的真实位置, 这样就可以用少量粒子来描述目标的状态。由于粒子的数目减少, 使得算法的耗时也相应减少。

3.1 系统动态模型设计

系统的动态模型描述了目标状态随时间的转移过程, 也就是粒子的传播过程。在二维视频图像目标跟踪中, 采用目标位置以及运动速度作为系统状态向量

$s_{0:k}^i = \{x_k^i, y_k^i; \dot{x}_k^i, \dot{y}_k^i\}$ 。其中, x_k^i, y_k^i 分别表示目标中心坐标, \dot{x}_k^i, \dot{y}_k^i 分别表示目标速度在坐标轴上的投影, 计算连续 n 帧目标的速度均值如下:

$$\begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{k-1} \\ y_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \dot{x}_k \\ \dot{y}_k \end{bmatrix} + A v_k \quad (12)$$

其中 \dot{x}_k, \dot{y}_k 表示连续 n 帧目标速度均值; v_k 为随机数; $A = [a_1, a_2]^T$, a_1, a_2 为常数, 称为粒子的半传播半径。因此, 可以得到粒子的表示形式为 $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 。

3.2 系统观测模型设计

在“假设”了目标的状态传播过程后, 还需要利用系统观测模型得到的观测值是对采样粒子的状态值进行测量修正。系统观测模型建立的目的是将与实际状态相近的粒子赋予较大权值, 其实质是一个相似性度量过程。这里采用目标加核颜色直方图作为粒子对

应的目标状态的特征描述, 然后用 Bhattacharyya 系数度量第 i 个粒子与目标模板的相似程度, 由此可得观测值的概率密度函数为:

$$p(z_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (13)$$

其中 d_i 为相似距离为, $d_i = \sqrt{1 - \rho_i(y)}$, $\rho_i(y)$ 可由上式(12)计算得出。

相应的粒子权值更新如下:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad (14)$$

3.3 算法流程

传统粒子滤波得到的目标状态可能与目标的真实状态有一定的出入, 以状态估计值为初始迭代点, 将 Mean Shift 分析用于每一个粒子。通过迭代聚类之后, 将 Mean Shift 的迭代结果作为目标真实状态输出, 那些接近目标真实位置的粒子获得较大权值, 使得所有粒子的分布更靠近目标的真实置区域。这样改进算法不仅很好地提高了粒子的多样性, 同时也有效地减少了用于描述目标状态的粒子数目。

嵌入 Mean Shift 的粒子滤波目标跟踪算法流程如下:

- 1) 粒子初始化: 在第一帧指定的区域, 构建目标外观模型。根据先验分布 $p(s_0)$ 初始化采样粒子集 $\{x_0^i, w_0^i\}_{i=1}^{N_0}$, 得到粒子权值的表达式为 $w_0^i = \frac{1}{N_0}, i=1, \dots, N_0, k=1$;
- 2) 预测: 由 $\{x_{k-1}^i\}_{i=1}^{N_0}$ 通过状态转移方程产生新的粒子集 $\{x_k^i\}_{i=1}^{N_0}$;
- 3) 更新: 通过当前帧粒子观测值 $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$ 的计算, 更新粒子权值, 并归一化粒子权值, 得到新的粒子集合 $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_0}$;
- 4) Mean Shift 聚类: 将 Mean-Shift 迭代算法用于每一个粒子, 获得新的粒子集合及相应的权值 $\{\tilde{x}_k^i, \tilde{w}_k^i\}_{i=1}^{N_0}$;
- 5) 状态输出: 对粒子状态量进行估计, 目标最优位置估计为 $\bar{x}_k = \sum_{i=1}^{N_0} \tilde{x}_k^i \tilde{w}_k^i$;

6) 重采样: $k=k+1$ 时刻, 对粒子进行重采样, 转步骤 2).

4 实验及其分析

为了验证本文算法的有效性, 本文分别选用了复杂静态、动态背景序列图像对目标的部分遮挡情况进行跟

踪测试, 跟踪算法为传统粒子滤波算法以及本文提出的嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法. 两种方法选用的粒子数分别为 120 和 35, 测试图像帧数均为 50 帧, 在跟踪的初始帧中, 用手动的方式选择目标. 两种不同算法的测试结果分别如下图所示, 通过实验结果的对比分析, 成功地验证了本文提出的目标跟踪算法的有效性.

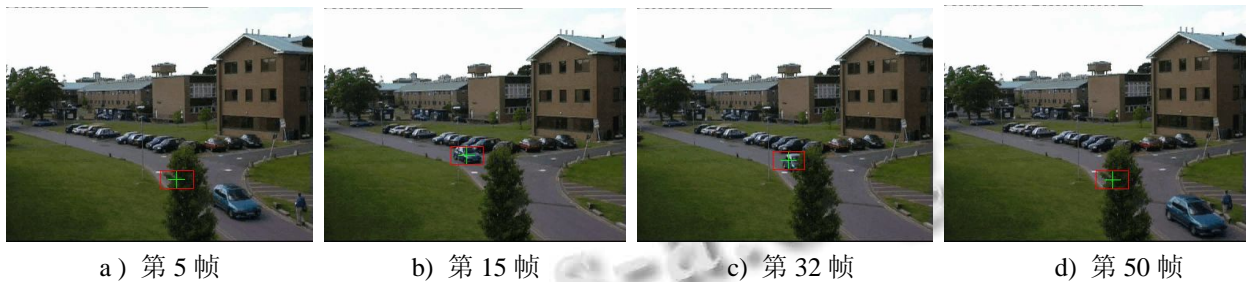


图 1 粒子滤波算法用于静态背景中目标跟踪测试结果

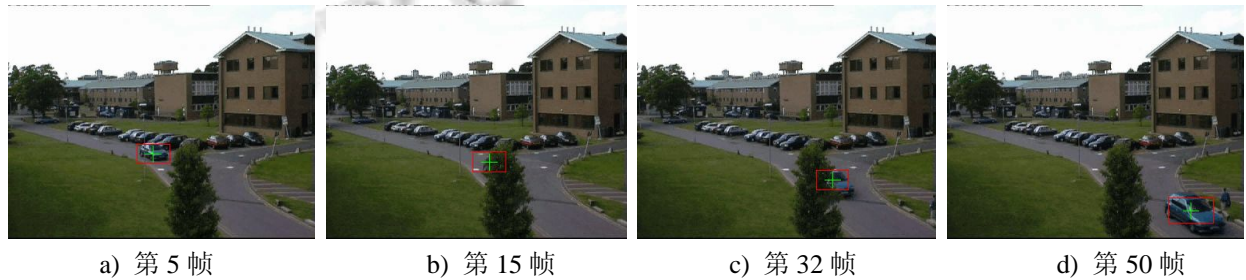


图 2 嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法用于静态背景中目标跟踪测试结果



图 3 粒子滤波算法用于动态背景中目标跟踪测试结果

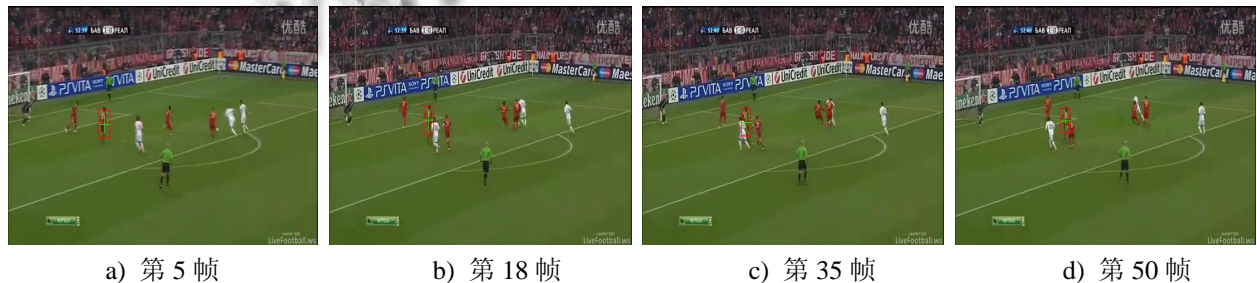


图 4 嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法用于动态背景中目标跟踪测试结果

图 1 是粒子滤波算法用于静态背景中目标跟踪测试结果. 由跟踪结果可知, 在跟踪的前 10 帧中, 小汽

车的跟踪鲁棒性较好; 从 15 帧到 32 帧的跟踪过程中, 小汽车被完全遮挡, 由于算法没有考虑到当前观测信

息,再加上算法本身的实时性较差,导致粒子的采样严重贫化,进而导致小汽车跟踪的鲁棒性也急剧变差,因此从32帧以后小汽车被彻底跟丢。

图2是嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法用于静态背景中目标跟踪测试结果。从小汽车开始驶入遮挡区的到之后移出遮挡区的过程中,本算法能够一直准确跟踪目标。这是由于 Mean Shift 对粒子的聚类作用,使得大部分描述目标状态的粒子分布更靠近目标真实位置,从而大大减少了粒子数量,因此算法的实时性得到很大提高;粒子滤波算法本身具备多峰特征,具有一定的抗遮挡能力。因此该算法获得了较好的跟踪效果。

图3和图4分别为粒子滤波算法和嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法用于动态背景中目标跟踪测试结果。目标由初始状态到进入遮挡区的跟踪过程中,后者的跟踪效果明显优于前者;当目标被遮挡时,传统粒子滤波虽然具有多峰特性,但由于算法实时性较差,采样匮乏,最终导致目标跟丢。而嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法则可以有效减少粒子的数量的同时提高粒子的多样性,因此算法的实时性较好、鲁棒性较强。

为了验证本文算法的有效性,分别给出两种不同目标跟踪算法的跟踪性能,其中包括表示目标状态的粒子数、跟踪总耗时、平均耗时,其数据如下表1所示。

表1 两种不同算法目标跟踪耗时比较

算法 测试目标	粒子滤波		嵌入 Mean Shift 粒子滤波	
	静态背景	动态背景	静态背景	动态背景
粒子数	120	120	35	35
帧数	50	50	50	50
总耗时(ms)	4260	4800	1020	1180
平均耗时(ms)	85.2	96.0	20.4	23.6

由表1数据可知,嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法用于表示目标状态的粒子数目要明显少于传统粒子滤波算法,前者每帧图像(静态背景)目标跟踪平均耗时为20.4ms,而传统粒子滤波算法耗时为85.2ms,因此本文提出的算法实时性更好。

5 结论

本文提出了嵌入 Mean Shift 的粒子滤波目标跟踪算法用于解决复杂背景中目标跟踪问题。与传统的粒子滤波目标跟踪算法相比,嵌入 Mean Shift 的粒子滤波目标跟踪算法引入了 Mean Shift 的聚类作用,通过对粒子滤波目标输出状态的迭代,使得粒子的传播更加合理,这样用较少的粒子就可以合理的描述目标,从而大大减少了粒子数目,同时算法的计算量也得到相应的减少。实验结果表明,嵌入 Mean Shift 的粒子滤波算法能够准确跟踪目标,而且算法的实时性较好、鲁棒性较强。

参考文献

- 1 赵玲玲,马培军,苏小红.一种快速准蒙特卡罗粒子滤波算法.自动化学报,2010,9(36):1351-1353.
- 2 侯志强,韩崇昭.视觉跟踪技术综述.自动化学报,2006,4(32):603-605.
- 3 Arulampalam MS, Maskell S, Gordon N. A Tutorial on Particle Filters for On-line Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. IEEE Trans. on Signal Processing (S1053587X), 2002,50(2):174-188.
- 4 CHENG Chang, Ansari R. Kernel Particle Filter for Visual Tracking. IEEE Signal Processing Letters(S1070-9908), 2005,12(3):242-245.
- 5 Katja Nummiaro E.K.-M., Luc Van Cool. An Adaptive Color-based Particle Filter. Image and Vision Computing, 2002, 21(1):99-110.
- 6 周尚波,何革.一种改进的粒子滤波目标跟踪算法.计算机应用,2010,7(27):2758-2759.
- 7 姚红革,齐华,郝重阳.复杂情形下目标跟踪的自适应粒子滤波算法.电子与信息学报,2009,31(2):275-278.
- 8 孙红光,张瑾,等.基于多特征 CamShift 优化的粒子滤波跟踪.光电工程,2010,2(37):1-3.
- 9 王相梅,方玲玲,丛志环.卡尔曼粒子滤波的视频车辆跟踪算法研究.中国图形图像学报,2010,11(15):1615-1620.
- 10 王国良,刘金国.基于粒子滤波的多自由度运动目标跟踪.光学精密工程,2011,4(19):864-86.