

# 基于粒子滤波的移动物体视觉跟踪方法

钱夔<sup>1</sup> 宋爱国<sup>1</sup> 熊鹏文<sup>1</sup>

## 摘要

基于颜色特征的粒子滤波算法已成为移动物体跟踪的热点. 提出一种基于加权颜色直方图的粒子滤波跟踪算法, 利用 Bhattacharyya 距离来描述粒子与目标区域颜色模型的相似性. 实验结果表明: 该方法具有较好的实时性与鲁棒性, 可应用在视频监控、小车寻迹等场合.

## 关键词

粒子滤波; 加权颜色直方图; Bhattacharyya 距离

中图分类号 TP242

文献标志码 A

## 0 引言

移动物体的视觉跟踪是计算机视觉与模式识别研究领域的核心课题之一, 主要是通过摄像头获得的视频图像进行分析, 计算出移动物体在每一帧图像上的二维坐标位置, 解决连续的图像序列之间基于位置、速度、形状等有关特征的对应匹配问题, 检测识别跟踪目标, 得到运动目标的轨迹, 并反馈给跟踪系统. 目前通常使用的方法有 Kalman 滤波与粒子滤波<sup>[1-4]</sup>. Kalman 滤波是对动态系统的状态序列进行线性最小方差估计的算法, 具有计算量小、可实时计算的特点, 但无法适应运动状态随机性和幅度都很大的情况. 粒子滤波是一种从带噪声的数据中估计运动状态的技术, 精度可以逼近最优估计, 主要用于非高斯、非线性运动, 非常适用于图像序列中的目标跟踪问题.

在跟踪过程中, 选取跟踪目标特征描述非常重要. 一般而言, 先建立颜色直方图<sup>[5-6]</sup>, 选取颜色特征线索用于物体跟踪的方法最为普遍. 但颜色直方图只反映了目标区域内的颜色情况, 无法反映特征及其空间信息, 鲁棒性较差. 因此, 本文提出一种基于加权颜色概率分布模型的自适应粒子滤波算法. 对目标的颜色直方图改造为基于加权颜色分布图的目标模型, 用 Bhattacharyya 距离来描述粒子直方图与目标直方图的相似性, 并以此作为粒子的权值更新的重要依据, 对目标进行跟踪.

## 1 粒子滤波算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡罗方法和递推贝叶斯估计的统计滤波方法, 其基本思想是依据系统状态向量的经验条件分布在状态空间产生一组随机样本的集合, 这些样本为粒子, 然后根据量测不断调整粒子的权重和分布, 以此修正之前的经验条件分布. 如果系统的整个递归过程符合马尔可夫假设, 有粒子集  $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 权值归一化为  $\sum_i w_k^i = 1$ , 则  $k$  时刻目标状态的后验概率分布离散加权为

$$p(x_{0:k} | z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(x_{0:k} - x_{0:k}^i). \quad (1)$$

当粒子数足够多时, 这种对后验概率分布的离散加权估计可以很大程度上逼近状态的真实分布, 从而接近贝叶斯估计的最优解. 若

收稿日期 2011-08-31

资助项目 教育部重大创新工程培育资金项目 (708045)

作者简介

钱夔, 男, 博士生, 主要研究移动机器人及智能控制. qiankui\_99@126.com

<sup>1</sup> 东南大学 仪器科学与工程学院, 南京, 210096

粒子集  $\{x_{0,k}^i, w_k^i\}_{i=1}^{N_s}$  可由重要密度函数  $q(x_{0,k} | z_{1:k})$  得到, 则权值为

$$w_k^i \propto \frac{p(x_{0,k}^i | z_{1:k})}{q(x_{0,k}^i | z_{1:k})} \quad (2)$$

若重要密度函数分解为

$$q(x_{0,k} | z_{1:k}) = q(x_k | x_{0,k-1}, z_{1:k})q(x_{0,k-1} | z_{1:k-1}), \quad (3)$$

则通过由  $q(x_k | x_{0,k-1}, z_{1:k})$  得到的粒子  $\{x_k^i\}_{i=1}^{N_s}$  和  $q(x_{0,k-1} | z_{1:k-1})$  得到的粒子集  $\{x_{0,k-1}^i\}_{i=1}^{N_s}$  可以得到新的粒子集  $\{x_{0,k}^i\}_{i=1}^{N_s}$ .

事实上, 每一时刻粒子的权值都是通过层层迭代演化而来的,

$$\begin{aligned} p(x_{0,k} | z_{1:k}) &= \\ \frac{p(z_k | x_{0,k}, z_{1:k})p(x_{0,k-1} | z_{1:k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} &= \\ \frac{p(z_k | x_k)p(x_k | x_{k-1})}{p(z_k | z_{1:k-1})} p(x_{0,k-1} | z_{1:k-1}) &\propto \\ p(z_k | x_k)p(x_k | x_{k-1})p(x_{0,k-1} | z_{1:k-1}). \end{aligned} \quad (4)$$

修正后的权值为

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i)p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)}. \quad (5)$$

而标准粒子滤波算法<sup>[7-8]</sup>选择最易实现的先验概率密度作为重要密度函数, 即

$$q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i). \quad (6)$$

标准粒子滤波算法归纳如下.

- 1) 初始化. 由先验概率  $p(x_0)$  产生粒子群  $\{x_0^i\}_{i=1}^{N_s}$ , 所有粒子权值为  $\frac{1}{N_s}$ ;
- 2) 更新. 在  $k$  时刻更新粒子权值  $w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$ , 并且归一化  $w_k^i = w_k^i / \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i$ , 则可得  $k$  时刻未知参数  $x$  的最小均方估计为  $\hat{x}_k \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i x_k^i$ ;
- 3) 重采样. 得到新的粒子集合  $\{x_{0,k}^{i*}, i = 0, 1, 2, \dots, N\}$ ;
- 4) 预测. 利用状态方程预测未知参数  $x_{k+1}^i$ ;
- 5) 时刻  $k = k + 1$ , 转到第 2 步.

## 2 基于粒子滤波算法的跟踪实现

基于颜色对移动物体跟踪的实现面临 3 个问题: 使用何种颜色空间、如何建模以及如何利用模型进行检测和跟踪.

### 2.1 使用何种颜色空间

HSV 颜色空间是根据人感知颜色的方式建立,

符合人们的视觉感受, 为了减小光照的影响, 不考虑亮度  $V$ .

### 2.2 如何建模

本文利用目标的加权颜色直方图作为前景观测信息更新粒子的权值, 粒子区域的颜色分布与目标颜色分布越相似, 权值越大, 反之越小. 取最小平均差值函数为衡量相似程度的工具. 在第  $k$  帧, 所有粒子为  $x_k((x, y)_k, w_k)$ , 以每个粒子的位置信息为中心, 从当前图像中取出不同的候选区域, 计算在每个粒子对应的候选区域的目标候选模型<sup>[9-10]</sup>, 假设第  $i$  个粒子的位置参数为  $x_k^i((x, y)_k, w_k^i)$ , 选择对应此位置的候选区域, 计算这个区域的候选模型:

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

计算相似度:

$$\hat{p}_i(y) = \sum_{n=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u}. \quad (8)$$

计算 Bhattacharyya 距离:

$$d = \sqrt{1 - \hat{p}_i(y)}. \quad (9)$$

计算观测值的概率密度函数:

$$p(z_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2\pi\sigma^2} d_i^2\right). \quad (10)$$

### 2.3 如何利用模型进行检测和跟踪

#### 2.3.1 粒子采样

设计粒子位置参数为  $(x_i, w_i)$ ,  $x_i$  为位置信息,  $w_i$  权值信息. 根据量测对粒子状态量进行修正, 量测值表示每个粒子代表的目标的可能状态和目标的真实状态间的相似程度, 接近目标真实状态的粒子被赋予较大的权值, 反之赋予较小的权值.

#### 2.3.2 粒子状态预测

考虑目标的状态传播具有速度或加速度, 采用二阶自回归过程(ARP)方程模型:

$$x_k = Ax_{k-1} + Bx_{k-2} + Cw_{k-1}. \quad (11)$$

式(11)中:  $x_k$  为目标在  $k$  时刻的状态;  $w_{k-1}$  为归一化的噪声量;  $A$  和  $B$  为常数.

#### 2.3.3 粒子更新

在目标附近选取的 100 个粒子, 计算加权颜色直方图, 计算出 Bhattacharyya 距离  $d = \sqrt{1 - \hat{p}_i(y)}$ ,  $d$  越小说明粒子所在区域与目标区域直方图越相似, 该粒子就会被赋予较大权值, 权值更新公式为

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{1}{2\pi\sigma^2} d_i^2\right). \quad (12)$$

### 2.3.4 粒子重采样

由于重要性权重方差随着时间随机递增,使得粒子的权重集中到少数粒子上,在经过几步递归后有些粒子权值小到可以忽略不计,结果就会造成粒子集无法表达实际的后验概率分布. 因此为解决粒子滤波算法的退化问题,需要对粒子进行重采样. 其具体方法为首先计算粒子的概率累加和  $(a_j)_{j=1}^N$ , 并假设  $a_0 = 0$ . 随机采样第  $i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ) 个服从  $[0, 1]$  均匀分布的数  $\varepsilon_i$ , 若  $a_{j-1} < \varepsilon_i < a_j$ , 则可以取得第  $i$  次采样结果为  $x_{0,k}^i$ , 这样就达到了复制大权值粒子的效果.

### 2.3.5 目标位置确定

目标位置计算一般采用最大后验准则与加权准则,这里使用加权准则  $x^{\text{new}} = \sum_{k=1}^N x_k^i w_k^i$ . 加权准则更能体现粒子滤波跟踪方法的优越性,是各粒子根据重要性综合决定的最后结果.

## 3 实验结果与分析

为验证所提算法的有效性,本文进行了比较测试实验. 帧图像大小为  $720 \times 576$  (像素). 图 1 为室内环境下对人手的跟踪检测.



图 1 室内环境下对人手的跟踪

Fig. 1 Hand tracking in indoor environment

由图 1 可以看出:粒子滤波算法具有较好的运动效果,能够不断跟踪目标的颜色模型,克服干扰,粒子始终收敛在跟踪目标真实状态附近,在目标短暂丢失情况下,仍能很好地跟踪到检测目标. 由图 2 可以看出:在同样肤色下的连续遮挡下,当遮挡物离开后,并没有跟踪到遮挡物上,而是继续跟踪目标物,实时性与鲁棒性都得到较好的体现.

图 3 为室外复杂环境下,在监控小型移动侦察机器人执行任务时的跟踪. 由图 3 可知:小型移动侦

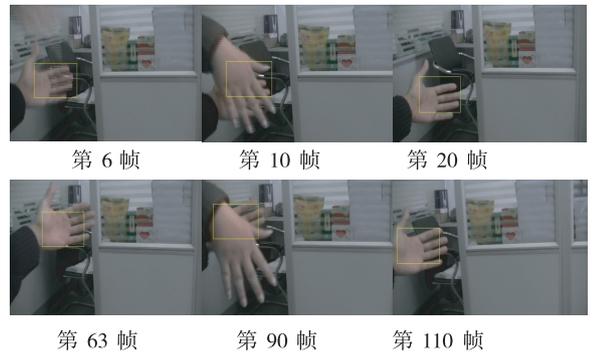


图 2 遮挡下的目标跟踪

Fig. 2 Tracking target with occlusion by similar object

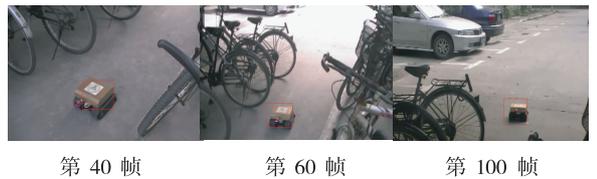


图 3 室外复杂物体跟踪

Fig. 3 Target tracking in complex outdoor environment

察机器人所处环境复杂,人员流动较多,干扰较大,仍没有丢失目标,可见该算法有很好的鲁棒性.

## 4 结论与展望

本文研究了一种基于加权颜色直方图的粒子滤波算法,实现在各种复杂环境与噪声环境下的物体跟踪问题. 利用 Bhattacharyya 距离来描述粒子与目标区域颜色模型的相似性,通过重采样更新粒子的权值分布. 通过实验可知,该算法能够用于在监控系统中跟踪动态目标,具有较好的实时性与鲁棒性. 不足之处是目前仅能跟踪与环境颜色不一致的目标物体. 如何将该算法融入到特征点提取及多目标物的物体跟踪问题,是下一步研究工作的重点.

## 参考文献

### References

- [ 1 ] Treptow A, Masselli A, Zell A. Real-time object tracking for soccer-robots without color information [ J ]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 48 ( 1 ) : 41-48
- [ 2 ] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. Object tracking with an adaptive color-based particle filter [ C ] // *Proceedings of the 24th DAGM Symposium on Pattern Recognition*, 2002 : 353-360
- [ 3 ] Czyz J, Ristic B, Macq B. A particle filter for joint detection and tracking of color objects [ J ]. *Image and Vision Computing*, 2007, 25 ( 8 ) : 1271-1281

- [ 4 ] Shan C F, Tan T N, Wei Y C. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter [ J ]. Pattern Recognition, 2007, 40(7): 1958-1970
- [ 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, 34(12): 2150-2153  
CHANG Faliang, MA Li, LIU Zengxiao, et al. Target tracking based on adaptive particle filter under complex background [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2150-2153
- [ 6 ] 庄严, 战洪斌, 王伟, 等. 基于加权颜色直方图和粒子滤波的彩色物体跟踪 [ J ]. 控制与决策, 2006, 21(8): 868-872  
ZHUANG Yan, ZHAN Hongbin, WANG Wei, et al. Weighted color histogram based particle filter for visual target tracking [ J ]. Control and Decision, 2006, 21(8): 868-872
- [ 7 ] 张旭光, 韩广良, 孙巍, 等. 复杂背景下运动目标的提取 [ J ]. 光电工程, 2006, 33(4): 10-13  
ZHANG Xuguang, HAN Guangliang, SUN Wei, et al. Extraction of moving objects in clutter background [ J ]. Opto-Electronic Engineering, 2006, 33(4): 10-13
- [ 8 ] 姚剑敏, 孙俊喜, 孙中森, 等. 基于粒子滤波的小波特征跟踪方法研究 [ J ]. 计算机仿真, 2005, 23(1): 94-97  
YAO Jianmin, SUN Junxi, SUN Zhongsen, et al. Wavelet feature tracking method based on particle filter [ J ]. Computer Simulation, 2005, 23(1): 94-97
- [ 9 ] Wu Y, Huang T S. Robust visual tracking by integrating multiple cues based on co-inference learning [ J ]. International Journal of Computer Vision, 2004, 58(1): 55-71
- [ 10 ] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddan B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(11): 1491-1506

## Visual tracking of moving object based on particle filter

QIAN Kui<sup>1</sup> SONG Aiguo<sup>1</sup> XIONG Pengwen<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096

**Abstract** The particle filter algorithm based on color feature has been a research focus in tracking of moving object. This paper presents a particle filter algorithm based on a weighted color histogram to track moving object, using Bhattacharyya distance to describe the color similarity between the particle and the target area, which improves the measurement matching and sample weight updating. The similarity between target template and particle area is calculated, which can locate the target accurately and efficiently. The implementation of this method produces robust results for different situations such as partial occlusion, rotation and shape distortion. The results show that the method is feasible and can perform well in video surveillance and vehicle tracking.

**Key words** particle filter; a weighted color histogram; Bhattacharyya distance