

# 基于粒子滤波和多特征融合的目标跟踪算法<sup>①</sup>

于金霞<sup>1,2</sup>, 许景民<sup>1,2</sup>, 汤永利<sup>1,2</sup>, 赵倩<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(河南理工大学 计算机科学与技术学院, 焦作 454003)

<sup>2</sup>(河南理工大学 河南省高等学校矿山信息化重点学科开放实验室, 焦作 454003)

<sup>3</sup>(河南省电力公司 济源供电公司, 济源 454650)

**摘要:** 为了克服单纯基于颜色特征的跟踪方法在复杂环境下易导致跟踪失败的缺点, 提出了将颜色和结构信息相结合的跟踪方法. 利用基于 HSV 颜色空间的加权颜色直方图表示目标的颜色模型, 利用目标的灰度图像建立结构模型, 并将两者融合于粒子滤波的框架中, 结合的纽带就是粒子权值的计算, 同时自适应的调整颜色和结构信息的融合系数. 实验表明, 该算法的稳定性较高, 同时提高了跟踪的精度.

**关键词:** 粒子滤波; 加权颜色直方图; 结构模型; 融合; 自适应

## Object Tracking Algorithm Based on Particle Filter and Multi-feature Fusion

YU Jin-Xia<sup>1,2</sup>, XU Jing-Min<sup>1,2</sup>, TANG Yong-Li<sup>1,2</sup>, ZHAO Qian<sup>3</sup>

<sup>1</sup>(School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

<sup>2</sup>(Key Discipline Open Laboratory on Mine Informatization of Henan Institute of Higher Learning, Henan Polytechnic University, Jiaozuo 454003, China)

<sup>3</sup>(Jiyuan Power Supply Company, Henan Electric Power Company, Jiyuan 454650, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that object tracking only based on color information always fails under the conditions of cluttered backgrounds, a tracking algorithm combining the color and structural information was proposed. Weighted color histogram based on HSV was used to describe the color model of the target, a structural model was developed by using target gray level image. The two features were fused in the frame of particle filter, the link is the calculation of the particle weight. Meanwhile, the weighs of fusing for color and structural were adjusted adaptively. The experimental results show that the proposed algorithm has more stability and higher accuracy.

**Key words:** particle filter; weighted color histogram; structural model; fusion; adaptive

视频目标跟踪问题是目前计算机视觉研究领域的热点问题, 它的主要任务就是从序列图像中精确的定位目标的位置、速度和姿态等状态<sup>[1]</sup>, 可广泛应用于军事和民用领域. 目标跟踪是一门非常具有挑战性的研究课题, 在实际情形中, 跟踪往往是实时的并且要持续很长一段时间, 目标在场景中位置经常变化<sup>[2]</sup>, 其运动模型往往是非线性、非高斯的, 很难用一个确定的模型来描述目标的运动.

随着计算机计算能力的快速增长和计算成本的不断降低, 粒子滤波因其能够处理非线性、非高斯系统及具有多假设等特性, 已经被广泛的应用于视频目标

跟踪领域<sup>[3]</sup>. 粒子滤波为目标跟踪算法提供一个统一的框架, 算法的效果往往取决于对目标特征的选择和度量图像序列中相邻两帧间目标相似性的方法<sup>[4]</sup>. 在近年来的国内外研究中, 为了提高跟踪的鲁棒性与准确度, 算法融合已成为必然的趋势. 颜色特征由于其对运动目标形变、旋转及尺度变化具有一定的鲁棒性和持续性<sup>[5]</sup>, 所以有学者在粒子滤波框架下实现了基于颜色直方图的目标跟踪, 算法简单并便于实现, 但是在有相似背景的条件下容易导致跟踪失败. 有学者将粒子滤波算法和 camshift 算法相结合<sup>[6]</sup>, 取得了良好的跟踪效果, 但由于需要的粒子数目仍然较多, 所

① 基金项目: 河南省高校科技创新人才支持计划(2009HASTIT021); 河南省高等学校青年骨干教师资助计划(2010GGJS-059); 河南理工大学博士基金(B2011-58); 河南理工大学青年骨干教师基金

收稿时间: 2012-01-09; 收到修改稿时间: 2012-02-17

以算法的实时性不高. 有学者在粒子滤波框架下融合目标的颜色信息和纹理信息<sup>[7]</sup>, 通过方向梯度直方图表示目标的纹理信息, 对于形状较小的目标该算法的跟踪精度很高. 有学者将卡尔曼滤波和粒子滤波结合起来描述目标的运动模型<sup>[8]</sup>, 对于目标的运动整体上采用卡尔曼滤波来进行线性预测, 局部采用粒子滤波来进行非线性预测, 对于运动状态变化不大的目标跟踪比较稳定. 结构性相似<sup>[9]</sup>的思想最初被提出来主要是用于对被毁坏或破坏的图像进行评估, 一直没有用于目标跟踪领域, 直到 Loza<sup>[10]</sup>等人将结构性相似度量方法应用到粒子滤波跟踪领域中, 使粒子滤波性能得到明显改善.

在以上分析的基础上, 本文将文献[5]和文献[10]提到的颜色信息和结构信息在粒子滤波的框架下相结合, 提出一种融合结构信息的粒子滤波跟踪算法, 结合的纽带是粒子权值的计算. 实验表明, 当目标和背景颜色相似时, 依然可以准确跟踪目标, 较传统的粒子滤波跟踪算法在可靠性、精度方面都有所提高.

## 1 目标模型建立

### 1.1 颜色模型的建立及相似性度量

颜色是一个在追踪算法中被广泛采用的特征. 假设整个颜色空间被离散化成  $m$  个子区域, 统计图像中各个像素点落在相应子区域的频数, 于是得到由  $m$  个条柱组成的颜色直方图. 考虑到图像中像素的位置对构建颜色直方图的影响, 引入表示空间信息的核函数来计算加权的颜色直方图, 使位于目标中央区域的像素有较高的权值, 而边缘区域可能包含背景, 对颜色直方图贡献小, 所以分配较小的权值, 从而使目标的颜色模型更加准确. 为了减少跟踪过程中光照变化的影响, 将 RGB 颜色空间转换到 HSV 空间, H 和 S 分别表示色调和饱和度, 对光照变化不敏感, 分配较大的量化等级(设为 8), 而 V 分量表示高度分量, 对光照变化非常敏感, 所以分配较小的量化等级(设为 2), 那么总的量化级数  $m = 8 * 8 * 2$ . 用  $p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1,2,\dots,m}$  表示以  $y$  为中心点的目标区域颜色分布,

$$p_y^{(u)} = f \sum_{i=1}^N k\left(\frac{\|y - x_i\|}{h}\right) \delta[b(x_i) - u]. \quad (1)$$

其中,  $N$  表示目标区域内的像素数;  $x_i$  为目标区域内的第  $i$  个像素点的坐标;  $b(x_i)$  为  $x_i$  处像素点对应直方图的索引值;  $\delta[\cdot]$  为狄拉克函数; 参数  $h$  表示跟踪

窗宽(包括长半轴  $w$  和短半轴  $s$ ), 定义  $h = \sqrt{w^2 + s^2}$ ;  $k(r)$  为权值函数:

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2, & r < 1; \\ 0, & r \geq 1. \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $r$  为像素点到目标中心区域的距离;  $f$  为标准化因子  $1 / \sum_{i=1}^N k(\frac{\|y - x_i\|}{h})$ , 使得  $\sum_{u=1}^m p_y^{(u)} = 1$ . 在相似性度量方面采用 Bhattacharyya 系数来描述目标特征  $p_y$  和候选区域  $q_y$  之间的相似性, 为:

$$\rho_y(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_y^{(u)} \cdot q_y^{(u)}} \quad (3)$$

### 1.2 结构模型建立

目前一种新的图像质量评价方法是通过比较对比度、亮度和结构相似性三个参数来衡量图像质量及图像之间的差异, 称为结构相似性质量因子<sup>[10]</sup>, 这种方法易于实现且计算量较小, 本文正是通过这种方法对灰度图像构建结构模型. 两幅大小一致的图像  $x$  和  $y$  的结构相似性为:

$$S(x, y) = \left(\frac{2\mu_x \mu_y}{\mu_x^2 + \mu_y^2}\right) \left(\frac{2\sigma_x \sigma_y}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}\right) \left(\frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y}\right) \quad (4)$$

其中,  $\mu$  表示灰度图像的均值,  $\sigma$  表示灰度图像的方差,  $\sigma_{xy}$  表示两幅图像的协方差.

## 2 算法实现

基于 HSV 的加权颜色直方图的粒子滤波, 融合目标的结构信息, 实现对目标的鲁棒跟踪. 具体的跟踪过程包括初始化、重采样、预测和更新等四个过程.

### 步骤 1 初始化

在初始帧中定位要跟踪的目标, 然后通过公式(1)计算选定区域的加权颜色直方图, 建立目标颜色模型, 通过公式(4)建立跟踪区域的灰度图像模版. 以目标中心为坐标原点按照高斯分布随机采样, 得到一定数量的样本, 并赋予每个样本相同的权值, 记为:  $\{S_0^{(i)}, 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}$ .

### 步骤 2 重采样

随着时间推移, 经过若干次迭代后, 会出现粒子退化的现象, 除了少数的粒子之外, 其余粒子的权值可以忽略不计. 可以使用一个参数  $E_{ff}$  对粒子的退化

程度进行描述:  $E_{ff} = 1 / \sum_{i=1}^{N_s} (w_k^i)^2$ , 式中  $w_k^i$  表示第  $i$  个粒子的第  $k$  次迭代的权值;  $N_s$  为总的粒子数;  $E_{ff}$  越小, 粒子退化越厉害, 当  $E_{ff}$  小于一定的阈值时, 可以通过重采样的方式克服退化现象, 即由粒子组  $\{S_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$  通过以下的步骤产生一组新粒子  $\{S_{k-1}^{(i)}, 1/N_s\}_{i=1}^{N_s}$ :

a) 计算标准累加概率  $c_{k-1}^i$

$$c_{k-1}^{(0)} = 0, \dots, c_{k-1}^{(i)} = c_{k-1}^{(i-1)} + w_{k-1}^{(i)},$$

$$c_{k-1}^{(i)} = c_{k-1}^{(i)} / \sum_{i=1}^{N_s} c_{k-1}^{(i)}$$

b) 生成一组服从均匀分布的随机数:

$$u \sim U(0, 1);$$

c) 找到最小的  $j$ , 使得  $c_{k-1}^{(j)} \geq u$ ;

d) 令  $S_{k-1}^{(i)} = S_{k-1}^{(j)}$ .

步骤 3 预测

在本文中运动目标状态用状态向量来表示,  $S_k = [x, x', y, y', H_x, H_y, \alpha]$ , 式中:  $(x, y)$  表示目标的中心坐标,  $H_x$  和  $H_y$  分别表示目标区域的长半轴和短半轴,  $x'$  和  $y'$  分别表示目标中心在图像中  $x$  和  $y$  方向的速度,  $\alpha$  表示目标区域的缩放变化. 目标的状态随时间的变化过程可以描述为:  $S_k = AS_{k-1} + w_{k-1}$ , 式中,  $A$  表示该模型的确定组成部分,  $w_{k-1}$  是一个多变量的高斯白噪声. 在整个运动过程中, 对于目标的中心位置  $(x, y)$  采用一阶动态模型, 而  $(H_x, H_y)$  采用随机扰动模型, 这主要是因为目标的轮廓大小在跟踪期间会发生一定的变化.

步骤 4 更新

算法的更新主要包括目标状态更新和融合系数更新两部分.

a) 目标状态更新

每个粒子通过状态方程进行传递后, 必须依据粒子的似然性来确定粒子的权重, 通过颜色模型得到每个粒子的颜色相似性  $\rho_y(p, q)$ , 通过式结构模型得到每个粒子的结构相似性  $S(x, y)$ . 为了使信息之间能达到更好的互补, 提高鲁棒性, 本文将这两种粒子的相似性进行融合. 只要所采用的似然函数满足一定的

条件, 其具体的形式在目标跟踪中并不是很重要<sup>[4]</sup>, 所以本文采用标准正态分布函数作为似然性函数, 粒子的权重为:

$$w_k = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{[\alpha_k * \rho_y(p, q) + \beta_k * S(x, y)] - 1}{2}\right) \quad (5)$$

其中,  $\alpha_k$  和  $\beta_k$  为颜色和结构这两种相似性的融合系数. 对粒子权值进行归一化, 最后通过粒子加权的方式得到目标的最新状态.

b) 融合系数更新

从目标的最新状态中得到目标的位置信息, 计算该位置目标的颜色相似性  $\rho_y'(p, q)$  和结构相似性  $S'(x, y)$ , 根据下面的公式更新融合系数:

$$\alpha_k = \rho_y'(p, q) / [\rho_y'(p, q) + S'(x, y)] \quad (6)$$

$$\beta_k = S'(x, y) / [\rho_y'(p, q) + S'(x, y)] \quad (7)$$

3 实验结果分析

为了验证本文所提算法的有效性, 对该算法在 matlab 环境下进行了仿真实验. 分别设计了针对飞机模型和麋鹿的跟踪实验, 其中粒子的数目设为 100, 加权颜色直方图的阶数为  $8*8*2$ , 以粒子位置为中心点的宽为 20 个像素的正方形区域建立结构模型.

在长为 90 帧的麋鹿跟踪实验中, 选择第 20 帧, 第 50 帧和第 85 帧图片, 跟踪结果如下图(1)所示. 从图中可以看到, 在跟踪的过程中, 传统的跟踪算法由于只利用了目标的颜色信息, 所以视窗的中心一直都在目标中心摆动, 且有较大偏移, 而本文的算法则一直能够跟踪目标, 在准确性方面优于传统的算法.

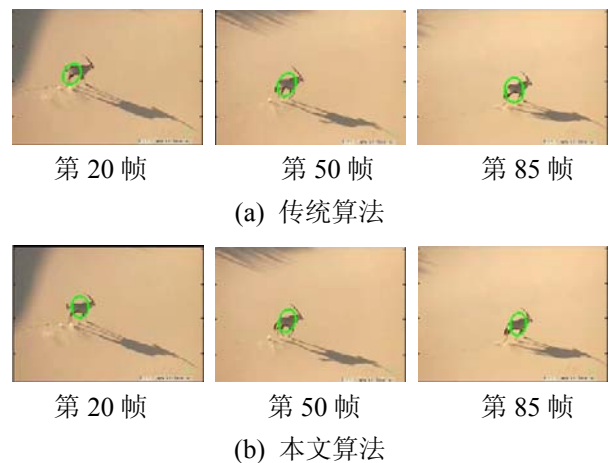


图 1 麋鹿的跟踪实验

在长为 400 帧的飞机模型跟踪实验中, 选择第 240, 295, 320 帧图片, 跟踪结果如下图(2)所示. 从图中可以看出单纯的基于颜色的跟踪容易收到相似背景的干扰, 从第 295 帧开始有较大的偏差, 到第 320 帧时, 最终丢失目标. 而本文的算法在利用颜色信息的同时, 充分的考虑的目标的结构特征和背景的结构特征存在一定差异的情况, 将这两种信息融合, 从图中可以看到本文所采用的算法能较准确的跟踪目标, 在稳定性方面优于传统的算法.

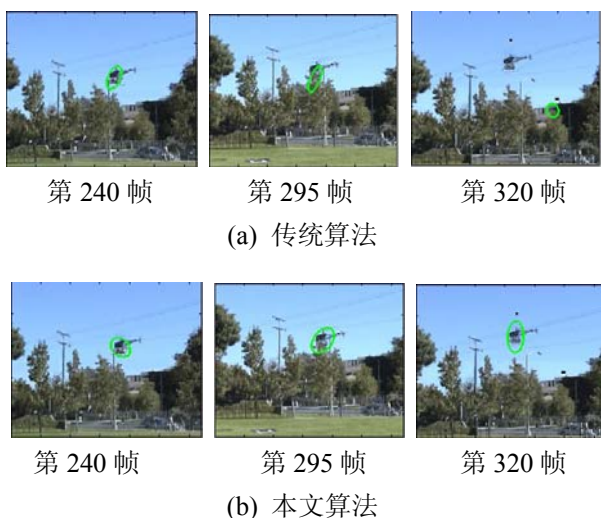


图 2 飞机模型的跟踪

为了更进一步的说明本文所提算法的有效性, 用图 3 表示在对飞机模型的跟踪实验中, 分别采用传统算法和本文算法进行跟踪时的行列轨迹点的偏差, 其中蓝色曲线表示传统算法的偏差, 红色曲线表示本文算法的偏差. 从图中可以看到, 本文所提算法在稳定性方面有着明显的提高.

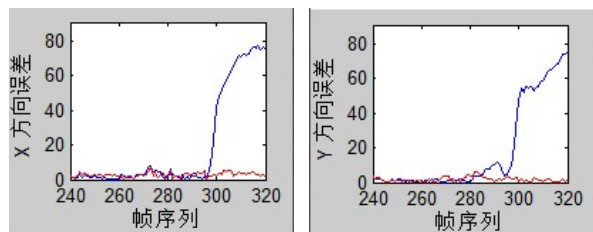


图 3 行、列方向轨迹点偏差

在对飞机模型分别采用传统算法和本文算法进行多次跟踪实验后, 两种算法对目标进行跟踪的平均花费时间及成功率如表 1 所示:

表 1 传统算法和本文算法比较

算法	视频帧数	时间(S)	成功率(%)
传统算法	400	23	55
本文算法	400	27	95

从表 1 可以看出, 本文算法对目标跟踪的准确度较传统算法有很大的提高, 其执行速率和传统算法相差不多.

#### 4 结语

针对单纯基于颜色特征的跟踪方法在复杂环境下易导致跟踪失败的缺点, 这里将颜色信息和结构信息在粒子滤波的框架下相结合, 提出一种融合结构信息的粒子滤波跟踪算法. 算法结合的纽带是粒子权值的计算, 同时能够自适应的调整颜色和结构信息的融合系数. 通过单目标跟踪实验验证和分析, 该算法的稳定性较高, 同时提高了跟踪的精度.

#### 参考文献

- 王欢, 王江涛, 任明武, 杨静宇, 等. 一种鲁棒的多特征融合目标跟踪新算. 中国图像图形学报, 2009, 14(3): 489-498.
- Bimbo AD, Dini F. Particle filter-based visual tracking with a first order dynamic model and uncertainty adaptation. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115(6): 771-786.
- 曾伟, 朱桂斌, 陈杰, 唐丁丁, 等. 多特征融合的鲁棒粒子跟踪算法. *计算机应用*, 2010, 30(3): 643-645.
- Dunne P, Matuszewski B. Choice of similarity measure, likelihood function and parameters for histogram based particle filter tracking in CCTV gray scale video. *Image and Vision Computing*, 2011, 29(2-3): 178-189.
- Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool V. An adaptive color-based particle filter. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
- Yin MH, Zhang J, Sun HG, et al. Multi-cue-based CamShift guided particle filter tracking. *Expert Systems with Application*, 2011, 38(5): 6313-6318.
- Han ZJ, Ye QH, Jiao JB. Combined feature evaluation for adaptive visual object tracking. *Computer Vision and Image Understanding*, 2011, 115(1): 69-80.
- Yin SM, Na JH, Choi JY, et al. Hierarchical Kalman-particle filter with adaptation to motion changes for object tracking.

(下转第 223 页)

3 中十字型的点)已经非常接近真实的簇中心了. 因为 IDWFCM 产生的初始簇中心与最终簇中心非常接近, 因此 IDWFCM 能非常快的收敛. 在我们的实验中, 传统的 FCM 平均要经过 21 次的迭代才能收敛, 而 IDWFCM 平均只需要 7 次迭代就可以收敛. 图 4 与图 5 显示了 2 中算法收敛的路径. 从图中我们可以看出 IDWFCM 收敛的速度要比 FCM 快很多.

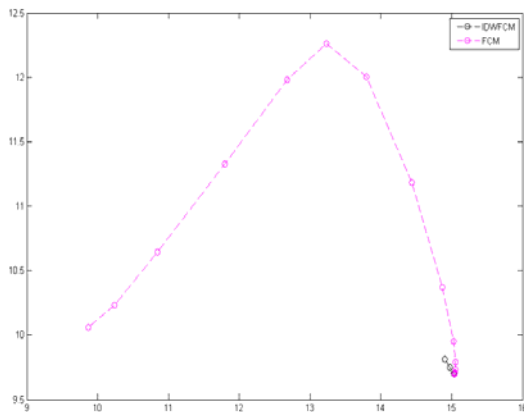


图 4 算法收敛路径 1

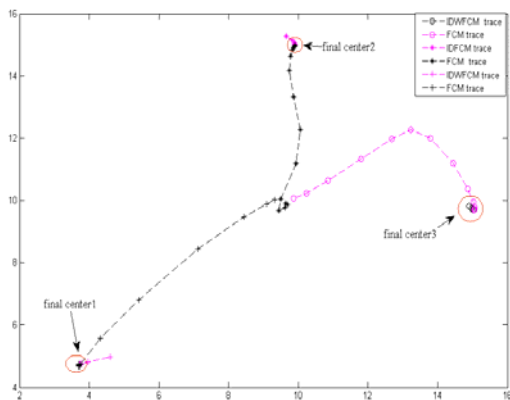


图 5 算法收敛路径 2

## 4 结语

模糊 C 聚类算法是一种广泛被使用的软聚类算法. 但是它的聚类性能与初始簇中心的选择有很大的关系, 随机的簇中心会大大降低聚类的效果. 较好的中心选择不但可以降低计算复杂度还可以改进聚类准确度. 本文我们提出一种改进的基于密度加权的模糊聚类算法(IDWFCM), 这种算法可以产生一个与真实簇中心比较接近的初始中心. 仿真表明, IDWFCM 与传统 FCM 相比, 收敛速度明显提高, 聚类性能得到提高.

## 参考文献

- 1 Bezde JC. Pattern Recognition With Fuzzy Objective Function Algorithms. New York: Plenum, 1981.
- 2 Lesk J. Towards robust fuzzy clustering. Fuzzy Sets and Systems, 2003,137:215-233.
- 3 Chen JL, Wang JH. A new robust clustering algorithm-density-weighted fuzzy c-means. IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1999,3: 90-94.
- 4 Zhang HZ, Chen H, Bao LX. An Improved Fuzzy C Means Clustering Algorithm and Its Application in Traffic Condition Recognition. 2010 7th Conference on Fuzzy System and Knowledge Discovery(FSDK 2010). 2010.
- 5 沈红斌, 王士同, 吴小俊. 离群模糊核聚类算法. 软件学报, 2004,15(7):1021-1029.
- 6 Dave RN, Krishnapm R. Robust clustering methods: A unified view. IEEE Trans. Fuzzy Syst.270-293,199.
- 7 Chen JL, Wang JH. A new robust clustering algorithm-density-weighted fuzzy c-means. Systems, Man, and Cybernetics, IEEE SMC'99 Conference Proceedings, 1999,3: 90-94.

(上接第 213 页)

- Computer Vision and Image Understanding. 2011,115(6): 885-900.
- 9 Wang Z, Bovik AC, Sheikh HR, et al. From error visibility to structural similarity. IEEE Trans. on Image Processing, 2004,13(4):1-14.

- 10 Loza A, MihayLova L, Canagarajah N, et al. Structural similarity-based object tracking in video sequences. Proc. of the 9th International Conference on Information Fusion. Florence, USA: IEEE Press, 2006. 1-6.