

一种基于多信息融合的粒子滤波跟踪算法

陈 聪, 闵华清, 罗荣华

(华南理工大学 计算机科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘 要: 将颜色和灰度梯度这两种信息融合进粒子滤波跟踪器中, 采用多块颜色模型和目标模板更新策略等技术, 克服了依赖单一信息源而造成跟踪困难的问题, 而且在跟踪的精确度和准确率上都有所突破。实验表明, 该粒子滤波跟踪算法对多种干扰都有较强的抵抗能力。

关键词: 灰度梯度信息; 颜色特征; 粒子滤波; 补偿策略

中图分类号: TP391.41

文献标识符: A

A particle filter tracking algorithm based on multi-information fusion

CHEN Cong, MIN Hua Qing, LUO Rong Hua

(School of Computer Science and Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

Abstract: We present a particle filter (PF) algorithm to target tracking that fuses color and Gray gradient information, applying multi-color model and target template update strategy to the algorithm. It not only overcomes the instability brought by using a single measurement source, but also improves the accuracy and precision. The experimental results show that the algorithm has a wide range of resistance to many kinds of interference.

Key words: gray gradient information; color information; particle filter; update strategy

目标跟踪一直都是计算机科学研究热点与难点^[1]。目标跟踪的难点主要集中于图像噪声影响、光照变化、背景干扰, 以及目标特征的不稳定、被遮挡、运动无规律等方面。目标跟踪有许多算法, 但各有优劣。光流跟踪法^[2]虽然能在简单背景下取得较好的效果, 但计算量大, 而且无法应用于复杂背景。Shift^[3]算法虽然有较高的实时性和识别率, 但当摄像头与目标发生较快的相对移动时, 算法会失效。相关性跟踪法太过依赖于目标特征, 所以当目标被遮挡或背景中出现相似颜色时, 跟踪就会失败。基于卡尔曼滤波^[4]的跟踪算法, 虽然在预测时可以有效地缩小搜索区域, 但因为滤波算法本身的原因, 无法运用于非线性问题中。基于模板的跟踪算法太过依赖于搜索空间的大小, 其准确度难以得到保证。

随着近来计算机科学的不断发展, 人们提出基于粒子滤波的目标跟踪算法。粒子滤波是一种基于贝叶斯推理和蒙特卡洛方法的滤波方法。把粒子滤波用于目标跟踪采用的是“后验假设”的思想: 事先估计目标可能的若干位置, 然后依据颜色、灰度等特征计算出各

位置的概率, 最后确定目标的位置。因为算法同时计算多个假设位置, 有较强的抗遮挡、抗干扰能力。

基于粒子滤波的算法也有其缺点。例如, 这个算法如果只依赖颜色信息作为计算依据, 很容易受到背景中相似颜色或光照的干扰。为了提高算法跟踪的精度, 必须把多种目标特征结合起来作为判断的依据。本文把目标灰度的梯度信息与目标颜色分布信息相结合, 在粒子滤波算法的框架内进行概率融合, 给出了一种有效的目标跟踪算法。

1 粒子滤波基本理论

粒子滤波(particle filter)的理论基础是 Bayesian 理论和 Monte Carlo 方法。它的基本思想是将系统状态的后验分布用一组带权粒子表示, 新状态通过该组粒子的 Bayesian 迭代产生。粒子滤波主要有预测和更新 2 个步骤。设 $P(X_k|Z_{1:k-1})$ 表示 $k-1$ 时刻的后验概率密度函数, X_{k-1} 表示 $k-1$ 时刻的状态, $Z_{1:k-1}$ 表示到 $k-1$ 时刻为止系统的观测值。在预测阶段, 通过将 $k-1$ 时刻的后验分布与状态转换模型 $P(X_k|Z_{1:k-1})$ 积分, 得到了 k 时刻的先验分布 $P(X_k|Z_{1:k-1})$ 。

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

在更新阶段, 当获得 k 时刻的观测后 $p(Z_k | X_k)$, 利用贝叶斯公式就得到了 k 时刻的后验分布:

$$(P_k | Z_k) = \frac{P(Z_k | X_k) P(X_k | Z_{k-1})}{\int P(Z_k | X_k) P(X_k | Z_{k-1}) dX_k} \quad (2)$$

这样, 不断递归迭代就得到各时刻目标状态的后验分布。但在实际中, 会引入蒙特卡洛方法: 利用一组带权粒子来逼近后验概率。其基本过程是: 通过从 $k-1$ 时刻后验密度函数 $P(X_k | Z_{k-1})$ 中采样得到一组粒子集合 $\{S_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}$ 。其中, S_{k-1}^i 为粒子状态。 w_{k-1}^i 为权重。预测阶段中, 利用概率转移模型 P 和 k 时刻获得的测量值 Z_k , 更新每个粒子的权重, 然后把权值归一化。即:

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{P(Z_k | X_k^i) P(X_k^i | X_{k-1}^i)}{q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k)} \quad (3)$$

$$w_k^i = \frac{w_{k-1}^i}{\sum_{j=1}^{N_s} w_{k-1}^j} \quad (4)$$

其中, $q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k)$ 是重要性的密度函数, 一般取, $q(X_k^i | X_{k-1}^i, Z_k) = P(X_k^i | X_{k-1}^i)$ 。将权重归一化后, 得到逼近的后验分布, 利用该分布就可以得到 k 时刻与目标状态相关的函数的后验概率:

$$P(X_k | Z_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_k^i \delta(X_k - X_k^i) \quad (5)$$

此外, 经过几次迭代计算后, 不可避免地将出现只有少数粒子具有较大权值、多数粒子的权值极小的问题, 即粒子退化问题。为解决该问题, 应对粒子进行重采样, 保留权值大的粒子, 舍弃权值小的粒子, 以避免粒子退化。

2 目标特征提取

本文采用以椭圆区域来近似表示目标物体的方法。用椭圆参数作为目标的状态向量: $X_k = \{x_k, y_k, l_k\}$, (x_k, y_k) 表示目标在 K 时刻的中心位置。而 l_k 表示 K 时刻椭圆区域的短半轴。假设椭圆区域有固定的长短半轴比。其值由初始目标区域所决定。因此目标移动的状态方程表示为:

$$X_{k+1} = X_k + W_k \quad (6)$$

其中, W_k 是一个多变量高斯噪声, 各变量间相互独立, 其各个变量的协方差数值分别是: $(\sigma_x, \sigma_y, \sigma_l)$ 。

2.1 目标颜色特征的提取

颜色特征在平面旋转和部分遮挡时变化不大, 所以颜色特征很适合描述目标。而颜色直方图模型^[6]由于计算简便、处理速度快、对目标尺度、旋转部分遮挡不敏感等优点而被广泛使用。本文采用颜色直方图模型来表示目标颜色特征。

目标区域的颜色分布采用离散化的颜色直方图来表示。因为 RGB 空间对光照变化十分敏感, 本文改用 HSV 颜色空间, 并按参考文献[7]所述的方法来定义颜色直方

图。首先选择 H 和 V 值大于某一阈值(在试验中, 分别取 0.1 和 50)的像素, 这些像素都是彩色像素, 再把彩色像素按 H 值和 S 值映射到直方图中。剩下的黑白像素只在特定情况下才起作用, 把这些像素按 V 值映射到颜色直方图剩下的部分。最终颜色直方图共有 $H = N_h \times H_s + H_v$ 条柱。其中, H_h 、 H_s 、 H_v 分别为 HSV 三个分量的组数。

之后是椭圆区域颜色直方图向量的计算。假设椭圆区域的参数变量为 X , 中心坐标是 (x, y) , 短半轴是 l 。 $\{X_{i \dots N}\}$ 表示区域内的像素点。 $b_i(X) \in \{1 \dots N\}$ 表示 t 时刻位置为 u 的像素映射到直方图的柱号。则计算区域颜色概率分布向量 $P(X) = \{p_u(x), u=1 \dots m\}$ 的公式为:

$$\hat{p}_u(X) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta[b(x_i) - u], u=1, \dots, m \quad (7)$$

其中, k 表示核函数, 定义为:

$$k(x) = \begin{cases} 1 - x^2, & x < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

h 表示核窗宽 (bandwidth), 目的是给远离区域中心的像素分配较小权重。原因在于这些像素可能是背景或受干扰的边界。其值为区域最远像素与区域中心的距离, R 为长短半轴比, 即:

$$h = \sqrt{1 + R^2} \times l \quad (9)$$

C_h 是一个使向量归一化的常量, 按公式 9 计算。 δ 表示 Delta 函数。

$$C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (10)$$

初始区域颜色分布的目标模板也可以这样计算: 2 个颜色分布向量的相近程度按 Bhattacharyya 距离定义, 设 p 、 q 为 2 个颜色分布向量, 两者之间的距离 d_{color} 计算如下:

$$\rho(p, q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (11)$$

$$d_{color} = \sqrt{1 - \rho(p, q)} \quad (12)$$

颜色似然函数如式(12)所示, 其中 σ 表示颜色信息高斯分布的方差。

$$p(Z | X^{color}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{d_{color}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

虽然基于颜色特征有很多优点, 但它无法解决近色干扰的问题。如果用于人脸追踪, 那么结果可能是错把其他与人脸有相近颜色的物体当成目标。这是因为算法只考虑目标颜色的整体分布, 忽略了目标本身各部分的颜色组成。本文采用多块颜色模型。即把目标区域分割成多个刚性连接而又相互独立的^[7]子区域 $\{R_j, j=1 \dots n\}$, 分别计算这些子区域的颜色直方图向量 $\{q_j, j=1 \dots n\}$ 。多块颜色模型的处理效果如图 1 所示。



图1 多块颜色模型的示意图

多块颜色的似然模型的似然函数是统计全部子区域颜色的相似程度, 公式如下:

$$p(Z'|X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\sum_{j=1}^J d^2(\hat{p}_j(x), \hat{q}_j)}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

其中 $p_j(x)$ 代表区域 X 中第 j 个子区域的颜色分布向量。

2.2 目标梯度特征的提取

多块颜色特征模型有一个缺点, 就是会受到背景或目标边缘的影响。为了更加准确地跟踪目标, 本文引入灰度梯度特征信息。对于区域 X 边界上的梯度特征可以表示为:

$$G(X) = \frac{1}{N_s} \sum_{j=1}^{N_s} g(x_j, y_j) \quad (15)$$

其中, N 表示区域边界上像素的总数目, $g(x_j, y_j)$ 表示边界上某点 (x_j, y_j) 的灰度梯度。

但是, 椭圆区域不能精确描述目标本身, 只能大概表示目标所在的区域。所以用以上的公式来计算目标梯度是合适的。为了减少背景或边缘的影响, 本文把 $g(x_j, y_j)$ 重新定义: 沿边界点 (x_j, y_j) 法线方向截取一长度为 L 的线段 ($L=7$), 这条线段以 (x_j, y_j) 为中心。然后在这条线段上用 Laplacian 算子检测图像边缘像素。检测到的像素可能是目标边缘, 也可能是背景。分别计算这些像素的灰度梯度。在这里, 把线段中拥有最大梯度的像素认为是目标边缘像素, 用这个梯度值来代替 (x_j, y_j) 的灰度梯度值。即:

$$g(x_j, y_j) = \max_{(x_n, y_n) \in Ln} \{g(x_n, y_n)\} \quad (16)$$

与颜色特征似然相似, 形状特征似然计算公式为:

$$p(Z^g | X) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_g^2 G^2(X)}\right) \quad (17)$$

2.3 特征融合

在粒子滤波的框架内, 将颜色特征和灰度梯度特征进行概率融合, 便成为本文提出的目标跟踪算法。这个跟踪算法的具体步骤如下:

(1) 手动从第一帧确定目标所在的椭圆区域, 得到初始参数 $X_0 = \{x_0, y_0, l_0\}$, (x_0, y_0) 为初始区域的中心点, l_0 为初始区域的短半轴, 从初始区域中计算椭圆的长短半轴比值 R ;

(2) 把初始区域分成 N 个子区域, 计算初始区域的多块颜色分布 q_0 。把此作为以后计算目标后验概率时所用的目标模板;

(3) FOR $i=1, 2, \dots$

FOR $k=1, 2, \dots, N$

① 按公式(6)对每个粒子进行状态转移, 得到新的粒子参数 $S_k^i, i=1, \dots, N$;

② 把新得到粒子所代表的区域, 分成若干子区域。按公式(13)计算每个粒子的多块颜色似然 $P^c(Z_k^i | S_k^i)$;

③ 提取粒子区域的边界像素, 并按方程(16)计算其形状似然 $P^s(Z_k^i | S_k^i)$;

④ 对所有的粒子 $S_k^i, i=1, \dots, N$, 分别计算出融合以后的权重。融合权重计算公式如下:

$$\pi_k^i = P^c(Z_k^i | S_k^i) \times P^s(Z_k^i | S_k^i) \quad (18)$$

在计算融合后的权重时, 应判断其权值是否大于阈值 T 。如果其权值小于阈值 T , 则把此粒子权值赋 0。这样可以有效地降低干扰粒子对跟踪结果的影响;

END

⑤ 用公式(4)将权值进行归一化处理, 并用归一化处理后的权值来更新各粒子的权值。运用公式(5)计算跟踪目标位置的参数 X_{EST} ;

⑥ 目标模板的更新: 设定一个很大阈值 π_1 , 和一个较大的阈值 π_2 。计算 X_{EST} 的后验概率 $P(X_{EST})$ 。如果 $P(X_{EST}) > \pi_1$, 则把目标模板更新为 X_{EST} 的颜色分布。如果 $\pi_1 > P(X_{EST}) > \pi_2$, 则计算 X_{EST} 的多块颜色分布 P , 并按公式(2)更新目标模板。其中 α 为权重因子, 小于 1。

$$q_i = (1-\alpha) \times q_{i-1} + \alpha \times P \quad (19)$$

这种策略的合理性在于: 当 $P(X_{EST}) > \pi_1$, 说明已经精确地跟踪到目标, 因此可以把当前跟踪区域作为新模板, 以提高后序跟踪的精度。当 $\pi_1 > P(X_{EST}) > \pi_2$, 说明算法还未丢失目标, 但因为背景或光照原因, 目前目标的颜色分布与旧模板有差异。所以要更新目标模板, 把当前目标的颜色分布和旧模板进行融合, 得到适合新环境的新模板;

⑦ 对所得到的粒子进行重采样, 计算累积概率 P_k 。其中, $P_k = P_k^{j-1} + \pi_k^j, P_k^0 = 0$ 。按照以下采样的方法重复 N 次。

产生一个 0-1 区间内均匀分布的随机数 r , 按累积概率从小到大进行搜索, 找到满足条件 $P_k^j \geq r$ 的最小 j , 将 s_k^j 作为 $k+1$ 时刻的一个粒子。重复 N 次后得到了 N 个新粒子, 将所有粒子的权重赋为 $1/N$, 把这些粒子作为下一时刻的初始粒子;

⑧ 如果视频序列未结束, 则转步骤④, 否则结束程序;

END

3 实验结果及分析

采用对比实验来证明算法的有效性, 把本文算法 Camshift 算法(采用 opencv 的库函数)和基于灰度梯度粒

子滤波方法进行比较。数据源采用自拍的图像序列。实验中颜色直方图取 $N_h=10$, $N_s=10$, $N_v=10$, 共 110 个柱形。粒子数目为 200。实验平台为: Intel P4, 1GB 内存。

3.1 光照条件变化实验

首先进行光照变化实验。实验结果如图 2、图 3 所示。在实验中, 环境的光照条件随时间而均匀变化, 先变暗再变亮。Camshift 拥有更新策略, 所以大体上可以追踪目标的基本位置。但因为算法只运用颜色特征, 可以看到其目标区域随光照条件变化而变化: 当光照弱时, 其区域偏大; 而光照强时, 其区域偏小。本文的方法不但考虑了颜色和梯度信息, 颜色信息是基于 HSV 颜色空间的, 所以受光照变化影响比较小。有比较完善的模板更新策略, 即使在光照不断变化时, 亦能准确追踪目标。



图 2 Camshift 的跟踪结果



图 3 本文方法的跟踪结果

3.2 背景干扰实验

第二个实验是背景色干扰实验。实验结果如图 4、图 5 所示。在实验中, 深蓝色的目标物体进入蓝色背景中。Camshift 方法过于依赖对区域的颜色统计, 很快把追踪目标与背景混淆。本文方法则利用灰度梯度信息, 寻找目标的轮廓边缘, 进而把目标和背景准确地分开, 即使受到相近颜色的干扰, 也可以准确地追踪目标。



图 4 camshift 的跟踪结果



图 5 本文方法的跟踪结果

3.3 纹理背景干扰实验

第三个实验是纹理背景干扰实验。实验结果如图 6、图 7 所示。目标从纹理简单的背景进入纹理复杂的背景。图 6 采用的是基于灰度梯度粒子滤波方法。从实验结果来看, 只靠灰度梯度信息的粒子滤波算法, 在背景纹理简单时, 可以准确地追踪物体。但遇到复杂纹理

背景时, 会完全失去目标。只停留在梯度较大的区域(物体与背景纹理的交界处)。当目标重新进入纹理简单背景时, 无法再次找回目标。本文的算法则把颜色信息和灰度梯度信息相结合, 对于纹理干扰有一定的抵抗力。基本上不受纹理简单或纹理复杂背景的影响。从 Camshift 算法的结果和本文的算法的结果相似这点来看, 将颜色特征和纹理特征相融合的策略是成功的。



图 6 基于灰度梯度信息粒子滤波的跟踪结果



图 7 本文方法的跟踪结果

3.4 遮蔽性干扰实验

第四个实验是物体遮蔽干扰实验。实验结果如图 8、图 9 所示。目标被障碍物完全遮蔽, 然后又重新出现。Camshift 算法根据物体的颜色信息, 当目标被障碍物完全遮蔽后, 算法被障碍物中与目标颜色相近的部分所吸引。如果目标被物体部分遮蔽, 算法无法精确定位到目标。只有当目标完全重新出现后, 才可以根据颜色再次定位目标。但可能也会丢失目标。本文的算法即使在目标被障碍物部分遮蔽时, 也不会失去目标。虽然目标消失后, 会丢失目标。但目标重新出现后, 根据颜色和梯度信息, 又可以重新定位目标。



图 8 camshift 的跟踪结果



图 9 本文方法的跟踪结果

本文给出的多特性融合的粒子滤波跟踪算法它结合目标物体的颜色特征和灰度梯度特征, 追踪物体, 使追踪不再依赖于单一信息。对背景颜色干扰、光照干扰、背景纹理干扰、遮蔽干扰都有较强的抵抗力。同时, 该算法有较为完善的目标模板更新策略, 可以根据追踪目标的结果来自动更新目标模板, 适应光照或背景的变化。下一步的研究方向是增加目标纹理信息的处理, 更好地

(下转第 65 页)

(上接第62页)

融合各种特征, 以及找出更完善的目标模板更新策略。

参考文献

- [1] JIN Ting, ZHOU FuGen, BAI XiangZhi. Simple and effective object tracking based on data fusion particle filter [J]. Infrared and Laser Engineering, 2007.9 (36).
- [2] COMANICIU D, RAMISH V, MEER P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [C]Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2000: 142 - 149.

《信息化纵横》2009年第10期

- [3] SHALOM Y B, RONG L X. Estimation and tracking principles, techniques and software [M]. Boston: Artech House, 1992.

[4] HORN B K P. Robot vision [M]. Cambridge: Mit Press, 1986.

[5] TEKALP A M. Digital video processing [M]. Prentice Hall, 1998: 93-97.

[6] NUMMIARO KOLLER-MEIER K.E. L.VAN GOOL. An adaptive color-based particle filter. Image and Vision Computing, 2003, 21(1): 99-110.

(收稿日期: 2009-02-18)