

文章编号: 1001- 2486(2007) 05- 0026- 05

基于多测量融合的粒子滤波跟踪算法*

李 由, 张 恒, 李立春

(国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073)

摘要: 复杂背景下运动目标的可靠跟踪, 是计算机视觉领域中一个极具挑战性的问题。提出了一种融合颜色和纹理信息的粒子滤波跟踪算法, 在粒子滤波的测量阶段, 使用颜色直方图对目标进行颜色描述, 用梯度方向向量对目标进行纹理描述。对这两种信息, 分别用 Bhattacharyya 系数和欧几里德距离比较粒子与参考模板的相似性。为解决目标变化和遮挡问题, 采用了模板更新策略。实验结果表明该方法是稳健的, 能够在复杂的背景下对运动目标进行有效、可靠的跟踪。

关键词: 视觉跟踪; 粒子滤波; 多测量融合; 颜色直方图; 梯度方向

中图分类号: TP391. 41 文献标识码: A

Multi-measurement Fusion for Visual Tracking by Particle Filter

LI You, ZHANG Heng, LI Li-chun

(College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: Visual tracking in a clutter background remains to be a challenging task by far. The particle filter based tracking algorithm proposed in this paper fuses color and texture information to build a robust measurement function. During the measurement step, the color information and texture information were represented by color histograms and gradient orientation vector respectively. Bhattacharyya coefficient and Euclidean distance were used to set up an effective connection between the estimated model parameters and the image likelihoods. Moreover, to overcome the problem of appearance changes, partial occlusions and significant clutter, an adaptive model update method was adopted. Experimental results show that the proposed method is robust and effective.

Key words: visual tracking; particle filter; multi-cue fusion; color histogram; gradient orientation

在复杂的背景下对运动目标进行精确可靠的跟踪, 是计算机视觉领域中一个极具挑战性的问题。基于差分的方法, 如光流法^[1], 往往实时性较差, 在简单背景下跟踪结果具有较高的精度, 但是在杂乱背景下容易失效。基于模板匹配的方法^[2] 过于依赖搜索空间的大小。Kalman 滤波^[3] 是在最小均方误差准则下的最佳线性过滤器, 它将系统的状态和预测之间的均方误差达到最小, 应用 Kalman 滤波对运动目标进行预测可以有效地缩小搜索邻域, 但是它不能处理非高斯噪声或非线性模型的问题。基于 Mean-shift^[4] 的跟踪方法虽然具有良好的收敛性能且实时性好, 但是当目标存在快速运动或者相机平台突然抖动时也会导致目标的丢失。

近年来, 基于粒子滤波的跟踪算法^[5] 成了视觉跟踪领域的研究重点之一, 它较好地解决了上述跟踪方法存在的各种问题。粒子滤波为复杂背景和遮挡条件下的目标跟踪问题提供了一个开方式的解决框架, 使得目标跟踪更为可靠。

为了更好地表达目标, 融合目标的多种测量信息是非常必要的。在跟踪过程中多种信息互为补充, 当一种信息不可靠的时候, 其他信息可以达到纠错的目的。在目标跟踪的算法中, 有两类特征被广泛地应用: 颜色和纹理。一个理想的跟踪算法应该将颜色和纹理信息融合起来加以利用, 而粒子滤波具有多测量信息融合的天然优势。为此, 本文提出一种融合了颜色和纹理信息的粒子滤波跟踪新算法。本文采用相对简单的常速度模型作为状态转移模型, 建立了融合测量信息的测量模型。为进行持续可靠的跟踪, 对目标模板进行实时的更新。实验结果表明, 该方法能准确可靠地跟踪目标, 并能够很好地处理

* 收稿日期: 2007- 03- 05

作者简介: 李由(1981-), 男, 博士生。

目标遮挡的情况。

1 粒子滤波

粒子滤波^[6-8]基于 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值的粒子表示,新的状态分布通过该组粒子的 Bayesian 迭代产生。粒子滤波作为一种基于序贯 Monte Carlo 仿真方法的非线性滤波算法,为估计系统状态提供了一个概率的框架,它具有易于实现、鲁棒性强、适合并行处理等特点。相对于 Kalman 滤波,它在处理非高斯非线性时变系统的参数估计和状态滤波问题方面有独到的优势,因此获得了很大的发展。近年来,粒子滤波已经被广泛用于信号处理^[9]、无线通讯^[10]、机器人定位^[11]和目标跟踪^[5,12-13]。

对跟踪问题进行建模,离散动态系统的状态向量为 X_t , 测量序列为 $Y_{1:t} = \{Y_1, \dots, Y_t\}$, 假设系统状态是一阶马尔可夫过程,且在给定状态下测量独立,则系统的状态转移方程和测量方程为

$$\begin{cases} X_t = F(X_{t-1}, W_{t-1}) \\ Y_t = H(X_t, U_t, V_t) \end{cases} \quad (1)$$

其中, F 为系统函数, H 为观测函数, W 为系统噪声, U 为输入控制, V 为观测噪声。在概率论的框架下,上述模型可以用隐马尔可夫模型(HMM)表示:

$$\begin{cases} p(X_t | X_{t-1}) \\ p(Y_t | X_t) \end{cases} \quad (2)$$

分别称之为状态转移概率和测量概率。

目标跟踪就是估计系统的状态序列 $X_{1:t} = \{X_1, \dots, X_t\}$, 为此要计算后验分布 $p(X_{1:t} | Y_{1:t})$ 的一个边缘分布 $p(X_t | Y_{1:t})$ 。在非线性或非高斯条件下, Kalman 滤波对这个估计问题无能为力。扩展的 Kalman (EKF) 是在滤波器理论中应用最为广泛的一种非线性状态估计方法,其实质是将非线性的状态方程或测量方程线性化,然后利用标准的 Kalman 预测方程和更新方程进行计算。然而非线性方程的线性化经常在状态估计中引入较大的误差。当方程的非线性程度较高时,跟踪器可能不稳定甚至发散。粒子滤波则可以很好地处理这类问题。粒子滤波用一组带有权值的粒子 $\{(X^i, w^i), i = 1, \dots, N\}$ 表示 $p(X | Y_{1:t})$, 系统的动态求解由 Bayesian 迭代过程完成,跟踪的结果就是这组粒子的加权平均值。

2 基于粒子滤波的目标跟踪

在粒子滤波过程中,粒子的进化由状态转移概率 $p(X_t | X_{t-1})$ 决定,每一个粒子的权值 w^i 由测量概率 $p(Y_t | X_t)$ 计算。因此,状态转移概率模型和测量概率模型的建立是粒子滤波框架中最为重要的两个环节。

2.1 状态转移概率模型

假设目标的状态为 $X = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$, 表示目标质心的位置与速度。在视觉跟踪中,用状态转移概率模型(目标运动模型)来描述相邻两帧图像上目标的运动。一个合适的模型可以精确地描述目标的运动状态,这对跟踪的可靠性是有帮助的。Isard^[5]采用建模的方法,通过学习得到特定跟踪任务下的运动模型。考虑到粒子滤波算法的鲁棒性和粒子的多样性,本文采用简单的常速度(CV)模型:

$$X_t = \Phi X_{t-1} + W_{t-1} \quad (3)$$

其中,状态转移矩阵 $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$; W_{t-1} 是系统噪声,是跟踪过程中的不确定因素,用来描述状态

转移模型与目标运动真实模型之间的差异。

2.2 测量概率模型

测量概率 $p(Y_t | X_t)$ 用来描述粒子与真实状态的接近性。将目标信息纳入概率模型中,通用的做法

是提取目标所在区域的统计信息。颜色分布具有一定的旋转、尺寸不变性,并且具有抗部分遮挡、计算量小等特点,可以作为有效的目标特征。纹理对光照变化不敏感,因此也可以作为一种重要的统计信息。

2.2.1 目标的颜色信息表达

假设候选目标的中心位于 $l = (x, y)$ 处,目标的颜色信息可以用直方图 $p(l) = (p_l^{(1)}, \dots, p_l^{(B)})^T$ 来表达^[4]。假设目标参考模板的颜色分布为 $q = (q^{(1)}, \dots, q^{(B)})^T$,则候选目标与目标参考模板的相似程度可以用 Bhattacharyya 系数来衡量:

$$\rho(l) \triangleq \rho[p(l), q] = \sum_{u=1}^B \sqrt{p_l^{(u)} q^{(u)}} \quad (4)$$

二者之间的差异可以用 Bhattacharyya 距离来衡量:

$$d(l) \triangleq d(p(l), q) = \sqrt{1 - \rho[p(l), q]} \quad (5)$$

据此,处于状态 $X = (x, y, x \gg y)^T$ 的一个粒子,其颜色信息的测量概率为:

$$p_{color}(Z_{color} | X) = \exp(-\lambda d(l)^2) \quad (6)$$

λ 为归一化常数,本文中取 $\lambda = 0.02$ 。

2.2.2 目标的纹理信息表达

Lowe^[14]在目标识别中使用 Key-point descriptor 对目标进行描述,取得了非常好的效果。受此启发,本文使用梯度方向向量对目标的纹理进行描述。

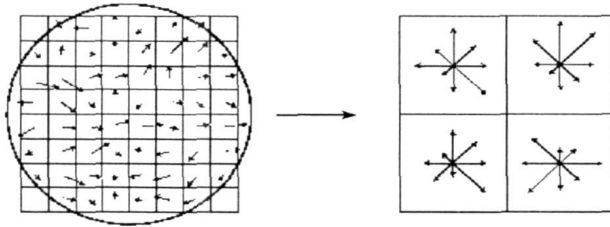


图1 梯度方向向量

Fig. 1 Gradient Orientation Vector

如图1, 8×8 的图像区域上的各点被分派到4个子区域中,计算每一点的梯度幅值和方向。每一点的梯度幅值经过高斯加权后累加到所在子区域对应方向的分量上。由此,该区域信息可以用一个 $8 \times 2 = 32$ (维)的向量 $h(l) = (h_l^{(1)}, \dots, h_l^{(32)})^T$ 表示,称之为梯度方向向量。假设目标参考模板的梯度方向向量为 $r = (r^{(1)}, \dots, r^{(32)})^T$,则候选目标与目标参考模板的差异可以用两个向量的欧几里德距离来度量。

处于状态 $X = (x, y, x \gg y)^T$ 的一个粒子,其纹理信息的测量概率为:

$$p_{tex}(Z_{tex} | X) = \exp(-\mu e(l)^2) \quad (7)$$

$e(l)$ 为 $h(l)$ 与 r 的欧几里德距离, μ 为归一化常数,本文中取 $\mu = 0.01$ 。

2.2.3 测量信息融合

在分别得到颜色和纹理的测量概率分布后,下一步的任务是融合测量信息,即推导信息融合的测量概率分布。由于各种测量是相互独立的,融合的测量概率分布应该是以乘积的形式给出^[15-16]: $p(Z | X)$

$= \prod_{k=1}^K p_k(Z_k | X)^{\alpha_k}$, $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$ 。又由于本文使用两种测量信息,即 $K = 2$,所以,粒子的测量概率为:

$$p(Z | X) = p_{color}(Z_{color} | X)^{\alpha} p_{tex}(Z_{tex} | X)^{1-\alpha} \quad (8)$$

其中, $0 \leq \alpha \leq 1$, 用于调节具体任务时对每一种信息的依赖度。

2.3 跟踪评估与模板更新

模板更新是持续跟踪的关键所在,假设 t 时刻跟踪的结果为 X_t , 计算 X_t 的权值,即观测概率

$p(Z|X_t)$, 当其大于阈值 w_{Th} 时, 按照 (9) 和 (10) 式适当地更新模板。这样可以保证当目标处于被遮挡状态时, 模板不会被错误地更新^[12-13]。

$$q_t^{(u)} = \beta q_{t-1}^{(u)} + (1 - \beta) p_{X_t}^{(u)} \quad (9)$$

$$r_t^{(u)} = \beta r_{t-1}^{(u)} + (1 - \beta) h_{X_t}^{(u)} \quad (10)$$

3 实验结果及分析

为了验证本跟踪算法, 采用手持 DV 拍摄了两组图像进行跟踪实验, 图像大小为 768×576 。目标在首幅图像上手动点取, 选择先验分布 $p(x_0)$ 为高斯分布, 目标区域大小指定为 40×40 。在颜色信息表达中, R, G, B 各量化为 16 个等级, 颜色直方图共 $4096 (16 \times 16 \times 16)$ 个分量。在目标的纹理信息表达中, 采用 4×4 个子区域, 量化为 8 个方向, 梯度方向向量共 $128 (4 \times 4 \times 8)$ 个分量。权值 $\beta = 0.9$ 。算法用 Microsoft Visual C++ 6.0 软件平台编程实现, 在 Pentium IV 2.93GHz, 内存 1GHz 的 PC 上进行测试。

序列 1 中, 相机的自身运动较大, 目标的姿态存在很大的变化。选择粒子数 $N = 30$, 处理速度约为 10fps。跟踪结果如图 2 所示。图中白色大框代表跟踪结果, 白色小框的位置和大小代表每个粒子的状态和权值。



图 2 序列 1 的跟踪结果, 从左到右为第 10, 56, 150 和 178 帧

Fig. 2 Results of the first sequence, from left to right are the frame # 10, # 56, # 150 and # 178 respectively

序列 2 中, 从左向右运动的雨伞为待跟踪的目标, 视场中还有一个雨伞从右向左运动。背景相当复杂, 雨伞被树木部分遮挡。我们进行了三次跟踪实验, 实验 1 仅利用颜色信息而忽略纹理信息 ($\alpha = 1$), N 取 60, 处理速度约为 5fps。结果如图 3 第一行所示, 目标从第 96 帧开始被错误地切换到另一个雨伞上, 其原因是两个雨伞具有相近的颜色。实验 2 结合颜色和纹理信息 ($\alpha = 0.6$), N 取 30, 处理速度约为 10fps。由图 3 第二行可见, 目标被较好地跟踪, 但是由于粒子数目较少, 跟踪的稳定性不是很高, 具体体现为白色大框在真实位置附近剧烈晃动。实验 3 的参数设置同于实验 2, 仅仅将粒子数目增大至 60, 由图 3 第三行可见, 整个序列中目标被稳定地跟踪, 但是实时性也随之降低一半, 其处理速度仅仅约为 5fps。

在上面的两组序列中, 本文提出的算法可以稳健地跟踪目标, 一方面是由于融合了颜色和纹理的信息; 另一方面, 在目标发生改变和遮挡时, 本算法对参考模板进行了适当的更新。

4 结语

粒子滤波为可靠跟踪提供了一个开放式的解决平台, 不仅如此, 它还具有融合多种测量信息的天然优势。本文致力于融合目标的颜色和纹理信息, 并将其纳入粒子滤波的框架。同时, 考虑到目标可能存在自身的变化和遮挡, 本文还使用了模板更新的策略。实验结果表明该方法是有效的。但是, 在基于粒子滤波的跟踪过程中, 测量是最消耗时间的环节, 因此, 融合信息的多测量是以牺牲时间来换取的。此外, 粒子的数目左右着实时性和稳定性的天平。为了解决这些问题, 有必要研究并行化处理(硬件层次)和粒子数目的动态调整(软件层次)等问题, 这些将是我们下一步工作的重点。

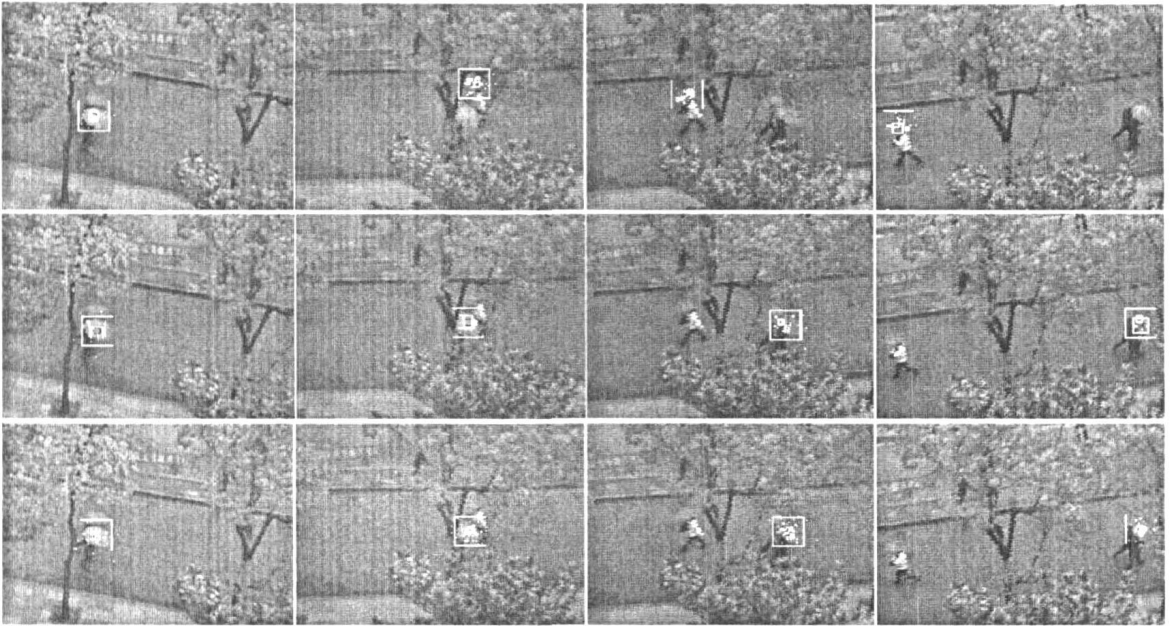


图3 序列2的跟踪结果。第1,2,3行分别为实验1,2,3的结果。从左到右为第20,96,122和159帧

Fig. 3 Results of the second sequence. First row, second row and third row are results of test 1, 2 and 3 respectively.

From left to right, frame # 20, # 96, # 122 and # 159

参考文献:

- [1] Horn B K P. Robot Vision [M]. Cambridge: MIT Press, 1986.
- [2] Tekalp A M. Digital Video Processing [M]. Prentice Hall, 1998: 93- 97.
- [3] Shalom Y B, Rong L X. Estimation and Tracking Principles, Techniques, and Software [M]. Boston: Artech House, 1992.
- [4] Comaniciu D, Ramesh 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.
- [5] Isard M, Blake A. Condensation-Conditional Density Propagation for Visual Tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 28(1): 5- 28.
- [6] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel Approach to Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian State Estimation [J]. IEEE Proc. F, Radar Signal Process, 1993, 140 (2): 107- 113.
- [7] Doucet A, Freitas J F G, Gordon N J. Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. New York: Springer-Verlag, 2001.
- [8] 李涛, 薛祖瑞, 胡小平. 一种使用非等权值粒子的确定性粒子滤波算法 [J]. 国防科技大学学报, 2004, 26(1): 72- 76.
- [9] Fong W, Godsill S J, Doucet A, et al. Monte Carlo Smoothing with Application to Audio Signal Enhancement [J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 2002, 50(2): 438- 449.
- [10] Djuric P M, Kotecha J H, Zhang J, et al. Particle filtering: A Review of the Theory and How It Can Be Used for Solving Problems in Wireless Communications [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19- 381.
- [11] Fox D, Thrun S, Burgard W, Dellaert F. Particle Filters for Mobile Robot Localization. In A Doucet, N de Freitas, and N J Gordon, Editors, Sequential Monte Carlo Methods in Practice [M]. Springer-Verlag, 2001.
- [12] 程健, 周越, 蔡念, 等. 基于粒子滤波的红外目标跟踪 [J]. 红外与毫米波学报, 2006, 25(2): 113- 117.
- [13] Nummiaro K, Meier E K, Gool L V. Color Features for Tracking Non-rigid Objects [J]. ACTA Automatica Sinica, 2003, 29(13): 345- 355.
- [14] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [R]. MIT, 2003.
- [15] Perez P, Vemaaak J, Blake A. Data Fusion for Visual Tracking with Particles [C]//Proceedings of IEEE, 92, 2004.
- [16] 陈阳. 一种基于多区域模型的实时人脸跟踪方法 [C]//第十二届全国图像图形学术会议, 北京, 2005.