

基于多信息融合自适应粒子滤波的目标跟踪算法

陈爱斌^{1,2}, 杨 勇¹, 董德毅¹

(1.中南林业科技大学 计算机科学与技术系, 湖南 长沙 410004;

2.中南大学 信息学院, 湖南 长沙 410083)

摘 要: 粒子滤波是一种可在非线性和非高斯情况下进行状态估计的有效方法, 基于单特征粒子滤波跟踪算法在目标跟踪中的应用及存在的不足, 针对颜色信息在光照变化和相似背景条件下存在的缺点, 为了仍能对目标进行有效地跟踪, 加入纹理信息来表示目标, 并给出基于目标的颜色特征和纹理特征多信息融合的自适应粒子滤波算法, 使用三种量测模型并给出具体的算法和实验结果, 实验证明此方法与仅基于颜色粒子滤波跟踪方法相比, 在计算量增加不多的情况下大大改善了跟踪的性能和鲁棒性。

关键词: 运动目标; 颜色直方图; 纹理直方图; Bhattacharyya 系数; 自适应粒子滤波

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Object tracking based on multi-information and auto-adapted particle filter

CHEN Ai Bin^{1,2}, YANG Yong¹, DONG De Yi¹

(1.Department of Computer Science, Central South University of Forestry & Technology, Changsha 410004, China;

2.Department of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Particle filter is an effective way to estimate the state under non-linear and non-Gaussian. In this paper, based on the shortcomings of characteristics of the particle filter with a single cue and the light of information for color change and conditions similar to the background, in order to track target effectively, texture information is also added to show the target, and we give auto-adapted particle filter algorithm based on the color characteristic and the texture characteristic multi-information fusion. Using three kinds of measure models, we also give specific algorithms and experimental results. Compared with color-based particle filter tracking methods, the method of this paper improves the track performance and robustness greatly.

Key words: moving target; color histogram; texture histogram; Bhattacharyya coefficient; auto-adapted particle filter

机动目标跟踪的主要困难在于跟踪设定的目标运动模型与实际的目标动力学模型匹配的问题。一般目标作匀速直线运动时, 线性、高斯系统可以较为准确地描述其运动, 这时采用卡尔曼滤波技术可以获得最佳估计。但在实际应用当中, 目标偏离匀速直线航线作机动运行时, 线性、高斯系统难以准确地描述其运动。为了对目标进行精确建模, 需要运用非线性、非高斯系统。基于以上原因, 一种基于 Bayes 原理的粒子滤波器(PF)显示出解决非线性问题的优越性, 同时针对于目标颜色信息

在光照变化和相似背景条件下以及刚性物体易产生形变的缺点, 本文通过分级量化颜色直方图、边缘直方图和纹理直方图降低了光照和目标形变的影响。分别计算目标颜色模型、目标边缘模型和目标纹理模型与粒子的 Bhattacharyya 距离, 并给出基于目标的颜色特征和纹理特征多信息融合的自适应粒子滤波算法, 使用三种量测模型, 可以根据背景和目标的特征来调整权值的相关系数, 从而有效适应了背景和变化时的目标跟踪, 能达到满意的跟踪效果。

* 基金项目: 国家基础研究项目(A1420060159)

1 粒子滤波简介

粒子滤波是指通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数 $p(x_k|z_k)$ 进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差估计的过程,这些样本即称为“粒子”^[1,2]。粒子滤波的关键思想是通过权值样本集 $S=\{(x^{(n)}, \pi^{(n)})|n=1 \dots N\}$ (s 表示样本, π 表示样本权值且 $\sum_{n=1}^N \pi^{(n)}=1, n$ 表示 n 维即样本的个数为 n) 来接近后验概率分布 $p(x_k|z_k)$ 。其中每一个样本都代表跟踪目标的一种状态假设。

动态系统是通过两个方程建模:

状态转移方程:

$$x_k=f_k(x_{k-1}, v_{k-1}) \tag{1}$$

测量方程:

$$z_k=h_k(x_k, w_k) \tag{2}$$

其中, f_k 为从状态 x_{k-1} 转换到状态 x_k 的非线性函数; $\{x_{k-1}, k-1 \in N\}$ 为状态空间中的独立同分布噪声序列; z_k 为通过非线性函数 h_k 对 x_k 的观测值; w_k 为观测空间中的独立同分布的噪声序列。跟踪的目的就是通过观测 z_k 来估计 x_k 的状态。

2 观测模型

对目标实施准确跟踪的前提是获得被跟踪目标的准确信息,并充分利用这些信息建立目标的模型,选择合适的目标视觉特征使其能够在特征空间上与其他物体容易区分是建立观测模型的首要任务^[3]。在现行的粒子滤波观测模型中所用的观测线索主要包括颜色和形状信息等。基于颜色的目标表示方法的优点是其计算量少,适合部分遮挡和非刚性物体的跟踪,缺点是当光照变化以及跟踪目标与背景颜色相似时,跟踪会失效;与颜色建模相比,物体表面亮度变化对纹理模型的影响要小一些。以上模型有各自的优缺点,为了更准确表示目标,观测模型可以是几种特征的组合。本文采用颜色特征和纹理特征相结合的方法对目标建模。

2.1 颜色直方图

将 RGB 颜色空间离散化成 $8 \times 8 \times 8$ 的大小,得到 512 个颜色区域,即在新的颜色空间中 R、G、B 的取值范围是从 0 到 7,统计目标区域中像素的颜色向量落在相应子区域中的像素的个数,得到相应的颜色直方图。点 (x, y) 处新的 RGB 值按式(3)计算, R 表示目标区域。

$$(r, g, b) = \lfloor (r(x, y), g(x, y), b(x, y)) \rfloor \tag{3}$$

根据公式 (3) 可以将原来的像素值范围由 0 到 255 转化到新的像素值范围 0 到 7,将目标用一矩形区域标识出来。如果 $\{(r^i, g^i, b^i)\}_{i,j,k=0, \dots, 7}$ 表示目标像素点的颜色向量,归一化新的颜色直方图。用 $k_m = \{C_m^i\}_{i=0, \dots, 8^3-1}$ 表示对目标初始化状态归一化后的颜色直方图, $k_x = \{C_x^i\}_{i=0, \dots, 8^3-1}$ 表示对 i 时刻粒子 x 所表示区域归一化后的颜色直方图,

两者的相似度可以用 Bhattacharyya 距离^[4]度量,如式(4)所示。

$$d(y) = \sqrt{1 - \rho[p(y), q]} \tag{4}$$

$$\rho(p(y), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \tag{5}$$

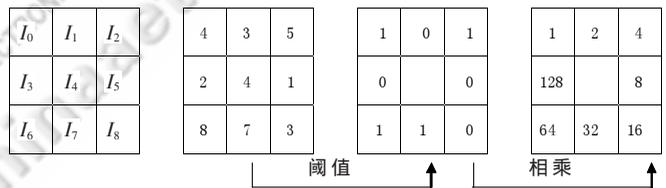
式 (5) 为 q 和 p 之间的 Bhattacharyya 系数估计样本。Bhattacharyya 系数是一种散度测量, Bhattacharyya 距离的值越小,说明两者相似度越大;反之,则两者相似度越小。相似度大的赋予较大的权值,得到 i 时刻粒子 x 基于颜色直方图的权值计算公式:

$$q_{x_i} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{1 - \rho(k_m, q_{x_i})}{2\sigma^2}\right) \tag{6}$$

2.2 纹理直方图

当背景具有和目标相似的颜色特征时,背景颜色信息会干扰目标跟踪,误把背景当目标。为了克服此种缺陷,采用面向纹理的直方图来统计区域的边界信息。

为了检测纹理信息,现将彩色图像转化为灰度图像,同时,引入局域二值模式 LBP(Local Binary Pattern)^[5] 作为纹理算子来分析图像纹理特征。给定图像函数 $I(x, y)$,为了刻画图像像素点在某邻域内的灰度变化,考虑像素点的 3×3 邻域,如图 1 所示。



$$LBP = (01100101)_2 = 64 + 32 + 4 + 1 = 101$$

图 1 3×3 邻域的 LBP 算子的计算过程

LBP 算子的计算公式:

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^7 t(I_p - I_c) 2^p \tag{7}$$

其中, I_c 和 I_p 分别为中心点 (x_c, y_c) 以及其邻域的像素值。函数 $t(x)$ 定义:

$$t(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \tag{8}$$

由公式(6)可知, $LBP(x_c, y_c)$ 的取值范围为 $0 \sim 255$,统计图像各像素点的纹理值 $LBP(x_c, y_c)$ 的频数,就可以得到图像的 256 级纹理直方图。假设 $LBP(i, j)$ 表示图像在像素点 $I(i, j)$ 处的纹理值,则有:

$$h[k] = \frac{\sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} f(i, j)}{m \times n} \tag{9}$$

其中, $h[k]$ 是纹理直方图, m 和 n 分别是图像的高度和宽度,而函数 $f(i, j) = \begin{cases} 1 & LBP(i, j) = k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$ 。假设 $I_s = \{A_s^i\}_{i=0, 1, 2, \dots, (m \times n) - 1}$ 表示归一化的目标纹理直方图参考模

型, $I_{x_i} = \{A_{x_i}^t\}_{t=0,1,2,\dots,(m \times n)-1}$ 表示 i 时刻粒子 x 所表示区域的边缘直方图模型, $A_s^t, A_{x_i}^t$ 表示落在区间 i 上的像素点的个数占整个候选区域像素点个数的比重, 则两者的相似度也用 Bhattacharyya 距离度量, 如式(10)所示。

$$\rho(I_s, I_{x_i}) = \sum_{t=1}^{8^3} [(C_s^t \cdot C_{x_i}^t)^2]^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

Bhattacharyya 距离的值越小, 说明两者相似度越大; 反之, 则两者相似度越小。相似度大的赋予较大的权值。得到 i 时刻粒子 x 基于纹理直方图的权值计算公式:

$$P_{x_i} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{1-\rho(I_s, I_{x_i})}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

3 基于多信息融合的自适应粒子滤波算法

设目标运动的状态方程采用二阶自回归模型, 如式(12)。

$$x_{k+1} = A(x_k - x_{k-1}) - x_k + e_k \quad (12)$$

其中, A 是 4×4 的矩阵, 表示目标的旋转和缩放, 为方便起见, 取 A 为对称矩阵。目标的状态包括三个方面的参数: 目标的位置、目标的长和宽, 因此设向量 $x_k = [x, y, h_x, h_y] \in R^4$ 为状态向量, x, y 表示目标的中心位置, h_x, h_y 表示目标的长和宽。 e_k 为与状态无关的零均值白噪声, 其概率密度函数已知。

目标运动离散形式的量测方程为

$$y_k = \rho[p(x_k), q] + v_k \quad (13)$$

其中, y_k 为运动目标的测量值, $\rho[p(x_k), q]$ 为目标模型和候选模型 (即粒子的候选模型) 之间的 Bhattacharyya 系数, v_k 为独立于系统噪声和状态的量测噪声。

为了综合考虑基于颜色和纹理 Bhattacharyya 系数对粒子滤波目标跟踪的影响, 在本文中目标运动离散形式的量测方程为

$$\phi(x_i) = [\rho(k_m, k_{x_i}) \cdot \rho(I_s, I_{x_i})] + v_k \quad (14)$$

其中, $\rho(k_m, k_{x_i})$ 为目标颜色模型构成的 Bhattacharyya 系数, $\rho(I_s, I_{x_i})$ 为目标纹理模型构成的 Bhattacharyya 系数, v_k 为独立于系统噪声和状态的量测噪声, 其概率密度函数已知。

根据以上给出的量测模型, 下面给出三种量测模型, 分别如下:

- (1) $\phi(x_i) = \rho(k_m, k_{x_i}) + v_k$
- (2) $\phi(x_i) = \rho(I_s, I_{x_i}) + v_k$
- (3) $\phi(x_i) = [\rho(k_m, k_{x_i}) \cdot \rho(I_s, I_{x_i})] + v_k$

对于模型(1)只包含目标颜色信息的量测模型, 在部分遮挡和对非刚性物体的跟踪有较好的效果; 模型(2)只包含目标运动信息的量测模型, 适合于当背景具有和目标相似的颜色特征时, 由于背景颜色信息会干扰目标跟踪, 误把背景当目标的情况; 模型(3)包含目标颜色信息, 也包含目标纹理信息, 介于模型(1)与模型(2)之间。

使用中心-周围的方法从目标和背景中提取运动像素个数, 假设内部矩形框包含 $h \times w$ 个像素, 背景像素的外部边缘的尺寸为 $rh \times rw$, 一般 $r > 1$, 取 $r = 1.5$, 如图 2 和图 3 所示。首先选择一个覆盖目标像素的矩形框, 计算其内部运动像素的个数 N_c , 同时计算目标外围的矩形环内运动像素个数 N_a 。根据目标运动轮廓的清晰度, 定义目标运动轮廓的三种状态为清晰、较清晰、不清晰, 从图 2 和图 3 的对比可知图 2 为较清晰, 图 3 为不清晰。用 $mode \in \{1, 2, 3\}$ 分别来表示这三种状态。定义一个参数 $\lambda = N_c/N_a$, 又设定两个常量 $a, b (a > b)$ 则判断这三种状态的方法如式(15):

$$mode = \begin{cases} 1 & \text{if } (\lambda > a) \\ 2 & \text{if } (\lambda < b) \\ 3 & \text{if } (\lambda < a) \text{ and } (\lambda > b) \end{cases} \quad (15)$$

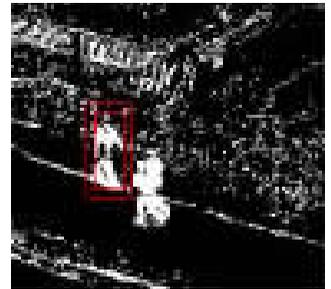
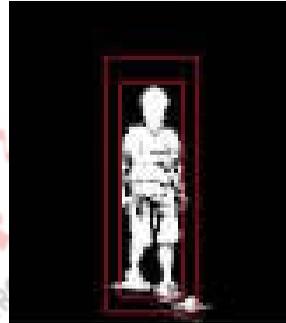


图 2 运动像素提取示意图 1 图 3 运动像素提取示意图 2

基于多信息融合自适应粒子滤波算法具体如下:

- (1) 生成一组服从均匀分布的随机数。
- (2) 状态预测。根据状态转移方程(12)求取状态预测量。
- (3) 计算两帧差, 获取目标运动轮廓状态 $mode$ 值。
- (4) 观测, 根据状态集合中的每一个采样, 更新估计量, 并进行权值的更新, 归一化新的权值。计算权值的方法如下:

$$\begin{aligned} & \text{if } (mode = 1) \\ & w_k(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{1-\rho(k_m, k_{x_i})}{2\sigma^2}\right) \\ & \text{else if } (mode = 2) \\ & w_k(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{1-\rho(I_s, I_{x_i})}{2\sigma^2}\right) \\ & \text{else} \\ & w_k(i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left(-\frac{1-\rho(k_m, k_{x_i})\rho(I_s, I_{x_i})}{2\sigma^2}\right) \end{aligned}$$

并归一化权值:

$$\tilde{w}_k(i) = w_k(i) \left[\sum_{j=1}^N w_k(j) \right]^{-1}$$

- (5) 重采样。
- (6) 令 $k = k + 1$, 转至第步骤(2)。



图 4 第一组实验:本文提出的算法的跟踪效果



图 5 第二组实验:基于颜色的粒子滤波算法跟踪效果

4 实验结果及分析

实验采用的视频为在复杂背景下运动的人,为了便于比较实验结果,第一组实验采用本文提出的算法进行跟踪,为了证明本文提出算法对单纯颜色算法进行了改进,第二组实验中,采用了基于单纯颜色直方图的粒子滤波跟踪算法。从图 4 和图 5 可以看出,两组实验中的第 1 帧均为初始化帧,在图 5 第二组实验的第 148 帧在三人交错时,由于目标颜色和背景颜色相似性较大,造成跟踪目标的局部丢失,跟踪效果不很理想。在接下来的一系列帧中跟踪矩形框都是在不断恢复到较好跟踪目标的效果,但由于路边的黄土颜色对跟踪目标产生了较大的干扰作用,造成跟踪效果不是很稳定,而本文中的基于多信息融合自适应粒子滤波算法跟踪稳定。

本文根据粒子滤波算法在目标跟踪中的特定应用及存在的不足,提出了基于颜色直方图和纹理直方图及物体运动特征的多信息融合的自适应粒子滤波跟踪算法,在一定程度上解决了单信息跟踪易受外界环境影响,从而跟踪的鲁棒性和稳定性较差的特点。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,

融合信息的多测量是以牺牲时间来换取的。另外,由于粒子的数目左右着实时性和稳定性,因此,如何减少运行时间、粒子数目的动态调整是我们下一步研究的重点。

参考文献

- [1] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transaction on Signal Processing, 2002, 50(2):174-188.
- [2] 胡士强,敬忠良.粒子滤波算法综述[J].控制与决策, 2005, 20(4):361-371.
- [3] Alper Yilmaz, Omar javed, Mubarak shah. Object Tracking: A Survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4).
- [4] KAILATH T. The Divergence and Bhattacharyya Distance Measures in Signal Selection. IEEE Trans on Communication Technology, 1967, 15:52-60.
- [5] MAENPAA T, PIETIKAINEN M. Texture analysis with local binary patterns. In: chen & Wang PSP (eds) Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision, 3rd ed. World Scientific, 2005:197-216.

(收稿日期:2009-03-11)