

·测试、试验与仿真·

基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法

李春鑫

(海军91996部队, 辽宁 大连 116023)

摘要:针对视频目标突变转向时产生的重尾问题,提出了一种变换观测模型的粒子滤波跟踪算法。该算法根据提出的变换准则,目标稳定运动时采用高斯分布观测似然函数,当目标突变转向时采用多变量拉普拉斯分布观测似然函数较好的逼近重尾分布,提高跟踪的精度。视频跟踪仿真试验表明,该算法是稳健的,能够对突变转向的运动目标进行有效、可靠地跟踪。

关键词:粒子滤波;多变量拉普拉斯分布;颜色直方图;重尾问题

中图分类号:TN911.73;TN953

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2011)03-0078-04

Particle Filter Tracking Algorithm Based on Switching Observation Models

LI Chun-xin

(91996 Naval Troops, Dalian 116023, China)

Abstract: To deal with the heavy-tailed issue of the video object with abrupt turns, a particle filter tracking algorithm based on switching observation models is proposed. According to the presented switching rule, to improve the tracking precision, the observation likelihood of Gaussian distribution is used when the object moves steadily, and the observation likelihood of multivariate Laplace distribution is adopted to surmount the heavy-tailed issue when the object turns abruptly. The simulation result shows the algorithm is robust and effective at abrupt turning object tracking.

Key words: particle filter; multivariate Laplace distribution; color histograms; heavy-tailed issue

粒子滤波作为一种后验概率的求解方法,通过蒙特卡罗方法实现递推贝叶斯滤波,在处理非高斯和非线性时变系统的参数估计和状态滤波问题方面具有独特的优势,近年来已成为目标跟踪的一个强有力的工具^[1-4]。但由于算法还处在发展阶段,算法本身还不是很成熟,仍存在着一些缺陷,使得粒子滤波在实际应用中还存在着一些问题。在实际应用过程中,发现在粒子滤波框架下采用颜色直方图作为目标特征,当目标突然快速转向时,跟踪效果往往不好,甚至有时跟踪失败。视频运动目标的机动变化会使跟踪性能大大恶化,尤其是当目标以不规则的速度进出某一场景,产生复杂的交互运动和遮挡等问题的时候,往往会导致目标跟踪失

败。运动目标突然快速转向,会产生重尾问题,这个问题常常被很多研究者所忽视。多变量拉普拉斯分布可以很好地处理重尾问题。因此,提出一种基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法,提高视频目标的跟踪精度。

1 重尾问题

选取颜色直方图作为目标特征,当视频目标在一段时间稳定运动,突然发生偏转的时候,就会出现重尾现象。图1给出了颜色直方图的2个重尾现象的实例。图1a是一个自然图像的对数直方图,其中的黑色实线为跟踪目标的直方图结果,灰色虚线

收稿日期:2011-04-06

基金项目:国家自然科学基金(60975016);辽宁省自然科学基金(20082176);浙江大学CAD&CG国家重点实验室开放基金(A0906)

作者简介:李春鑫(1980-),男,辽宁大连人,博士研究生,主要研究工作是视频目标跟踪技术。

为高斯分布的拟合结果,从中可以看出黑色实线即目标的直方图中间部位是一个突起的尖峰,而两边缓慢下降且拖尾较长。显然,常用的高斯分布观测模型与目标的实际偏差较大,必须寻求其他分布来更好地逼近目标的真实分布;图1b是一张拍摄图像经过小波变换后取其第二层分解的低频子带系数的直方图,重尾现象更加明显。如何才能逼近目标快速突变转向时的真实分布,为了解决这个问题,在这里引入多变量拉普拉斯分布。

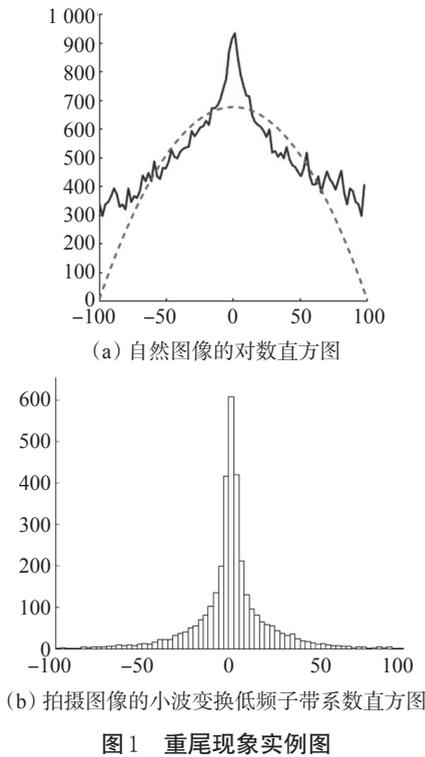


图1 重尾现象实例图

2 多变量拉普拉斯分布

一般的多变量拉普拉斯分布可以表示为^[5]

$$Y = \mu + \sqrt{Z} \sigma X \quad (1)$$

式中, $X, Y \in R^d$, $X \sim N(0, \sigma^2 I_d)$; $p_Z(z) = \exp(-z)$ 且 $z \geq 0$, 记为 $Y \sim ML(\mu, \sigma^2)$, 其概率密度函数为

$$P_Y(y) = \frac{2}{(2\pi)^{d/2} \sigma} \cdot \frac{K_{d/2-1}(\sqrt{2q(y)})}{\left(\sqrt{q(y)/2}\right)^{d/2-1}} \quad (2)$$

式中, $\sqrt{q(y)} = \sqrt{(y-\mu)^T (y-\mu)}/\sigma$; $K_m(x)$ 为改进的第二类贝赛尔函数; m 为贝赛尔函数的阶数; d 为变量 y 的维数。由贝赛尔函数渐近线方程 $K_m(x) \sim$

$\sqrt{\frac{\pi}{2x}} \exp(-x)$, 当 $|x| \rightarrow \infty$ 时, 可以得到

$$p_Y(y) \sim \frac{\exp(-\sqrt{2q(y)})}{\left(\sqrt{q(y)}\right)^{(d-1)/2}} \quad (3)$$

图2是一个多变量拉普拉斯分布图, 结合式(3)和图2可以看出, 与高斯分布相比, 多变量拉普拉斯分布能够更好地抓住重尾特性, 非常适合对重尾问题进行处理。

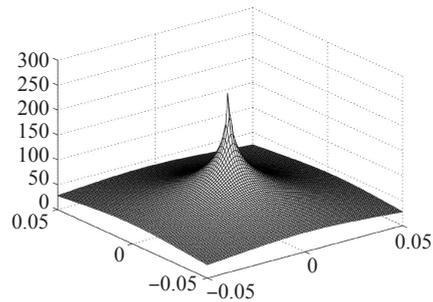


图2 多变量拉普拉斯分布图

3 观测模型的建立及变换准则

假设目标的状态为 $X = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$, 目标的运动模型为

$$X_k = \Phi X_{k-1} + W_{k-1} \quad (4)$$

式中, $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$; W_{k-1} 为系统噪声。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 $p(l) = (p_l^{(1)}, p_l^{(2)}, \dots, p_l^{(m)})^T$ 来表示^[6]。假设目标参考模板的颜色分布为 $q = (q^{(1)}, q^{(2)}, \dots, q^{(m)})^T$, 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: $\rho(l) = \sum_{i=1}^m \sqrt{p_l^{(i)} q^{(i)}}$, 两者之间的差异可以用 Bhattacharyya 距离来衡量: $d(l) = \sqrt{1 - \rho(p(l), q)}$, 则 k 时刻处于状态 $X = (x, y, \dot{x}, \dot{y})^T$ 的一个粒子, 其颜色信息的观测似然函数为

$$p_l(Z_k | X_k) = \exp(-\lambda (d(l))^2) \quad (5)$$

其中, λ 为归一化常数, 通过试验取 0.01。式(4)是用于目标在一段时间内稳定运动情形的观测似然函数。当目标突然转向时, 将出现重尾现象, 结合式

(2), 令 μ 为归一化常数, 重尾问题的颜色信息观测似然函数为

$$p_2(Z_k|X_k) = \frac{\mu K_1(\sqrt{2q(d(l))})}{\sqrt{q(d(l))/2}} \quad (6)$$

所谓变换观测模型, 就是采用2个观测模型根据跟踪的实际进行变换, 当目标稳定运动时, 采用式(4)的观测似然函数, 而当目标快速突变转向时, 采用式(5)的观测似然函数。接下来的关键问题就是如何判断何时采用那种观测模型, 给出观测模型的变换准则。令 $\{x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^N\}$ 为 k 时刻的 N 个粒子, 每个粒子的权值分别为 $\{w_k^1, w_k^2, \dots, w_k^N\}$, 则 k 时刻目标估计值为 $\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i$ 。 k 时刻目标估计的方差定义为

$$V_k = (\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_N^2)^T = \text{diag} \left[\frac{\sum_i w_k^i (\hat{x}_k - x_k^i)(\hat{x}_k - x_k^i)^T}{N-1} \right] \quad (7)$$

其中 $\text{diag}(M)$ 表示由矩阵 M 对角线上的元素构成的向量。取 k 时刻 N 个粒子标准差的均值即

$$\sigma_{k,m} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sigma_k^i \quad (8)$$

将 $\sigma_{k,m}$ 的值与设定的阈值 γ 作比较, 观测模型变换的规则如图3所示。如果 $\sigma_{k,m} > \gamma$, 则采用式(4)所示的观测似然函数, 否则, 采用式(5)所示的似然函数。在这里阈值 γ 设定为目标矩形短半轴的长度。

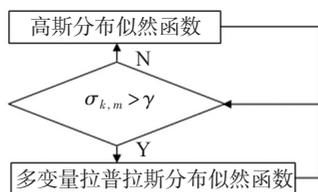


图3 变换准则示意图

4 算法步骤

综上所述, 基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法的详细步骤如下:

(1) 初始化: 选择目标跟踪区域, 获得该矩形区域的参考颜色直方图, 根据已知的先验信息 $p(x_0)$,

初始化粒子状态 $\{x_0^i\}_{i=1}^N$;

(2) 选择式(4)作为观测似然函数;

(3) 根据目标运动方程进行状态传播, 得到下一时刻的新粒子;

(4) 进行重要性采样, 计算颜色直方图分布, 根据直方图距离, 结合观测似然函数, 计算粒子的重要性权值并归一化处理;

(5) 进行粒子重采样处理;

(6) 计算状态均值, 输出被估计状态;

(7) 计算粒子标准差的均值 $\sigma_{k,m}$ 的值, 并与阈值 γ 比较大小, 若 $\sigma_{k,m} > \gamma$, 则选取式(5)作为观测似然函数, 直接转到步骤(3), 否则返回步骤(2)。

5 仿真比较与分析

为了验证算法的跟踪性能, 分别对三组视频进行跟踪仿真。为了便于比较和说明问题, 分别采用基于粒子滤波的颜色直方图特征的跟踪算法和文中提出的算法进行跟踪测试。取400个粒子, 在 Pentium IV 2.8 GHz, 内存为1 GB 的计算机上进行试验。视频的参数如表1所示, 各视频的跟踪仿真结果分别如图4、图5和图6所示。

表1 跟踪仿真试验视频参数表

视频	视频1	视频2	视频3
总帧数/帧	100	86	404
每帧图像大小/像素	320×240	320×240	704×576



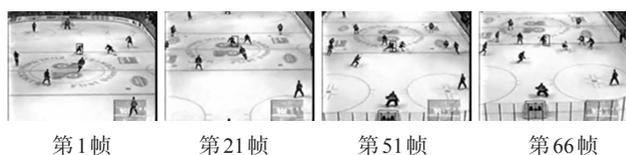
(a) 基于粒子滤波颜色直方图特征的跟踪结果



(b) 文中提出算法的跟踪结果

图4 视频1的跟踪仿真结果

由仿真结果可以看出: 对于视频1, 粒子滤波的颜色直方图特征的跟踪算法在目标运动方向第一次变化时, 跟踪就有所偏差, 在目标运动方向第二

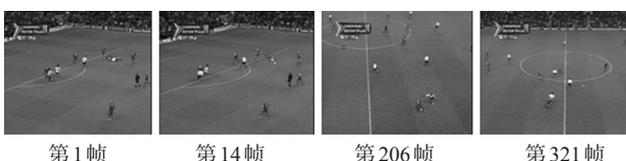


(a) 基于粒子滤波颜色直方图特征的跟踪结果

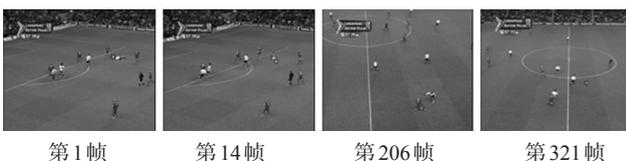


(b) 文中提出算法的跟踪结果

图5 视频2的跟踪仿真结果



(a) 基于粒子滤波颜色直方图特征的跟踪结果



(b) 文中提出算法的跟踪结果

图6 视频3的跟踪仿真结果

次变化时偏差更大,最终导致丢失目标;而这里提出的基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法可以较好地跟踪到目标。对于视频2,粒子滤波的颜色直方图特征的跟踪算法在几次目标运动突然偏转时,跟踪偏差较大,在第51帧的时候跟踪发生错误,跟踪到其他相近的目标,而基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法在目标运动多次突然偏转的情况下,一直跟踪效果较好。对于视频3,目标在第14、206、321帧都突然转向,基于粒子滤波的颜色直方图特征的跟踪算法在目标运动方向几次发生变化时,都会丢失目标;而文中提出的基于变换观测模型的粒子滤波跟踪算法可以较好地跟踪到目标,进一步验证了算法的有效性。

6 结束语

针对选择颜色直方图特征的视频目标突然偏转时产生的重尾问题展开研究,提出了一种在粒子滤波跟踪框架下采用变换观测模型的跟踪算法,并通过跟踪仿真比较,由于常用的粒子滤波仅采用高斯观测模型不能抓住目标快速突变转向时的重尾特征,导致跟踪失败和错误的问题,而文中提出的方法根据跟踪的实际情形变换观测模型,可以很好地跟踪目标。需要说明的一点是在粒子滤波框架下采用颜色直方图作为目标特征,导致跟踪效果不好甚至跟踪失败的原因可能有很多,这里只讨论重尾问题的解决方法,选取的仿真视频也是针对重尾问题而进行测试的。接下来的工作是如何将算法应用到多目标的场合,实现多目标的稳定准确跟踪。

参考文献

- [1] Wei-Lwun Lu, Kenji Okuma, James J. Little, Tracking and recognizing actions of multiple hockey players using the boosted particle filter[J]. Image and Vision Computing, 2009, 27: 189-205.
- [2] Ward D B, Lehmann E A, Williamson R C. Particle Filtering Algorithms for Tracking an Acoustic Source in a Reverberant Environment[J]. IEEE Transactions on Speech and Audio Processing, 2003, 11(6): 826-836.
- [3] Caifeng Shan, Tieniu Tan, Yucheng Wei. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. Pattern Recognition, 2007, 40: 1958-1970.
- [4] 雷云, 丁晓青, 王生进. 嵌入粒子滤波中的AdaBoost跟踪器[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2007, 47(7): 1141-1143.
- [5] S Kotz, T J Kozubowski, K Podgorski. The Laplace distribution and generalizations: a revisit with applications to communications, economics, engineering, and finance [M]. Boston: Birkh user, 2001.
- [6] 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.

本刊声明

凡向本刊投稿的作者,请按照本刊刊登论文的格式要求写稿,详情见本刊网站 www.gdjsyy.com。本刊拒绝一稿多投,敬请作者自觉遵守!