

# 基于粒子滤波器和风险决策跟踪遮挡目标的方法

周 妍, 胡 波, 张建秋

(复旦大学电子工程系, 上海 200437)

**摘 要:** 为了跟踪遮挡目标, 本文通过赋予外界遮挡和目标自身外观变化不同的风险度, 利用风险决策的方法判断遮挡, 设计了新的目标模板和模板更新规则, 使目标模板既能随外观的缓慢变化自动更新, 又能在全遮挡出现时维持模板不变. 当这个新的目标模板和模板更新规则结合粒子滤波器的跟踪算法时, 可实现遮挡目标的跟踪. 实际视频流的测试结果表明, 本文提出的方法可以有效判断遮挡, 实现了长时间全遮挡情况下的目标跟踪.

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波器; 风险决策; 目标遮挡

**中图分类号:** TP391.4      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2007) 02-0350-04

## Tracking Occlusive Target Method Based on Bayesian Decision Theory and Particle Filter

ZHOU Yan, HU Bo, ZHANG Jian qiu

(Department of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200437, China)

**Abstract:** In order to track an occluded target in an image sequence, the Bayesian decision theory is, here, introduced to the problem of distinguishing occlusions and appearance changes according to their different risk possibilities. A new target template combining image intensity and histogram is designed. The corresponding updating method is also derived based on particle filter. If the target is totally occluded by another target, the template can be kept unchanged. The occlusion of a target will not influence tracking. Simulation results show that the presented method can efficiently justify whether the occlusion occurs and realize target tracking in image sequences even though the tracked target is totally occluded with long time.

**Key words:** target tracking; Particle Filter; Bayesian decision; target occlusion

## 1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域中最活跃的研究主题之一, 其核心是利用计算机视觉技术从图像序列中检测、跟踪、识别目标并对其行为进行理解与描述, 它在军事视觉制导、机器人视觉导航、安全检测、交通流量监测、医疗诊断以及气象分析等方面都有广泛的应用.

目标跟踪的过程是一个模板匹配与更新的过程, 模板的选择和更新方法直接影响跟踪的效果. 模板的选择有多种方法, 根据图像的不同特征, 有基于图像轮廓的模板<sup>[1]</sup>、基于图像颜色的模板、基于图像运动的模板<sup>[5]</sup>、以及基于生物建模的模板(如 Wolfe<sup>[2]</sup>的生物视觉模型). 本文采用了文献[9]提出的基于灰度值和直方图的混合模型, 原因是灰度值的获取简单直接, 并且可以最好地反映目标细节情况, 而直方图是目标灰度分配的统计特征, 在目标放大缩小的情况下尤其可靠, 将这两个特征结合, 可以更好描述目标并适应目标的缓慢变化. 本文的模板更新方法是遮挡出现时不更新模板, 无遮挡时更新模板, 配合遮挡判别方法使用, 实验证明, 这种更新方法既保留了目标的细节, 又可以适应目标外观的缓慢变化.

在目标跟踪中, 运动目标数学模型的建立和求解有两大类处理方法. 一类是确定的方法, 这类方法把跟踪问题当作最

优化问题来处理, 转化为求代价函数最小值问题, 具有代表性的是 Mean Shift 方法<sup>[6]</sup>; 另一类是统计的方法, 这类方法把跟踪问题当作估计问题来处理, 以获得状态的最优估计为目的. 当系统是线性且系统状态的后验概率密度为高斯分布时, 卡尔曼滤波器的方法可以获得最优解, 但计算机视觉中系统一般是非线性非高斯的, 于是迫切需要一种近似算法, 扩展卡尔曼滤波器(EKF)通过一个高斯分布来近似状态的后验概率分布, 但是由于系统本身的非高斯性, 这种算法只能获得次优解. 序列 Monte Carlo 的方法则可以获得最优解, 它用一组粒子直接近似系统状态的后验概率密度, 其优势是简单, 灵活, 适用范围广, 被 Isard<sup>[1]</sup>称为 CONDENSATION 的方法, 也就是粒子滤波器.

大量实验表明, 粒子滤波器在复杂环境、运动背景下都能正确跟踪目标, 具有很高鲁棒性, 但在有障碍物遮挡时会丢失目标. 障碍物的遮挡一直是目标跟踪中的棘手问题, 究其原因, 主要是因为目标外观是缓慢变化的, 反映在灰度图像中就是目标区域灰度值的变化, 而目标被遮挡时也会引起目标区域灰度值的变化, 如何区分这两种情况是非常困难的. 文献[3]的算法由于判断遮挡的方法过于简单, 不能很好区分这两种情况, 在跟踪时会慢慢把遮挡物体当成被跟踪目标, 导致目

标丢失。本文应用了风险决策来解决这个问题:在目标跟踪中,区分外观变化和遮挡可以看作一个模式识别中的决策问题,显然,将遮挡错判为外观变化会导致目标模板更新,进而使目标丢失,风险度很高;而将外观变化错判为遮挡最多使此帧的目标模板不更新,对整个跟踪过程影响不大,因此风险度较低。于是,通过设定不同的风险度,允许将外观变化错判为遮挡,但杜绝将遮挡错判为外观变化,以有效应对目标的遮挡。

在计算遮挡出现的概率时,由于遮挡物体都是从一侧慢慢遮住目标的,而目标自身外观变化则是目标内部分散的任意灰度值变化,这是遮挡和外观变化最大的区别。利用这一点,本文提出分块匹配的方法计算遮挡出现的概率,结合风险决策的方法设计分类器,来区分遮挡和外观变化,进行遮挡检测。

本文提出的算法基于粒子滤波器,利用风险决策的方法解决了目标跟踪中判断遮挡还是外观变化的问题,并提出了新的模板更新规则,使之既能随外观的缓慢变化自动更新,又能在全遮挡出现时维持模板不变,从而实现了长时间全遮挡情况下的目标跟踪。

## 2 系统框架

提出方法的系统框架如图 1 所示,通过对新产生的粒子进行模板匹配、遮挡检测,得到系统下一时刻的状态估计值,然后基于此再产生新的粒子,开始新一轮循环。

### 2.1 粒子滤波器

定义  $x_k, z_k$  为  $k$  时刻的目标状态和观测值,在目标跟踪问题中,关心的是后验概率密度  $p(x_k | z_{1:k})$ ,其中  $z_{1:k} = (z_1, \dots, z_k)$  是到  $k$  时刻为止获得的所有观测值。粒子滤波器的基本思想是用一组带有权重的粒子  $\{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^N$  来近似逼近后验概率密度  $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ ,新的粒子由适当的重要采样函数产生,此函数依赖于目标状态和观测数据  $x_k^i \sim q(x_k | x_{k-1}^i, z_k)$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,新的粒子权重更新为

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(z_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k)} \quad (1)$$

从而得到新的一组带有权重的粒子  $\{x_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$  来近似逼近后验概率密度  $p(x_k | z_{1:k})$ 。本文取重要采样函数  $q(x_k^i | x_{k-1}^i, z_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ ,即 Bootstrap 方法,详细介绍见文献[4]。Bootstrap 的算法流程如下:

已知  $k-1$  时刻的粒子及权重  $\{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^N$  和  $k-1$  时刻的状态估计值  $\tilde{x}_{k-1}$ ,则在  $k$  时刻:

(1) For  $i = 1, \dots, N$

—产生新粒子:  $x_k^i = \tilde{x}_{k-1} + v_k^i$  (其中  $v_k^i$  为高斯噪声)

—更新粒子权重  $w_k^i \propto w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i)$  且  $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$

(2) 计算  $k$  时刻的状态估计值  $\tilde{x}_k$

### 2.2 直方图与灰度混合模板

我们的目的是在图像序列中跟踪一个确定目标,目标的类型任意,它们可以是刚体,比如车辆,也可以是非刚体,比如

人脸、动物等,因此本算法的适用范围较广。本文采用灰度值和直方图混合模板<sup>[9]</sup>,灰度值的获取简单直接,并且可以最好地反映目标细节情况,而直方图是目标灰度分配的统计特征,在目标放大缩小的情况下尤其可靠,将这两个特征结合,可以更好描述目标并适应目标的缓慢变化,每帧对每个粒子计算灰度模板的相关系数和直方图模板的相关系数,混合后作为粒子的权重。每个粒子混合相关系数为:

$$\lambda_k = \beta \cdot r_t + (1 - \beta) \cdot r_h \quad (2)$$

其中  $r_t$  是灰度相关系数,  $r_h$  是直方图相关系数。本文  $\beta$  取 0.8。将  $\lambda_k$  归一化即为每个粒子的权重  $w_k^i = c \cdot \lambda_k^i$ ,  $c$  为常数使得  $\sum_{i=1}^N w_k^i = 1$ 。

## 3 全遮挡问题

本文在原始的基于粒子滤波器的目标跟踪中,对全遮挡情况进行了处理,利用风险决策和分块匹配进行遮挡检测,并随之产生了新的模板更新规则。下面将详细介绍:

### 3.1 风险决策应用于遮挡判别

风险决策的思想是在设计分类器的过程中,将错误分类的风险考虑进去,不以最小错误率为目标,而以最小风险为目标的一种决策方法。应用在目标跟踪中,由于目标自身外观变化和外界遮挡都使目标灰度值发生变化,所以需要设计一个分类器判别两种情况。这是一个模式识别中的决策问题,遮挡和外观变化为分类器的两个类别,显然,将遮挡错判为外观变化时会导致目标模板更新,进而使目标丢失,风险度很高;而将外观变化错判为遮挡最多使此帧的目标模板不更新,对整个跟踪过程影响不大,因此风险度较低。设  $\lambda(c_1 c_2)$  表示将遮挡错判为外观变化的风险系数,  $\lambda(c_2 c_1)$  表示将外观变化错判为遮挡的风险系数,则判别函数可以写成

$$g(x) = p(c_1 | x) \lambda(c_2 c_1) - p(c_2 | x) \lambda(c_1 c_2) \quad (3)$$

当  $g(x) > 0$  时,判为  $c_2$ ,当  $g(x) < 0$  时,判断为  $c_1$ 。  $p(c_1 | x)$  表示遮挡出现的概率,  $p(c_2 | x)$  表示外观变化的概率。经前面分析知  $\lambda(c_1 c_2)$  高于  $\lambda(c_2 c_1)$ ,本文取  $\lambda(c_1 c_2) = 5$ ,  $\lambda(c_2 c_1) = 1$ 。

### 3.2 分块匹配计算遮挡概率

本文使用分块匹配的方法来计算  $p(c_1 | x)$ ,这是因为遮挡物体一般是从左面、右面、上面或下面开始慢慢遮住目标的,导致

这些区域的灰度值变化比其他几块区域明显,而目标自身外观变化则是目标内部分散的任意点灰度值变化,这是遮挡和外观变化最大的区别。因此将目标如图 2 所示划分为四块:

此时  $p(c_1 | x)$  的计算公式为:

$$p(c_1 | x) = \min \left[ \frac{\max(\mu) - \min(\mu)}{\alpha}, 0.99 \right] \quad (4)$$

其中  $\mu$  是描述四块与目标模板匹配程度的系数组成的数列,  $\alpha$  是常数,以使  $\frac{\max(\mu) - \min(\mu)}{\alpha}$  的值取在  $(0, 1)$  范围内。当

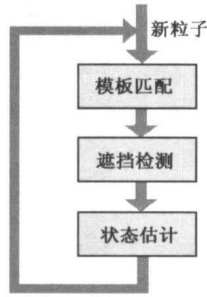


图 1 算法系统框架

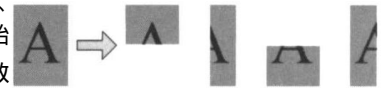


图 2 分块匹配算法

$\max(\mu) - \min(\mu)$  取值较大时, 表示四块的相关系数相差较大, 原因很可能其中一块受到遮挡, 此时  $p(c_1|x)$  也较大. 当  $\max(\mu) - \min(\mu)$  取值较小时, 表示四块的相关系数相差不大, 就算相关系数较小, 但四块相关系数都很小, 那么引起这种变化的原因更有可能是外观变化, 此时  $p(c_1|x)$  较小. 用式 (4) 求出  $p(c_1|x)$  后, 取  $p(c_2|x) = 1 - p(c_1|x)$ .

### 3.3 模板更新规则

模板更新规则是与 3.1 中的遮挡判别密切联系的, 当跟踪过程中混合相关系数高于域值  $T_0$  时, 模板自动更新, 若低于  $T_0$ , 判断是否产生遮挡, 如果判断有遮挡, 则一直不更新模板, 也不更新目标的状态, 直至相关系数高于域值  $T_1$  再开始更新模板; 如果判断无遮挡, 表示相关系数的降低源于外观变化, 模板更新.  $T_0$  的大小由跟踪视频的前 5 帧训练得到, 我们假定在这 5 帧中没有遮挡和大的外观变化, 这种假设在大多数的应用环境中是可以满足的,  $T_0$  取前 5 帧的混合相关系数均值. 目标重现时外观跟模板发生了变化, 所以  $T_1$  略小于  $T_0$ , 本文取  $T_1 = 0.7T_0$ .

## 4 仿真结果

### 4.1 仿真流程

本文的仿真参数是这样设定的: 跟踪目标由矩形框框出, 状态变量有三个分量  $x = (x^*, y^*, \alpha^*)$ ,  $x^*$  为水平方向位移,  $y^*$  为垂直方向位移,  $\alpha^*$  为矩形框的放大比例, 它们的初始值人为给定. 状态转移方程为

$$x_k^i = \tilde{x}_{k-1} + v_k^i \quad (5)$$

用来产生新的粒子, 其中  $v_k^i$  为高斯噪声, 以每个粒子的模板匹配系数作为粒子权重, 状态的估计值  $\tilde{x}_k$  采用最大后验概率估计(MAP):

$$\tilde{x} = x_k^{\text{map}} = \arg \max_{x_k} p(x_k | z_{1:k}) \approx \arg \max_{x_k} w_k^i \quad (6)$$

具体仿真流程如下:

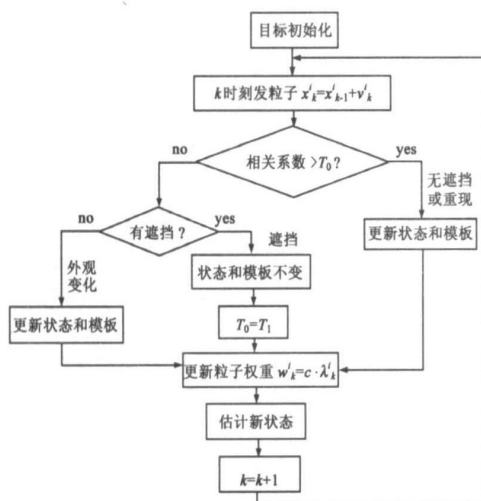


图3 仿真流程图

### 4.2 仿真结果

图4可见, 由于本文使用了灰度和直方图混合模板, 并且具有放大比例状态变量, 所以在目标放大缩小时有很好的跟

踪效果.



图4 可变大小模板的应用

为了证明文章算法在处理遮挡问题时的有效性, 本文对文献[3]的算法也进行了仿真. 仿真代码由文献[3]中作者提供. 仿真结果如下:

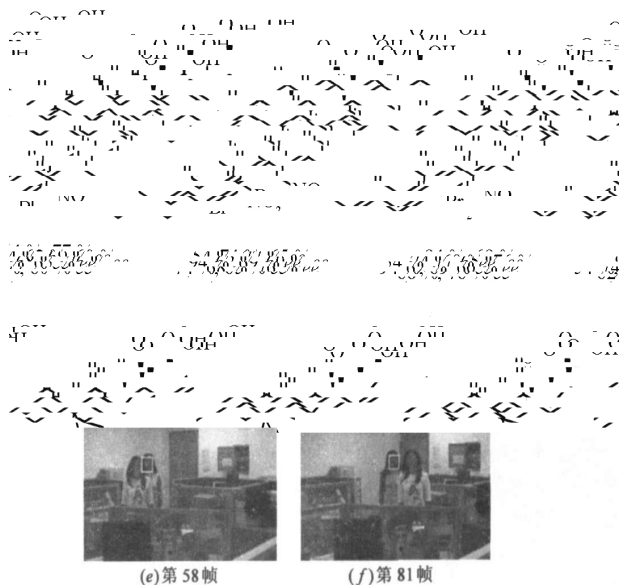


图6 本文的仿真结果

图5为文献[3]的仿真结果, 第27帧后目标丢失. 图6为本文算法的仿真结果, 后面的人脸被前面全遮挡两次, 在第20帧时, 遮挡出现状态和模板停止更新直到第40帧目标重现. 在第58帧时, 目标再次被遮挡, 第81帧重现.

图8为文献[3]的仿真结果, 由于其目标模板是缓慢变化

## 参考文献:

- [1] Michael Acheson Isard. Visual motion analysis by probabilistic propagation of conditional density [D]. UK: Department of Engineering Science University of Oxford. 1998.
- [2] Wolfe J M. Guided search 2.0 a revised model of visual search [J]. Psychonomic Bulletin & Review. 1994, 1(2): 202– 238.
- [3] Shaohua Zhou, et al. Visual tracking and recognition using appearance adaptive models in particle filters [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13( 11): 1491– 1506.
- [4] M Sanjeev Arulampalam, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 174– 188.
- [5] Weiming Hu, et al. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors [J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, 34( 3): 334– 352.
- [6] Yizong Cheng. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Trans on PAMI, 1995, 17( 8): 790– 799.
- [7] Arnaud Doucet, et al. On sequential monte carlo sampling methods for bayesian filtering [J]. Statistics and Computing, 2000, 10: 197– 208.
- [8] Morelande M R, et al. Manoeuvring target tracking in clutter using particle filters [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41( 1): 252– 270.
- [9] 潘吉彦, 胡波, 麦克尔. 费希尔. 一种基于复合相关相似度的图像跟踪算法 [P]. 中国专利: 200610024303. 2, 2006– 03– 02.

## 作者简介:



周 妍 女, 1983 年生, 2005 年本科毕业于复旦大学电子工程系, 现为复旦大学电子工程系博士生. 研究方向为图像处理、计算机视觉.  
E-mail: 051021012@fudan.edu.cn

的, 在长时间遮挡的情况下就把遮挡物看成目标, 导致目标丢失. 图 8 为本文算法仿真结果, 汽车受到骑自行车人的遮挡, 从第 171 帧开始, 模板和状态固定直到 285 帧目标完全重现.

## 5 结论

本文的目标跟踪算法基于粒子滤波器, 运用了可变大小直方图和灰度混合模板, 提出了用风险决策的方法判别遮挡, 通过使用新的模板更新规则, 使算法在全遮挡的情况下也能保持良好的跟踪效果, 实验结果验证了提出方法的有效性.

胡 波 男, 1968 年生, 1996 年毕业于复旦大学, 获博士学位, 现为复旦大学电子工程系教授, 博士生导师, IEEE 电路与系统分会盲信号处理技术委员会委员. 主要研究方向为数字信息处理、数字通信等方面的算法和实际应用.

张建秋 男, 1962 年生, 1996 年毕业于哈尔滨工业大学, 获博士学位, 现为复旦大学电子工程系教授, 博士生导师, IEEE 高级会员. 主要研究方向为信息处理理论及其在新型传感器、仪器和测量、图像处理中的应用.