

文章编号 1004-924X(2007)02-0267-05

# 一种抗遮挡的运动目标跟踪算法

孙中森<sup>1,2</sup>, 孙俊喜<sup>1,3</sup>, 宋建中<sup>1</sup>, 乔 双<sup>1,4</sup>

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;  
2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039; 3. 长春理工大学, 吉林 长春 130022;  
4. 东北师范大学 物理系, 吉林 长春 130024)

**摘要:**提出了一种基于彩色特征的抗遮挡目标跟踪算法。利用 mean shift 递推寻找当前帧目标的位置, 并通过 Kalman 滤波估计目标状态。选用对目标部分遮挡具有鲁棒性的加权量化彩色直方图作为目标特征的概率分布, 用 Bhattacharyya 系数作为特征相似性度量。提出一种目标遮挡因子, 作为目标被遮挡程度的判断根据。当目标严重遮挡后, 观测位置不再满足 Kalman 滤波的条件, 采用目标状态量外推取代 Kalman 状态更新来预测目标当前的位置。实验结果表明, 此方法对于部分遮挡以及全遮挡有较好的鲁棒性。

**关键词:** 目标跟踪; mean shift 算法; Bhattacharyya 系数; 遮挡因子

**中图分类号:** TP301.6; TP391 **文献标识码:** A

## Anti-occlusion arithmetic for moving object tracking

SUN Zhong-sen<sup>1,2</sup>, SUN Jun-xi<sup>1,3</sup>, SONG Jian-zhong<sup>1</sup>, QIAO Shuang<sup>1,4</sup>

- (1. *Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;*  
2. *Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China;*  
3. *Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China;*  
4. *Physics Department, Northeast Normal University, Changchun 130024, China*)

**Abstract:** A new method with occlusion for color-based object tracking is presented. The proposed technique employs mean shift iterations to derive the object candidate which is the most similar to a given object model, then uses Kalman filter to estimate the real states of the object. A color-based histogram with different weights that is robust for partial occlusion is selected as the target feature. The similarity between the target model and the candidates is expressed by a metric on the Bhattacharyya coefficient. An occlusion coefficient is proposed. When the object is occluded seriously, the observation cannot be used for updating by Kalman filter, the former state of the object is regarded as the current state. The simulation experiments show that the tracking is robust to partial and serious occlusion.

**Key words:** object tracking; mean shift; Bhattacharyya coefficient; occlusion coefficient

## 1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的一个分支,它在视频监控、视频压缩与传输以及高技术武器装备方面都有重要的意义。由于背景的复杂变化,目标经常会出现部分或全部被遮挡的情况。对于遮挡问题,基于模板匹配的方法<sup>[1]</sup>难以有效地跟踪。人们提出了很多方法,比如:文献<sup>[2]</sup>采用加距离权彩色直方图,减小远离目标中心位置像素的权值;文献<sup>[3]</sup>采用稳健统计方法中的 Huber 估计来判断遮挡,在遮挡时保持目标位置,采用粒子滤波搜索目标;文献<sup>[4]</sup>采用 JPFD (Joint Probabilistic Data Associative Filter) 的方法处理遮挡。上述方法在遮挡严重时,目标均丢失。

本文采用 mean shift 的跟踪算法,结合 Kalman 滤波在机动目标状态预测的良好特性<sup>[5]</sup>,提出一种新的抗遮挡算法,并给出一种目标遮挡因子,判断目标的遮挡程度。当目标出现遮挡后,按照目标原来的运动状态外推目标当前的状态,在外推预测的位置附近重新搜索目标,在存在遮挡严重的情况时仍能继续跟踪。

## 2 理论基础

### 2.1 mean shift 跟踪算法

mean shift 是一种基于核函数密度估计的图像特征分析方法。将图像分成若干子集,每个图像子集的兴趣特征参数构成目标特征空间。最重要的特征对应特征空间的密集区域。描述这一特征空间常采用概率密度估计的方法,就是将特征空间看成特征参数的经验概率密度分布。特征空间的密集区对应于这一概率密度分布的局部极大值,即分布的众数。mean shift 就是在不估计概率密度分布的情况下,采用梯度优化算法寻找这一密度函数众数的一种搜索算法。当 mean shift 用于视频跟踪定位时,设定目标区域的某些特征(如颜色、纹理)为感兴趣的特征参数,将后续图像序列分别映射到这一特征空间,并用核概率密度分布描述,实际它反映目标与候选目标在特征空间的相似性。这一密度分布的众数就是与目标最相似的特征,它对应的位置即为目标当前位置。

已知  $n$  点特征空间的采样数据为  $x_i, i=1, 2, \dots, n, x_i \in R^d$ , 核函数  $K(x)$  的窗口半径为  $h$ , 在点  $x$  处的核函数密度估计值为

$$\hat{f}(x) = \frac{1}{nh^d} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x-x_i}{h}\right), \quad (1)$$

核函数  $K(x)$  有多种不同的形式,常用的有 Epanechnikov 核以及正态核。正态核是最优的核,但是它计算量大。Epanechnikov 核是估计密度与真实密度间平均全局误差最小化的核<sup>[6]</sup>,表达式如下

$$K_E = \begin{cases} \frac{1}{2} c_d^{-1} (d+2) (1 - \|x\|^2), & \|x\| \leq 1 \\ 0, & otherwise \end{cases}, \quad (2)$$

$c_d$  为常数。这一密度函数的众数点位置,即  $f(x)$  的极大值点,而这样的点位于  $\nabla f(x) = 0$  处<sup>[7-8]</sup>。为此引入核函数的轮廓函数  $k(x)$ 。假定  $k(x)$  在  $x \in [0, \infty)$  上除少数点外导数存在,其微分表示为  $g(x)$ , 则  $g(x) = -k'(x)$ , 则  $K$  核密度估计的导数表示为

$$\hat{\nabla} f_{hK}(x) = \frac{2}{nh^{d+2}} \times \left[ \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right) \right] \times \left[ \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x \right], \quad (3)$$

令  $\hat{\nabla} f_{hK}(x) = 0$ , 则有

$$\mathbf{M}_{h,G} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right)} - x = 0, \quad (4)$$

$\mathbf{M}_{h,G}$  为 mean shift 向量, 令

$$\hat{f}_{hG}(x) = \frac{C}{nh^d} \sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{x-x_i}{h}\right\|^2\right), \quad (5)$$

则  $\mathbf{M}_{h,G} = \frac{1}{2} h^2 c \frac{\hat{\nabla} f_{h,K}(x)}{\hat{f}_{h,G}(x)}$ , (6)

mean shift 递推过程就是计算 mean shift 的向量  $\mathbf{M}_{h,G}$ , 并根据  $\mathbf{M}_{h,G}$  移动  $K$  核中心的过程, 设  $K$  核中心位置的递推序列为  $\{s_j\}_{j=1,2,\dots}$ , 则递推序列如下:

$$s_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g\left(\left\|\frac{s_j-x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n g\left(\left\|\frac{s_j-x_i}{h}\right\|^2\right)}, \quad (7)$$

## 2.2 目标模型表示

目标特征模型有很多种表示形式,如灰度、颜色、纹理等,这里采用目标位置附件椭圆形图像区域的加权彩色直方图来表示目标。为了减小目标尺度的影响,分别在行、列方向选择不同的尺度  $h_0 = \{h_x, h_y\}$  将椭圆归一化为单位圆。设  $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, n}$  为初始目标上被归一化后的像素的坐标位置,选用一个中间凸起的单调递减核轮廓函数  $k(x)$  作为像素到目标中心位置的权值。计算目标区域的上述权值的彩色直方图。由于核函数对于远离目标中心点的像素赋予的权值小,这一彩色直方图对于背景像素与部分遮挡等具有很好的鲁棒性<sup>[9]</sup>。设彩色直方图量化等级为  $m$ ,目标密度函数为

$$\hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1 \dots m} = C \sum_{i=1}^n k(\|x_i^*\|^2) \delta(b(x_i^*) - u), \quad (9)$$

其中  $C$  为满足  $\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$  的归一化常数。候选目标的密度函数为

$$\hat{p}(s) = \{\hat{p}_u(s)\}_{u=1, \dots, m} = C_h \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{s - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta(b(x_i) - u), \quad (10)$$

$C_h$  为归一化常数,  $h = \{h_c, h_l\}$  为窗口半径,如果不考虑目标尺度变化,可令  $h = h_0$ 。采用式(9)(10)表示目标的特征模板计算相似性函数具有核轮廓函数  $k(x)$  的特性<sup>[8]</sup>,如果  $k(x)$  是凸起、单调递减的,则(7)收敛<sup>[7-8]</sup>。

## 2.3 相似度表示

用 Bhattacharyya 系数表示两个概率分布的相关性,其离散估计表达式为

$$\hat{\rho}(s) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(s) \hat{q}_u}, \quad (11)$$

设上一帧预测目标位置为  $s_0$ ,将  $\hat{\rho}(s)$  在  $s_0$  处泰勒展开,近似为

$$\hat{\rho}(s) \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(s_0) \hat{q}_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} \omega_i k\left(\left\|\frac{s - x_i}{h}\right\|^2\right), \quad (12)$$

其中

$$\omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(s_0)}} \delta(b(x_i) - u), \quad (13)$$

式(13)的极大值点就是搜索目标的当前位置,由于第一项为定值,即为核密度函数  $K(x)$  表示的

加权密度估计的最大值位置。

## 2.4 遮挡因子

若  $\hat{s}_0$  为当前目标位置,令

$$t_u = \begin{cases} \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(\hat{s}_0)}}, & \hat{p}_u(\hat{s}_0) \neq 0 \\ -1, & \hat{p}_u(\hat{s}_0) = 0 \text{ and } \hat{q}_u \neq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

当  $t_u > 1$  时,目标特征  $u$  被部分遮挡,当  $t_u = -1$  时,目标特征  $u$  被全部遮挡。令

$$\alpha_u = \begin{cases} \hat{q}_u - \hat{p}_u, & t_u > \lambda \\ \hat{q}_u, & t_u = -1 \\ 0, & \text{elsewise} \end{cases}, \quad (15)$$

其中  $\lambda \in [1, \infty)$ ,为遮挡程度参量,设遮挡因子  $occ$  为

$$occ = \sum_{i=1}^m \alpha_u, \quad (16)$$

当  $occ > \xi$  ( $\xi \in (0, 1)$ ) 则认为遮挡。

## 3 算法流程

用 Kalman 滤波预测目标的实际运动状态<sup>[10]</sup>。选择文献[11]中的状态表达式以及状态方程。在目标发生全遮挡后,目标的观测位置不再满足 Kalman 滤波条件,继续使用 Kalman 滤波预测目标当前状态是错误的。在这种情况下,假定目标状态保持不变,增加搜索的递推次数。其流程如下:

(i) 初始选定跟踪目标(本文假定跟踪初始目标信息已知),Kalman 参数初始化,根据式(9)计算目标的量化直方图  $q_u$ ;

(ii) 读取下一帧图像,预测当前帧方差  $P(k|k-1)$ ,目标状态  $X(k|k-1)$ ,其中预测位置为  $\hat{s}_0$ ;

(iii) 在预测目标位置  $\hat{s}_0$  附近,利用 mean shift 求目标观测位置  $Z(k)$ ;

(a) 求  $\hat{s}_0$  处的利用式(10)计算候选目标直方图  $\hat{p}(\hat{s}_0)$ ;

(b) 根据式(13)求  $\{\omega_i\}_{i=1, \dots, n_h}$ ;

(c) 根据式(8)求取  $\hat{s}_1$ ,即

$$\hat{s}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{s}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^{n_h} \omega_i g\left(\left\|\frac{\hat{s}_0 - x_i}{h}\right\|^2\right)};$$

(d) 如果  $\|\hat{s}_1 - \hat{s}_0\| < \epsilon$ ,则  $Z(k) = \hat{s}_1$  停止,否

则  $\hat{s}_0 = \hat{s}_1$ , 跳转到(a)。

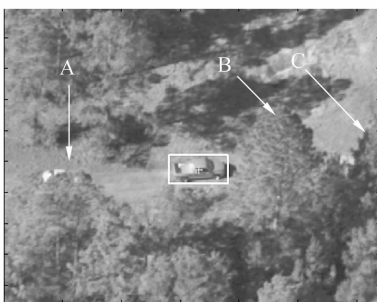
(iv) 根据式(15)求取  $occ$ 。如果  $occ \leq \xi$  则进行(v)否则进行(vi)；

(v) 利用 Kalman 更新目标状态  $X(k|k)$  以及方差阵  $P(k|k)$ , 跳转至(ii)；

(vi) 令  $X(k|k) = X(k-1|k-1)$ ,  $P(k|k) = P(k-1|k-1)$ , 跳转至(ii)。

## 4 实验结果

实验中, 选取  $\rho = 0.5$ ,  $\sigma = 0.1$ ,  $\sigma_r = 3$ ,  $\Delta t = 0.04$ ,  $\lambda = 1.2$ ,  $\xi = 0.7$ 。不考虑目标尺度变化, 即  $h = h_0$ , 采用  $40 \times 40$  的搜索窗, 分别采用 PETS2005 中的序列图像 1 与 VS-PETS 中的序列图像 2。图 1 为序列图像 1 的部分跟踪结果, 图中 A、B、C 指示遮挡区的位置。第 200 帧时目标已经通过 A 遮挡区将要进入 B 遮挡区, 第 277 帧目标大部分被 B、C 遮挡区的树丛遮挡, 第 370 帧目标穿过树丛, 重新出现, 窗口仍能正确跟踪目标。图 2 为序列图像 2 的部分跟踪结果, 图中箭头指示跟踪的目标。第 15 帧为目标没被遮挡, 第 45 帧为目标被遮挡的情况, 第 75 帧目标穿过遮挡区, 窗口仍能正确跟踪目标。图 3(a)为序列图像 1 中目标的遮挡因子  $occ$  曲线, 图 3(b)为序列图像 2 中目标的遮挡因子  $occ$  曲线。



Frame 200



Frame 277



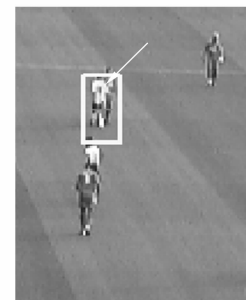
Frame 370

图 1 序列图像 1 的部分跟踪结果

Fig. 1 Sequence 1



(a) Frame 15



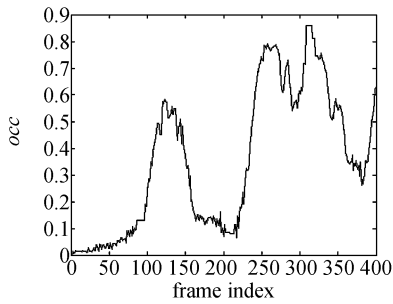
(b) Frame 45



(c) Frame 75

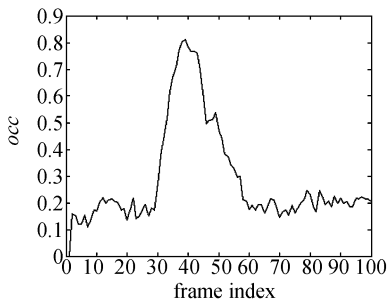
图 2 序列图像 2 的部分跟踪结果

Fig. 2 Sequence 2



(a) 序列图像 1 中车的遮挡因子

(a) Occlusion of the car in sequence 1



(b) 序列图像 2 中运动员的遮挡因子

(b) Occlusion of the athlete in sequence 2

图 3 序列图像 1、2 的遮挡因子曲线

Fig. 3 Occlusion of the objects in sequence 1 and sequence 2

## 5 结 论

本文利用加距离权彩色直方图作为目标特征,减少了目标边缘像素的影响,增加了算法对部分遮挡的鲁棒性;采用遮挡因子表示目标遮挡的程度,能够准确地指示目标实际遮挡程度,在使用 Kalman 预测中及时停止对目标的观测更新,保证了目标运动状态的真实可靠。这样在目标遮挡后重新出现时能够在预测目标位置附近快速捕获到目标,继续跟踪。

mean shift 算法是一种核函数峰值局部搜索方法,它将预测的位置快速爬升到核函数的峰值,而在跟踪过程中,评价函数常是多峰的。当预测起始目标位置偏离实际目标位置“峰”所在的“山坡”时,mean shift 搜索目标会爬上其它“峰”,导致错误的跟踪结果。所以在跟踪过程中合理预测目标起始位置,使之不偏离目标所在的“山坡”是非常重要的。采用  $40 \times 40$  的搜索窗能够迅速重新捕获目标,延续跟踪的进行。

## 参考文献:

- [1] 姜凯,陈海霞,刘立峰,等. 基于模板抽样的快速图像匹配算法[J]. 光学精密工程, 2004, 12(3): 311-315. JIANG K, CHEN H X, LIU L, et al. Fast image matching algorithm based on template sampling[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2004, 12(3): 311-315. (in Chinese)
- [2] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, van GOOL L. Color feature for tracking non-rigid objects[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(3): 345-355.
- [3] ZHOU S K, CHELLAPPA R, MOGHADDAM B. Appearance tracking using adaptive models in a particle filter [C]. *Asian Conference on Computer Vision*, 2004 (ACCV2004)
- [4] GENNARI G, HAGER G D. Probabilistic data association methods in visual tracking of groups[C]. *CVPR*, 2004.
- [5] 袁洪印,郭立红,谭振江,等. 组合 Kalman 隔点预测法用于跟踪机动目标的仿真研究[J]. 光学精密工程, 2004, 12(2): 169-173. YAN H Y, GUO L H, TAN Z J, et al. Tracking mobile target by composed Kalman leap prediction method[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2004, 12(2): 169-173. (in Chinese)
- [6] SCOTT D W. *Multivariate density estimation* [M]. New York: Niley, 1992.
- [7] COMANICIU D, RAMESH V. Real-time track of non-rigid objects using mean shift[C]. *CVPR*, 2000.
- [8] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2002, 24(5).
- [9] COMANECI D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[C]. *Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 25, 2003.
- [10] WELCH G, SISHOP G. *An Introduction to the Kalman filter* [M]. UNC-Chapel Hill, TR, 2004.
- [11] GREWAL M C, ANDREWS A P. *Kalman filtering; theory and practice using MATLAB* [M]. Second Edition, 2001: 156-160.

作者简介:孙中森(1980—),男,山东枣庄人,中国科学院长春光学精密机械与物理研究所博士研究生,主要研究方向为视频图像处理技术、嵌入式系统等。E-mail: johnsonsun866@163.com.