

## 基于边界力的 Mean-Shift 核窗宽自适应算法\*

覃 剑<sup>+</sup>, 曾孝平, 李勇明

(重庆大学 通信工程学院, 重庆 400030)

### Algorithm of Adaptive Kernel-Bandwidth for Mean-Shift Based on Boundary Force

QIN Jian<sup>+</sup>, ZENG Xiao-Ping, LI Yong-Ming

(College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

+ Corresponding author: E-mail: saian.qin@gmail.com

**Qin J, Zeng XP, Li YM. Algorithm of adaptive kernel-bandwidth for Mean-Shift based on boundary force. Journal of Software, 2009,20(7):1726-1734. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3315.htm>**

**Abstract:** An adaptive scale updating algorithm based on boundary force is presented to improve the deficiency that the kernel-bandwidth of Mean-Shift is not changeable. Based on the analysis of weighted histogram of the target feature, this paper introduces a region likelihood to extract local information of the target. Then, by comparing the region likelihood in successive frames, it constructs a boundary force to locate the boundary points of the target model and updates the bandwidth of kernel-function adaptively. The experimental results show that the proposed method improves the effect of Mean-Shift when the size or shape of target changes and satisfies the real-time request.

**Key words:** Mean-Shift; object tracking; boundary force; adaptive bandwidth

**摘 要:** 针对 Mean-Shift(中值漂移)算法中核函数带宽不能实时改变的缺陷,提出一种基于边界力的 Mean-Shift 核函数带宽自适应更新算法.在分析目标加权核直方图模型的基础上,引入区域似然度以提取目标的局部信息.然后,比较相邻帧间的区域似然度并构建边界力.通过对边界力的计算,得到边界点的位置,进而自适应地更新核函数带宽.实验结果表明,这些工作改善了 Mean-Shift 算法在目标尺度和形态发生变化时的跟踪效果,并且可以满足实时性的需要.

**关键词:** 中值漂移;目标跟踪;边界力;自适应带宽

中图法分类号: TP391

文献标识码: A

运动目标跟踪是机器视觉的一个重要研究课题,广泛应用于智能监控、视频编码及人工智能等方面. Mean-Shift(中值漂移)算法作为一种简洁的无参数密度估计方法,因其在特征空间搜索中所具有的高效性,近年来已较好地应用在实时目标跟踪领域中. Mean-Shift 在 1975 年由 Fukunaga<sup>[1]</sup>首先提出,直到 1995 年, Cheng<sup>[2]</sup>将其引入机器视觉领域后才重新引起学者的重视. 由于该算法在机器视觉方面具有一些良好的性质,如:① 算法复杂度小;② 它是一种无参数算法,易于与其他算法集成;③ 采用加权直方图建模,对目标旋转、变形和部分遮

\* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.30570473 (国家自然科学基金); the Development Foundation for Information Industry of Chongqing of China under Grant No.20051022 (重庆市信息产业发展基金)

Received 2007-07-09; Accepted 2008-02-27

挡不敏感等,近年来引起国内外学者的广泛关注.Comanicu<sup>[3-5]</sup>将其用于图像滤波、分割和目标跟踪,得出了一些有用结论.Nummiaro<sup>[6]</sup>将其与粒子滤波器结合,用于多目标跟踪.程建等人<sup>[7]</sup>将其与级联灰度空间结合,用于红外小目标跟踪.这些工作极大地扩展了 Mean-Shift 算法的应用范围.

然而,由于 Mean-Shift 算法在跟踪过程中搜索窗的核函数带宽保持不变,当目标的空间尺度发生变化时,该算法常常会失效.据此,本文提出了一种基于边界力的 Mean-Shift 核函数带宽自适应更新算法.本文通过对加权核直方图原理的分析及对 Bhattacharyya 系数相似性判定方法的研究,指出直方图模型在核函数加权过程中引入了一定的轮廓及边界信息,并由此出发,针对核直方图的分布构造“边界力”,通过相似性判断,牵引跟踪窗边界向目标边界逼近.最后,通过曲线拟合更新搜索窗及核函数带宽.该算法充分利用了 Mean-Shift 算法本身的特点,在计算量增加很少的情况下,自适应地更新了核函数带宽,保证了 Mean-Shift 算法的实时性.

本文第 1 节回顾 Mean-Shift 算法的原理,第 2 节分析核函数带宽在 Mean-Shift 跟踪中的作用,第 3 节通过对目标核函数加权直方图的分析构造边界力,给出边界力的计算方法及算法流程.第 4 节应用本文算法对一些典型序列进行跟踪仿真并对比算法复杂度.最后是结论及对以后工作的展望.

## 1 Mean-Shift 算法概述<sup>[8]</sup>

Mean-Shift 算法是一种半自动跟踪算法.在跟踪序列的初始帧,通过人工或其他识别算法确定目标窗并构建目标模型;然后,在序列第  $N$  帧对应位置计算候选目标模型;比较两个模型的相似度,以相似度最大化为原则移动跟踪窗,从而定位目标的真实位置.下面沿用文献[8]中的符号,简要介绍其算法.

### 1.1 目标模型

Mean-Shift 算法用特征值的加权概率分布  $q=\{q_u\}$  描述目标模型.在初始帧,采用核函数加权方式统计目标窗区域内各点特征值的概率分布.为减少计算量,将特征空间量化为  $m$  个特征值,则第  $u$  种特征的值  $q_u$  为

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left( \left\| \frac{X_i - X_0}{H} \right\|^2 \right) \delta[b(X_i) - u], \quad u \in [1, \dots, m], i \in [1, \dots, n] \quad (1)$$

其中,  $X_0, X_i$  分别为目标窗中心及目标窗内任意点的坐标向量,函数  $b(X_i)$  的作用是求点  $X_i$  的特征值,  $C$  是归一化常数,以保证  $\sum_{u \in [1, \dots, m]} q_u = 1$ . 函数  $k(x)$  为核函数,  $H$  为目标窗核函数的带宽向量.

### 1.2 候选目标模型

类似地,在第  $N$  帧假设候选目标位于以  $Y$  为中心的搜索窗内,则候选目标模型可表示为  $p(Y)=\{p_u(Y)\}$ , 其中,  $p_u(Y)$  为候选目标的特征分布;  $C_h$  为归一化常数,以保证  $\sum p_u(Y) = 1$ ;  $H_h$  为搜索窗核函数的带宽向量.

$$p_u(Y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left( \left\| \frac{X_i - Y}{H_h} \right\|^2 \right) \delta[b(X_i) - u], \quad u \in [1, \dots, m], i \in [1, \dots, n_h] \quad (2)$$

### 1.3 相似性函数

相似性函数  $\rho$  用来衡量候选目标模型与目标模型间的相似程度.本文采用常用的 Bhattacharyya 系数:

$$\rho(Y) \triangleq \rho(p(Y), q) = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(Y) q_u} \quad (3)$$

### 1.4 目标定位

通过以上计算,目标定位问题转化为最大化相似度函数  $\rho(Y)$  的问题.以前一帧的搜索窗中心  $Y_0$  为起始点,将

$\rho(Y)$  在  $Y_0$  附近 Taylor 展开,并令权值  $w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(Y_0)}} \delta[b(X_i) - u]$ , 可以推导出 Mean-Shift 向量:

$$m_{H_h, g}(Y_0) = Y_1 - Y_0 = \left( \sum_{i=1}^{n_h} X_i w_i g \left( \frac{\|X_i - Y_0\|^2}{H_h} \right) \right) / \left( \sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left( \frac{\|X_i - Y_0\|^2}{H_h} \right) \right) - Y_0 \quad (4)$$

其中,  $Y_1$  是目标的新中心坐标;  $g(x) = -k'(x)$ , 是函数  $k(x)$  的影子核<sup>[2]</sup>. 通过反复迭代, 当 Mean-Shift 向量  $m_{H_h, g}(Y_0)$  的模值小于给定常量  $\epsilon$  时, 则认为完成了目标定位.

## 2 核函数带宽的作用及选择

核函数带宽在 Mean-Shift 算法中起着非常重要的作用, 它决定了参与迭代的样本数量, 反映了搜索窗的形状和大小. 图 1 显示了对同一个矩形目标, 用不同带宽的同一核函数进行定位的效果.

图 1(a) 采用的带宽与跟踪目标空间尺度基本吻合, 由此产生的 Bhattacharyya 系数在目标点附近基本上呈单峰模式, 经 Mean-Shift 迭代后可以准确定位. 图 1(b) 采用 2 倍带宽, 引入了多余噪声, 当目标附近存在具有相似特征的物体时, 定位会偏向干扰物体. 图 1(c) 采用 0.5 倍带宽, 由于带宽小于目标尺度, 因此在真实位置的附近出现具有近似极大值的平坦峰顶, 导致定位时会在该区域内“漫游”, 具有很大的随机性.

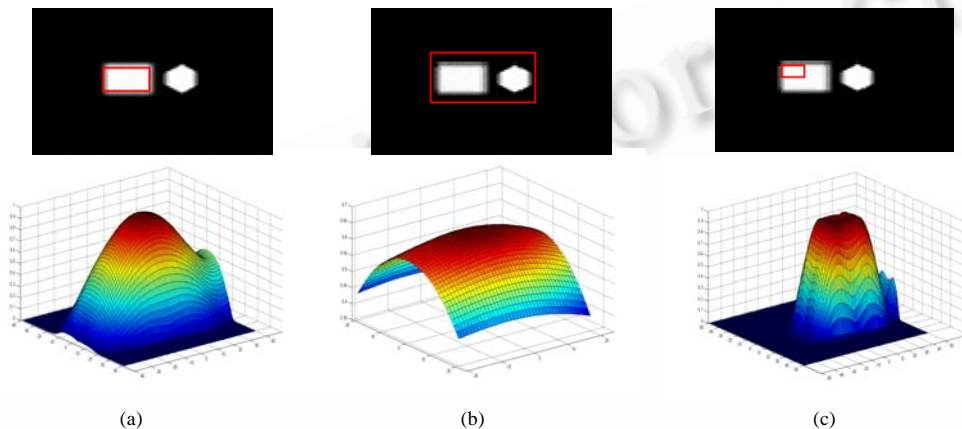


Fig.1 Target localization using different kernel-bandwidth

图 1 不同核函数带宽对定位的影响

可见, 带宽在 Mean-Shift 算法中是一个非常重要的参数. 但 Mean-Shifts 算法本身并不具有带宽的自适应更新机制, 目前也还没有完善的解决方案. 为此, Bradski<sup>[9]</sup> 提出了样本图像的矩特征方法, Collins<sup>[10]</sup> 引入了 Lindbeger 图像多尺度理论. 这两种算法, 前一个需要计算矩特征, 后一个需要在迭代过程中不断用 DOG 算子与搜索窗作卷积, 计算量较大, 影响了算法的实时性. 文献[8]提出了现在比较常用的 3 步法, 即用带宽增量分别为正负 10% 的核函数及原核函数对目标进行 3 次搜索, 选择 Bhattacharyya 系数最大的为最佳核函数带宽. 3 步法实质上是一种试探的方法, 当目标的尺度变化基本上处于试探范围 (即 90%~110%) 内时, 可以取得较好的效果. 而当变化超出该范围, 尤其是目标增大超过了核窗宽的试探范围时, 跟踪窗常常会收敛到目标的某个局部区域而失效. 彭宁嵩<sup>[11]</sup> 提出的形心配准后进行角点匹配的方法, 解决了目标变大时跟踪窗缩小的问题, 但角点匹配算法本身仍比较复杂. 本文提出一种基于边界力的自适应带宽 Mean-Shift 算法, 它能够根据目标空间尺度、形态的变化, 相应地调整核窗宽, 并能够保证一定的实时性.

## 3 基于边界力的带宽自适应算法

### 3.1 边界似然度的引入

利用直方图对目标建模是一种比较弱的特征描述方法, 不涉及边界、轮廓等特征. 因此, 一些文献辅以其他

边缘检测算法来寻找核函数带宽信息.然而,通过对 Mean-Shift 算法原理及对基于 Bhattacharyya 系数的相似性判定准则进行研究可以发现,Mean-Shift 在对直方图进行核函数加权的引入了一些边界信息.在公式(1)中,用于加权的核函数  $k(\|x\|^2)$  为单调非增函数,在对目标特征空间进行加权时,越靠近边界处的特征权重越被削弱,而越靠近中心处的特征权重越得到增强.

对此,我们构造一个区域似然度  $\lambda_{likelihood}$ . 设搜索窗为  $W, R$  为搜索窗  $W$  边界附近的一个区域,其特征用  $T=\{T_u\}$  来描述,其中,  $T_u = \frac{1}{n_R} \sum_{i=1}^{n_R} \delta(b(y_j^*) - u)$ ,  $y_j^* \in R$ . 定义  $R$  的似然度  $\lambda_{likelihood} = \sum_{u=1}^m q_u \cdot T_u$ , 则

$$\begin{aligned} \lambda_{likelihood} &= \sum_{u=1}^m q_u \cdot T_u = \sum_{u=1}^m \left\{ \left[ C \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \delta(b(x_i) - u) \right] \cdot \left[ \frac{1}{n_R} \sum_{j=1}^{n_R} \delta(b(y_j^*) - u) \right] \right\} \\ &= \frac{C}{n_R} \sum_{u=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_R} \{ k(\|x_i\|^2) \delta(b(x_i) - u) \cdot \delta(b(y_j^*) - u) \} \\ &= \frac{C}{n_R} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_R} \left\{ k(\|x_i\|^2) \left[ \sum_{u=1}^m \delta(b(x_i) - u) \cdot \delta(b(y_j^*) - u) \right] \right\} \end{aligned} \tag{5}$$

其中,  $n, n_R$  分别为区域  $W, R$  中的像素数. 因为  $b(x_i) \in [1, \dots, u], b(y_j^*) \in [1, \dots, u]$ , 故

$$\sum_{u=1}^m \delta(b(x_i) - u) \cdot \delta(b(y_j^*) - u) = \delta(b(x_i) - b(y_j^*)) \tag{6}$$

将式(6)代入式(5)可得

$$\begin{aligned} \lambda_{likelihood} &= \frac{C}{n_R} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{n_R} \{ k(\|x_i\|^2) \cdot \delta(b(x_i) - b(y_j^*)) \} \\ &= \frac{C}{n_R} \sum_{j=1}^{n_R} \left\{ \sum_{i=1}^n k(\|x_i\|^2) \cdot \delta(b(x_i) - b(y_j^*)) \right\} \end{aligned} \tag{7}$$

进一步地,我们提出两个假定:

**Assumption 1.** 目标的特征分布具有平滑性和聚类性.平滑性是指在目标内以点  $y$  为中心的小区域内,点的特征具有相似性.聚类性是指特征相同或相近的点,自然地聚集在某个区域内.平滑性与聚类性是相互印证的.

**Assumption 2.** 在目标模型中,目标特征的出现概率随距目标中心距离的增加而减少.

以上两个假定可以直观地理解为:目标模型中特征的分布一般是平滑的,且距目标中心越远,其特征出现的可能性越低.可以看到,对绝大多数的自然物体,这两个假定都是可以满足的.

由 Assumption 1,将公式(7)大括号内的部分近似写为连续形式,即

$$\begin{aligned} \iint_{x \in W} k(\|x\|^2) \cdot \delta(b(x) - b(y_j^*)) dx &= \iint_{b(x)=b(y_j^*)} k(\|x\|^2) dx \\ &= k(\|\hat{x}\|^2) s(b(y_j^*)) \end{aligned} \tag{8}$$

其中,  $s(b(y_j^*))$  表示与  $y_j^*$  点模式相同的点集的面积.

由 Assumption 2,相对于边界处的点,越靠近中心处的  $y_j^*$ ,其  $s(b(y_j^*))$  值越大.而  $\hat{x}$  是  $s(b(y_j^*))$  内一点,根据 Assumption 1,认为其位于  $y_j^*$  的邻域内,为清晰与  $y_j^*$  的关系,记作  $\hat{x}(y_j^*)$ .

公式(7)可进一步写为

$$\begin{aligned} \lambda_{likelihood} &= \frac{C}{n_R} \sum_{j=1}^{n_R} k(\|\hat{x}(y_j^*)\|^2) s(b(y_j^*)) \\ &= \frac{Cn}{n_R} \sum_{j=1}^{n_R} k(\|\hat{x}(y_j^*)\|^2) p(b(y_j^*)) \\ &\approx \frac{Cn}{n_R} E\{k(\|\hat{x}(y^*)\|^2)\}, y^* \in R \end{aligned} \tag{9}$$

其中,  $p(b(y_j^*))=s(b(y_j^*))/n$  表示  $y_j^*$  点处的模式在搜索窗中出现的频率.因此,  $\lambda_{likelihood}$  相当于在区域  $R$  内,求目标核函数权重的数学期望.由于核函数  $k(\|x\|^2)$  为单调非增函数,边界区域  $R$  的似然度  $\lambda_{likelihood}$  将沿径向随着距搜索窗中心距离的增大而减小.

同时,由于上面推导是基于统计的,故  $R$  的面积越接近  $W$ ,则其单调性越显著.但是,  $R$  的增大会增加参与运算的点的数量.所以,对  $R$  的选择可以进一步展开研究.在实验中,取  $R=0.1W$  并进行三阶平滑后,已经可以达到很好的效果.

### 3.2 边界力的计算

根据前述分析,在跟踪序列的连续两帧,跟踪目标边界区域的特征分布与目标本身的特征分布的似然度应该基本一致.本文基于这一思想,提出一种基于边界力的核带宽自适应更新算法.

- ① 在第  $i$  帧,在搜索窗边界处选定  $k$  个点  $\{b^1, \dots, b^k\}$ ,然后分别以这些点为中心,选定对应的区域  $\{R^1, \dots, R^k\}$ ,统计各区域内点的特征分布.以点  $b^l (l \in [1, \dots, k])$  为例,其对应区域为  $R^l$ ,其特征分布表示为  $t^l = \{t_u^l\}$ .其中,

$$t_u^l = \frac{1}{n_{R^l}} \sum_{i=1}^{n_{R^l}} \delta(b(X_i^*) - u), u = 1, \dots, m, X_i^* \in R^l, n_{R^l} \text{ 为区域 } R^l \text{ 内的点数};$$

- ② 计算其边界似然度  $\lambda^l = \sum_{u=1}^m (t_u^l \cdot q_u)$ ;

- ③ 类似地,在第  $i+1$  帧,在跟踪窗的相应位置同样选定  $k$  个点  $\{b^1, \dots, b^k\}$ ,以这些点为中心,选定对应区域  $\{R^1, \dots, R^k\}$ ,统计区域内特征分布.同样,以点  $b^l$  为例,其对应区域为  $R^l$ ,其特征分布表示为  $t^l = \{t_u^l\}$ .其中,

$$t_u^l = \frac{1}{n_{R^l}} \sum_{i=1}^{n_{R^l}} \delta(b(X_i^*) - u), u = 1, \dots, m, X_i^* \in R^l, n_{R^l} \text{ 为区域 } R^l \text{ 内的点数};$$

- ④ 计算其边界似然度  $\lambda^l = \sum_{u=1}^m (t_u^l \cdot q_u)$  并进行三阶平滑,以消除个别奇异点的影响;

- ⑤ 定义边界力  $F_{boundary} = \lambda - \lambda'$ .其中,  $F_{boundary}$  的符号反映了边界力的方向.当  $F_{boundary} > 0$  时,其方向为沿径向指向目标中心;反之,则其方向为沿径向指向目标边界.将  $b^l$  的位置沿边界力  $F_{boundary}^l$  的方向移动,直到  $|F_{boundary}| < \epsilon$  ( $\epsilon$  为预先设定的参数).

### 3.3 算法描述

在通过边界力计算得到修正后的边界点后,用搜索窗的形状曲线方程对移动后的边界点进行拟合,获得最终搜索窗.这样,一方面,修正了当前跟踪窗尺寸从而减小尺度定位误差;另一方面,更新了下一帧 Mean-Shift 迭代中参与计算的样本数量.由此,系统就能很好地适应目标尺度的变化,克服固定核函数窗宽的限制性.具体算法流程如下:

#### 算法.

#### Begin

- ① 在第  $i$  帧选定目标,得到初始跟踪窗口  $T_i$ ;
- ② 在  $T_i$  边界上选定  $k$  个边界区域  $\{R^1, \dots, R^k\}$ ,计算其区域似然度  $\{\lambda^1, \dots, \lambda^k\}$ ;
- ③ 在第  $i+1$  帧中进行 Mean-Shift 跟踪,得到跟踪窗  $T_{i+1}$ ;
- ④ 在  $T_{i+1}$  边界的对应位置  $\{R^1, \dots, R^k\}$  计算其区域似然度  $\{\lambda^1, \dots, \lambda^k\}$ ,并求取对应边界力  $F_{boundary}$ ,沿  $F_{boundary}$  的方向调节边界点位置;
- ⑤ 保持跟踪窗形状特征(这个要求不是必须的,在第 4.3 节中将放宽这个要求),用跟踪窗曲线方程对调节后的边界点进行曲线拟合,得到新的跟踪窗,更新跟踪窗及核函数带宽;
- ⑥ 令  $i=i+1$ ,转到步骤③;

#### End

## 4 实验及性能分析

### 4.1 固定核函数带宽与边界力自适应的对比

图 2 是对空间尺度缓慢变化的视频序列进行的跟踪测试.视频序列为 RGB 格式.本文对各分量进行 32 级量化,模式空间为  $32 \times 32 \times 32$ .图 2 第 1 行是基于 Mean-Shift 的理论跟踪算法,采用固定核函数带宽.由中图和右图可以看出,随着目标尺寸的变大,跟踪窗口无法准确定位目标的正确中心,偏向了一个局部.第 2 行采用的是本文的算法(4 个边界点,每个边界区域大小为  $0.3h_x \times 0.3h_y$ , $\epsilon$ 取 0.008).可以看出,由于边界力自适应地调整了每次 Mean-Shift 迭代的核窗宽,跟踪窗基本上可以很好地跟踪目标尺度的变化.

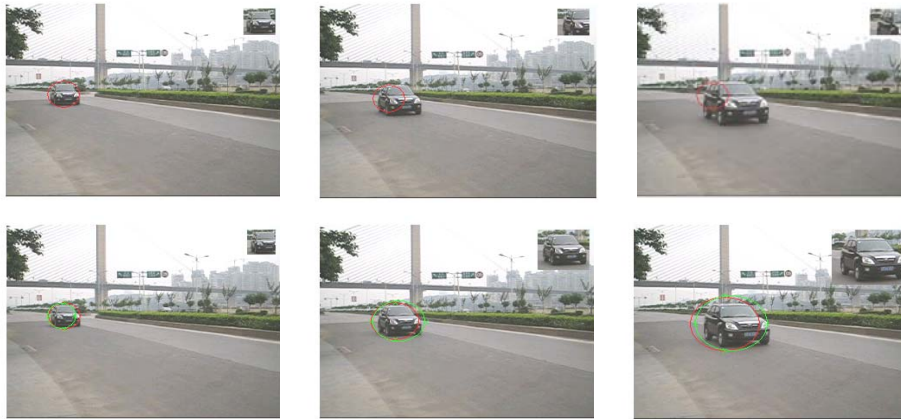


Fig.2 Car tracking results with (top) fixed-bandwidth Mean-Shift and (bottom) proposed algorithm

图 2 固定带宽 Mean-Shift 与本文算法进行车辆跟踪的比较

### 4.2 对空间尺度变化较快目标的跟踪

下面,我们对目标空间尺度变化较快的视频序列进行跟踪测试.同样,视频序列为 RGB 格式.本文对每个分量进行 32 级量化,模式空间为  $32 \times 32 \times 32$ .图 3 显示了对第 5 帧、第 8 帧、第 25 帧和第 30 帧的跟踪效果.第 1 行采用常用的 3 步法<sup>[8]</sup>,可以看到,在序列的前 25 帧,当目标距离摄像机较远时,其空间尺度的变化比较缓慢,3 步法可以很好地调整跟踪窗的带宽.从第 26 帧起,由于目标靠近了摄像机,尺度变化的速度增大,用固定步长调整核窗宽的 3 步法已经不能跟踪目标变化的趋势,反而有缩小的趋势(如第 30 帧).



Fig.3 Comparison of fast moving object tracking results (the frames 5, 8, 25 and 30, left to right)

图 3 对空间尺度变化较快目标的跟踪对比(从左至右为:第 5 帧、第 8 帧、第 25 帧和第 30 帧)

图3中的第2行是本文提出的利用边界力自适应调整核函数带宽的算法实现(4个边界点,每个边界区域大小为 $0.3h_x \times 0.3h_y$ ,  $\epsilon$ 取0.008).其中,虚线为 Mean-Shift 算法得到的跟踪窗,星号("×"标记)为通过边界力移动调整后的边界点,实线为对边界点进行拟合后的跟踪窗.可以看出,因为核函数带宽不是按照固定步长调整的,所以在尺度空间的变化速度较快时,仍较好地实现了目标的准确定位.

如果我们适当增加 Comanicu 算法<sup>[8]</sup>的带宽级数,将3步扩展为5步,即分别用0.8~1.2倍核函数带宽对该序列中的目标进行跟踪.由于扩大了核函数带宽的调整范围,在目标靠近摄像机时,5步试探也可以较好地跟踪目标的变化了.然而,每增加1级带宽,意味着增加1次完整的 Mean-Shift 搜索的运算量.由文献[8],1次 Mean-Shift 搜索的运算量约为

$$C_o = N(c_H + n_h c_s) \approx N n_h c_s \quad (10)$$

其中, $N$ 为每次 Mean-Shift 搜索的平均迭代次数, $c_H$ 为对搜索窗内所有点进行加权直方图统计的运算量, $n_h$ 为搜索窗内点的数目, $c_s$ 为1次加法、1次平方根运算及1次除法运算的运算量.

本文算法需要先进行一次 Mean-Shift 搜索,然后计算边界力并调整边界点,最后拟合边界.拟合边界点的运算量,仅与所取边界点数目有关,与搜索窗大小无关.故运算量约为

$$C_{boundary} = C_o + n'_h c'_s + c_{curvefit} \approx N n_h c_s + n'_h c'_s \quad (11)$$

其中, $n'_h$ 为参与计算的边界区域及其移动过程所覆盖的点的总数, $c'_s$ 为1次加法及1次乘法运算; $c_{curvefit}$ 为边界拟合的运算量.

以第4.2节为例,取4个边界点,每个边界区域大小为 $0.3h_x \times 0.3h_y = 0.09n_h$ ,每个边界区域移动距离不会大于 $h_x$ (或 $h_y$ ),故所有参与边界运算的点的数目 $n'_h < (0.3h_x \times h_y + 0.3h_y \times h_x) \times 2 = 1.2n_h$ .考虑到 $c'_s < c_s$ ,总运算量约为 $C_{boundary} \approx N n_h c_s + 1.2n_h c'_s < 2C_o$ .即本文算法的运算量在1次 Mean-Shift 搜索到2次搜索之间.

图4是分别用3步法与本文算法对图3中序列的前25帧进行跟踪所需时间的对比(AMD 2.0GHz, MATLAB 7.04平台).其中,实线为3步法的时间曲线,虚线为本文算法的时间曲线.

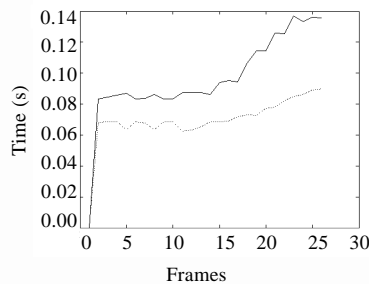


Fig.4 Comparison of computational time

图4 运算时间对比

#### 4.3 对非刚性形变目标的跟踪

在对移动后的边界点进行拟合时,保持原搜索窗的形状并不是必需的.在本节,我们适当放宽拟合时对形状特征的限定,可以对非刚性形变的目标进行更好的跟踪.

图5是对测试序列 hall 的跟踪实验.视频序列为256级灰度格式,本文对其进行32级量化,模式空间为 $1 \times 32$ .从第85帧~第145帧,目标有一个弯腰的动作,产生了非刚性形变.图5显示了对第88帧、第101帧、第115帧和第141帧的跟踪效果.第1行采用常用的3步法<sup>[8]</sup>,可以看到,当目标弯腰时,产生了一个明显的非刚性形变.由于3步法只调整核函数的带宽、不调整核函数的形状,因此,当目标产生形变时,搜索窗只跟踪到了目标的主要部分.

第2行是本文提出的利用边界力自适应调整核函数带宽的算法实现(4个边界点,每个边界区域大小为 $0.3h_x \times 0.3h_y$ ,  $\epsilon$ 取0.008).其中,虚线为 Mean-Shift 算法得到的跟踪窗,星号("×"标记)为通过边界力移动调整后的边



界点,实线为对边界点进行拟合后的跟踪窗.在拟合时,我们放宽对椭圆形跟踪窗纵横比的限定,即不要求椭圆跟踪窗纵横比恒定,而允许其在一定范围内变化,取

$$r_{opt} = \begin{cases} 0.7 \times r_{pre}, & r_{new} < 0.7r_{pre} \\ r_{new}, & \text{otherwise} \\ 1.3 \times r_{pre}, & r_{new} > 1.3r_{pre} \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $r_{pre}$  是前一帧搜索窗的纵横比,  $r_{new}$  是直接对边界点拟合后的纵横比,  $r_{opt}$  是调整后的纵横比.限定  $r_{opt}$  的变化范围是为了防止对个别边界点位置太过敏感.从图 5 中第 2 行可以看出,当目标的形态发生变化时,跟踪窗能够自适应地调整窗口形状,对目标的定位更为精确.



Fig.5 Comparison of non-rigid object tracking results (the frames 88, 101, 115 and 141, left to right)  
图 5 对非刚性形变目标的跟踪对比(从左至右为:第 88 帧、第 101 帧、第 115 帧、第 141 帧)

本文通过手工标定了每帧中的最佳跟踪窗,分别对这两种算法生成的跟踪窗的面积和纵横比进行了对比.如图 6 所示,粗实线为手工标定的最佳跟踪窗特征(面积/纵横比),细实线为 3 步法<sup>[8]</sup>的跟踪窗特征(面积/纵横比),虚线为本文算法的跟踪窗特征(面积/纵横比).在第 85 帧之前,两种算法得到的跟踪窗特征均与手工标定的最佳窗相差不大.从第 85 帧~第 145 帧,在目标非刚性形变的影响下,3 步法<sup>[8]</sup>得到的跟踪窗特征曲线逐渐偏离了手工标定的最佳跟踪窗,而本文算法得到的跟踪窗特征曲线仍与手工标定的最佳窗相差不大.可以看出,本文提出的算法更好地反映了目标空间尺度及形态的变化.

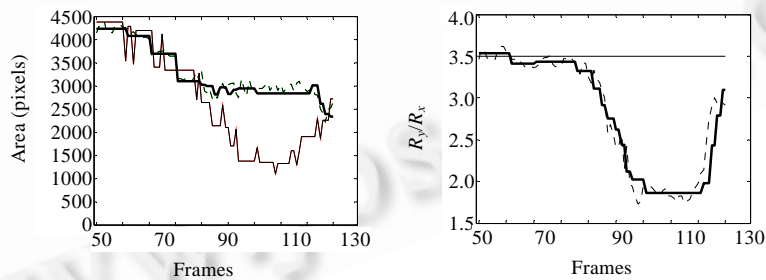


Fig.6 Comparison of area and height-width ratio of tracking windows  
图 6 跟踪窗面积与纵横比的对比

### 5 结论与展望

Mean-Shift 跟踪算法以其无参数的初始化过程、高效的搜索策略及良好的鲁棒性较好地兼顾了目标跟踪算法对实时性和稳健性的要求.然而,由于采用了固定核函数带宽,在对空间尺度变化明显的目标跟踪时可能会



失效,影响了跟踪的适用范围和效果.针对以上缺点,本文在对 Mean-Shift 算法中目标模型进行分析的基础上提出了边界力的概念,通过边界力对边界点的位置加以调整,自适应地更新搜索窗的窗宽和形态,可以达到更好的跟踪效果.同时,与常用的 3 步法相比,减少了运算量和运算复杂度,并且具有平滑的特点.实验结果表明,本文算法对空间尺度变化明显的目标进行跟踪时,准确度和效率均有所提高.

#### References:

- [1] Fukunaga K, Hostetler LD. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition. IEEE Trans. on Information Theory, 1975,21(1):32-40.
- [2] Cheng YZ. Mean shift, mode seeking and clustering. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995,17(8): 790-799.
- [3] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and applications. In: Proc. of the 7th IEEE Int'l Conf. on Computer Vison (ICCV). 1999. 1197-1203.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust application toward feature space analysis. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(5):603-619.
- [5] Comaniciu D, Meer P. Robust analysis of feature spaces, color image segmentation. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'97). 1997. 750-755.
- [6] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. Color features for tracking non-rigid objects. Chinese Journal of Automation (Special Issue on Visual Surveillance), 2003,29(3):345-355.
- [7] Cheng J, Yang J. Novel infrared object tracking method based on mean shift. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2005,24(3): 231-235 (in Chinese with English abstract).
- [8] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-Based object tracking. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564-575.
- [9] Bradski GR. Real time face and object tracking as a component of a perceptual user interface. In: Proc. of the 4th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV). 1998. 214-219.
- [10] Collins RT. Mean-Shift blob tracking through scale space. In: Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2003). 2003. 234-240.
- [11] Peng NS, Yang J, Liu Z, Zhang FC. Automatic selection of kernel-bandwidth for mean-shift object tracking. Journal of Software, 2005,16(9):1542-1550 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/1542.htm>

#### 附中文参考文献:

- [7] 程建,杨杰.一种基于均值移位的红外目标跟踪新方法.红外与毫米波学报,2005,24(3):231-235.
- [11] 彭宁嵩,杨杰,刘志,张风超.Mean-Shift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取.软件学报,2005,16(9):1542-1550. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/16/1542.htm>



覃剑(1977-),男,陕西宝鸡人,博士,讲师,CCF 会员,主要研究领域为计算机视觉,模式识别,嵌入式系统.



李勇明(1976-),男,博士,讲师,CCF 会员,主要研究领域为智能计算,信号处理,模式识别.



曾孝平(1956-),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为电路与系统,信号处理.