

文章编号: 1001-0920(2013)11-1723-06

## 一种鲁棒的自适应带宽跟踪方法

尹春霞<sup>1,2</sup>, 徐德<sup>2</sup>, 罗杨宇<sup>2</sup>, 李成荣<sup>2</sup>

(1. 清华大学自动化系, 北京 100084; 2. 中国科学院自动化研究所, 北京 100080)

**摘要:** 在自适应带宽均值移动算法的基础上, 引入粒子滤波, 提出一种新的目标跟踪方法. 该方法通过更新带宽矩阵以适应目标尺度的变化; 采用加权和的方法融合定位检测结果, 使跟踪不易陷入局部最优状态; 对粒子进行收敛采样, 维持粒子多样性, 减小累积误差; 提出一种目标扩展搜索策略, 用于目标丢失后重新搜索跟踪目标. 实验结果表明, 所提出的跟踪方法在复杂场景中表现出了较好的鲁棒性, 且跟踪轨迹平滑.

**关键词:** 带宽矩阵; 加权和; 收敛采样; 搜索策略

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## A robust bandwidth-adaptive object tracking method

YIN Chun-xia<sup>1,2</sup>, XU De<sup>2</sup>, LUO Yang-yu<sup>2</sup>, LI Cheng-rong<sup>2</sup>

(1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China. Correspondent: YIN Chun-xia, E-mail: cxyin@mail.tsinghua.edu.cn)

**Abstract:** Particle filter is introduced into the adaptive mean shift tracking algorithm, and a new object tracking method is proposed, which tracks object scale with a dynamic band-matrix. It combines the detection results to determine the object location with a weighted summation method, and avoids the system from falling into local optimum. All the particles are converged and re-sampled in a place near the precisely determined location, keeping the diversity with fewer particles and reducing the accumulated error. An extended searching strategy is proposed to be used in target re-search once it is lost. Experiment results show that the proposed method is robust in complex environment and the tracking trajectory is smooth.

**Key words:** band-matrix; weighted summation; converge and re-sample; searching strategy

## 0 引言

目标跟踪算法可分为确定性跟踪算法和随机性跟踪算法两类, 确定性跟踪算法通常可以转化为最优化问题, 即寻找目标的最优匹配, 例如均值移动(mean-shift)算法<sup>[1-2]</sup>. 粒子滤波(PF)是一种随机性跟踪算法<sup>[3-7]</sup>, 采用多个粒子, 有效地表达了跟踪的不确定性, 对非刚体目标的跟踪以及部分遮挡下的跟踪表现出较强的鲁棒性<sup>[8-10]</sup>; 但是存在粒子退化现象, 预测精度受累积误差效应的影响<sup>[7]</sup>, 并且计算量比较大, 实时性较差.

基于均值移动的目标跟踪算法简单、实时性好, 但易收敛到局部极值点, 不能对跟踪窗口进行自适应调节, 当目标机动性较强, 尺度变化明显, 存在不同程度的遮挡, 或光照发生较强变化时, 跟踪效果不理想.

为了得到鲁棒、高效的跟踪器, 人们在均值移

动算法和各种滤波算法的基础上作了很多改进. 例如, 改进特征空间表示方式<sup>[5,11-14]</sup>, 设计自适应表面模型<sup>[15-16]</sup>, 动态更新目标模型<sup>[17]</sup>等. 在窗口尺度跟踪<sup>[18-20]</sup>、目标运动建模<sup>[21]</sup>等方面也出现很多新的研究成果. 文献[13]对核密度估计函数进行随机采样, 提出一种快速mean-shift方法; 文献[18]对跟踪窗口的尺度自适应策略进行了研究, 针对尺度增减自适应算法存在的问题, 给出了一种自适应滤波器参数的设计方法; 文献[20]使用带宽矩阵计算跟踪窗口带宽, 提出自适应带宽均值移动算法(ABMS). 将滤波算法与均值移动算法相结合, “取长补短”, 也是跟踪算法研究中的一条重要思路<sup>[21-24]</sup>. 文献[23]将粒子滤波“嵌入”到mean-shift算法中, 使用状态转移矩阵计算得到粒子的估计状态后, 对每个粒子进行mean-shift寻优, 使粒子沿密度梯度方向移动并最终收敛到密度最大值的邻域范围内, 从而得到新的粒子集合,

收稿日期: 2012-07-18; 修回日期: 2012-10-15.

基金项目: 国家863计划项目(2007AA04Z227).

作者简介: 尹春霞(1981—), 女, 博士, 从事智能控制、目标跟踪等研究; 徐德(1965—), 男, 研究员, 博士, 从事机器人视觉测量与控制、智能控制等研究.

该方法计算复杂度较高。

本文使用均值移动算法作为跟踪框架,结合粒子滤波思想,以一种更简单的方式对目标状态进行估计,形成自适应宽带均值移动粒子滤波(ABMSPF)跟踪方法。此算法根据最优带宽矩阵跟踪目标窗口尺度;使用数据融合方法确定目标位置,有助于排除伪目标,在寻优过程中不易陷入局部最优状态;根据定位结果对粒子进行收敛操作,实现了以较少的粒子对目标状态进行跟踪,减小了观测累积误差,对粒子退化现象有很大的改善;合理地融合局部搜索和全局搜索方案,提出一种扩展的目标搜索策略,用于目标丢失后重新搜索目标。

## 1 ABMS 与 PF 算法基础

### 1.1 自适应带宽均值移动算法(ABMS)

自适应均值移动算法通过模型匹配与优化检测目标位置。目标模型由特征空间的概率分布  $\{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m}$  来描述<sup>[1-2]</sup>,即

$$\hat{q}_u = C \sum_{s \in S_0} K[(s - s_0)^T H_0^{-1} (s - s_0)] \delta(b(s) - u). \quad (1)$$

其中:  $C$  为归一化常数,  $m$  为直方图空间的维度,  $\delta(\cdot)$  为狄拉克函数, 函数  $b(s)$  为像素点  $s$  在相应直方图空间的颜色索引值,  $u$  为颜色分量。

假设跟踪过程中前一帧图像的目标区域为  $S$ , 中心点为  $y$ , 带宽矩阵为  $H$ 。根据文献[1], 均值移动向量

$$\Delta y = \frac{\sum_{s \in S} G_H(y - s) \omega(s) s}{\sum_{s \in S} G_H(y - s) s} - y. \quad (2)$$

其中

$$G_H(s) = -|H|^{-\frac{1}{2}} K'(s^T H^{-1} s),$$

$$\omega(s) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(x_0)}} \delta(b(s) - u). \quad (3)$$

记候选目标中心位置为  $y_1$ , 有  $y_1 = y + \Delta y$ 。

候选区域的特征密度分布为  $\{\hat{p}_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ , 有

$$\hat{p}_u(y) = C_H \sum_{s \in S} |H|^{-\frac{1}{2}} K[(y - s)^T H^{-1} (y - s)] \cdot \delta(b(s) - u), \quad (4)$$

其中  $C_H$  为归一化常数。候选目标模型与目标模型的相似度  $\varsigma$  由 Bhattachayya 系数来计算, 即

$$\varsigma(\hat{p}(y), \hat{q}) = \sum_{u=1}^m \sqrt{\hat{p}_u(y) \hat{q}_u}. \quad (5)$$

算法的目的是要找到使  $\varsigma(\hat{p}(y), \hat{q})$  取得最大值的位置  $y$  及带宽矩阵  $H$ 。

### 1.2 粒子滤波算法(PF)

粒子滤波算法用一组加权粒子来表述状态的后验概率密度分布。当粒子的数目足够多时, 可以得到

在任何准则下的理论最优估计和滤波值<sup>[3]</sup>。

由于直接从后验概率  $p(x_{0:k}|y_{1:k})$  中进行取样比较困难, 通常会假设一个重要性函数。为了便于实现, 一般采用次优重要性函数  $p(x_k|x_{k-1})$ , 这是一个状态转移函数。本文通过实验比较, 采用了如下二阶自回归函数:

$$x_k = Ax_{k-2} + Bx_{k-1} + v. \quad (6)$$

其中:  $A, B$  是二阶自回归方程的系数,  $v$  是一个随机数, 服从标准正态分布  $N \sim (0?)$ 。

粒子权值的递推方程为

$$w_k^i \propto w_{k-1}^i \frac{p(y_k|x_k^i)p(x_k^i|x_{k-1}^i)}{p(x_k|x_{k-1})}. \quad (7)$$

## 2 一种鲁棒的自适应带宽均值移动方法(ABMSPF)

ABMS 跟踪方法在局部范围内寻优, 容易陷入局部最优状态, 难以适应复杂场景中的跟踪任务, 对此提出 ABMSPF 跟踪方法。

### 2.1 基于带宽矩阵的目标尺度跟踪

定义一个二维空间的椭圆区域

$$S = \{s | (s - s_0)^T H^{-1} (s - s_0) < \sigma^2\}, \quad (8)$$

如图1所示。其中:  $s$  为椭圆区域  $S$  内的像素点,  $S$  的中心位置为  $s_0$ , 旋转角为  $\phi$ , 两半轴长分别为  $\sigma_a$  和  $\sigma_b$ ;  $\sigma$  为由核函数决定的因子。

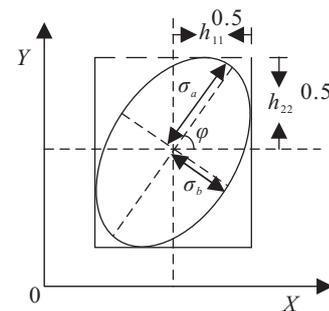


图1 目标模型椭圆区域示意图

本文使用高斯核函数  $K(s) = c \cdot \exp(-s/2)$ ,  $c$  为归一化系数。正态分布的能量主要集中在  $[-3a, 3a]$  区间内 ( $a$  表示正态分布的方差), 可以取  $\sigma = 2.5$ 。由图1可知,  $S$  的大小和方向取决于  $\sigma$  和带宽矩阵  $H$ 。其中, 带宽矩阵  $H$  为正定对称矩阵<sup>[20]</sup>, 即

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} \\ h_{21} & h_{22} \end{bmatrix}, \quad h_{12} = h_{21}, \quad (9)$$

$$a = \sqrt{\frac{1}{2}[h_{11} + h_{22} + \sqrt{4h_{12}^2 + (h_{11} - h_{12})^2}]},$$

$$b = \sqrt{\frac{1}{2}[h_{11} + h_{22} - \sqrt{4h_{12}^2 + (h_{11} - h_{12})^2}]},$$

$$\phi = \frac{1}{2} \text{atan2}(2h_{12}, h_{11} - h_{22}). \quad (10)$$

对概率密度函数寻优,通过计算可得如下最优带宽矩阵表达式:

$$H_g = \frac{\sum_{s \in S} \omega(s)(x-s)(x-s)^T}{\sum_{s \in S} \omega(s)}. \quad (11)$$

将这一公式应用于 mean-shift, 根据最优带宽矩阵, 可计算得到目标区域的参数, 从而实现目标尺度的自适应调整.

## 2.2 基于目标收敛的粒子重采样

在跟踪的初始时刻, 人工选择目标模板, 并在目标区域内采样  $N$  个粒子, 启动粒子滤波算法; 以每个粒子为中心, 假设每个粒子所在区域都是一个候选区域, 候选区域大小取为当前跟踪窗口的大小; 计算每个候选区域与目标模型的相似度  $\zeta^i (0 \leq \zeta^i \leq 1)$ , 取粒子的权重

$$w_k^i = \zeta^i. \quad (12)$$

在跟踪过程中, 设定阈值  $th = 0.80$  或更高, 对所有权重满足条件  $\omega_k^i > th$  的粒子进行排序. 假设权重最大的粒子所在位置为粒子滤波方法预测到的目标位置, 记作  $y_{pf}$ .

下一帧图像中, 首先将所有  $N$  个粒子收敛到由数据融合方法得到的目标中心位置  $\hat{y}$ ; 然后以  $\hat{y}$  为参考点, 在周围一定小区域内均匀采样  $N$  个粒子.

## 2.3 基于数据融合的目标定位

假设 ABMS 方法得到的目标位置为  $y_{ms}$ , 由粒子预测得到的位置为  $y_{pf}$ , 根据数据融合策略确定目标的位置  $\hat{y}$ . 假设  $y_{ms}$  与  $y_{pf}$  两点之间的距离为  $d$ .  $d$  越小, 表明 ABMS 和 PF 两种方法得到的目标位置越接近一致. 根据  $d$  和检测到的目标尺度值设计加权法和数据融合算法. 使用式 (5) 计算匹配度  $\zeta$ , 根据  $\zeta$  的取值将融合算法分为 3 种情况.

如果  $\zeta \geq th$ , 则有

$$\hat{y} = \begin{cases} \zeta y_{ms} + (1 - \zeta) y_{pf}, & d < \sigma; \\ y_{ms}, & \sigma \leq d \leq \sigma_a; \\ \text{Null}, & d > \sigma_a. \end{cases} \quad (13)$$

其中:  $a, \sigma$  为椭圆目标区域中的参数, 如图 1 所示.

如果  $r < \zeta < th$  (实验中取  $r \geq 0.5$ ), 此时, 目标状态发生改变, 或是目标被部分遮挡, 则有

$$\hat{y} = \begin{cases} y_{pf}, & d \leq \sigma_a; \\ \text{Null}, & d > \sigma_a. \end{cases} \quad (14)$$

如果  $0 \leq \zeta \leq r$ , 目标被完全遮挡或目标已丢失, 此时, 完全依赖于粒子滤波的预测功能对目标进行跟踪, 则有

$$\hat{y} = y_{pf}. \quad (15)$$

ABMS 算法实际是用梯度下降法进行寻优, 一旦陷入局部最优解之后将无法跳出; 而数据融合方法可以看作当前解附加了一个扰动变量, 使算法跳出当前的局部最优状态. 结合上一节中提出的收敛采样方法, 能够有效地避免预测中的误差累积, 并防止粒子退化现象.

## 2.4 目标扩展搜索策略

常见的搜索方法是对图像进行遍历, 搜索特征区域, 再与目标模板进行特征匹配; 对图像进行遍历的计算量很大. 本文提出一种扩展的目标搜索方法, 分 3 个层次对丢失的目标进行搜索. 一旦式 (13)~(15) 检测到  $\hat{y} = \text{Null}$  或  $0 \leq \zeta \leq r$ , 则启用目标搜索程序.

1) 首先, 根据目标运动轨迹进行一步预测, 即

$$y_{k+1} - y_k = y_k - y_{k-1}. \quad (16)$$

根据目标运动的连续性, 丢失后的目标应在  $y_k$  附近. 取  $y_k$  为候选目标的中心点, 候选区域大小、方向均与前一帧相同, 提取特征与目标模板进行匹配. 如果相似度超过设定的相似度阈值, 则根据 mean-shift 梯度下降法对目标位置进行迭代逼近<sup>[20]</sup>, 直至找到最优候选区域. 如果候选区域与目标模板匹配的相似度较低, 则进入局部搜索阶段.

2) 局部搜索策略.

以  $y_{k+1}$  为中心, 在周围随机分布几个候选区域, 取候选区域的大小、方向与前一帧相同, 提取各个候选区域特征与目标模板进行匹配; 然后, 选择相似度超过设定阈值的候选区域进行迭代搜索直至找到目标.

如果连续数十帧搜索不到运动目标, 随着目标的运动, 真实目标的位置可能已远离当前检测位置, 此时则进入全局搜索.

3) 基于游程链的 Blob 全局搜索策略.

对图像进行二值化、腐蚀、膨胀等预处理, 然后引入游程 Blob 分析方法<sup>[25]</sup>检测图像中的 Blob 块, 计算 Blob 块的中心、面积、外接矩形和外接椭圆参数, 并去除面积过小的 Blob 块. 将每个 Blob 块作为一个候选区域, 如果所有 Blob 候选模型与目标模型相似度小于设定阈值, 则报告没有目标物体存在, 并在下一帧图像中继续搜索; 否则, 针对每个相似度大于设定阈值的 Blob 候选区域, 使用梯度下降法对目标进行迭代逼近.

## 3 ABMSPF 跟踪算法实现步骤

根据前面分析, ABMSPF 方法的具体步骤如下:

Step 1: 初始化. 选择目标区域, 确定  $s_0$ , 目标中心位置  $y_0 = s_0$ , 计算初始带宽矩阵  $H_0$ , 目标模型  $\{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ , 权重  $\{\omega(s)\}_{s \in S_0}$ , 目标搜索标志位

bDetecting = 0.

**Step 2:** 根据基于目标收敛的重采样方法, 在  $S_0$  区域内采样  $N$  个粒子, 初始化粒子权重  $w^i = 1/N$ .

**Step 3:** 如果 bDetecting = 1, 则转 **Step 8**; 如果标志位 bDetecting = 0, 则根据式(2)进行一步均值移动, 得到候选目标位置, 计算候选区域特征值  $\{\hat{q}_u\}_{u=1,2,\dots,m}$ , 根据式(5)计算相似度  $\varsigma$ .

**Step 4:** 使用式(11)迭代求取最优带宽矩阵  $H_1$ , 根据式(8)更新目标区域  $S_1$ , 根据  $\varsigma$  得到候选目标中心位置  $y_{ms}$ ;

**Step 5:** 使用粒子滤波得到目标位置  $y_{pf}$ .

**Step 6:** 根据式(13)~(15), 使用数据融合方法计算目标位置  $\hat{y}$ .

**Step 7:** 如果  $\hat{y} = \text{Null}$  或  $0 \leq \varsigma \leq r$ , 则设置 bDetecting = 1, 转 **Step 2**, 否则转 **Step 12**.

**Step 8:** 如果 bDetecting = 1, 则根据扩展搜索策略中的一步预测(16)选择目标候选区域; 根据式(5)将目标模型与候选模型进行匹配. 如果匹配相似度大于设定的搜索阈值  $r$ , 则转 **Step 11**, 否则进入 **Step 9**.

**Step 9:** 使用扩展搜索方法中的局部搜索策略确定候选区域, 根据式(5)将目标模型与候选模型进行匹配. 如果存在相似度大于设定的阈值  $r$ , 则转 **Step 11**; 如果连续超过 10 帧未检测到目标, 则转 **Step 10**; 否则, 转 **Step 14**.

**Step 10:** 采用扩展搜索方法的全局搜索策略来检测 Blob 块, 将检测到的 Blob 块作为候选区域, 根据式(5)将目标模型与候选模型进行匹配. 如果存在匹配度大于设定阈值  $r$  的 Blob 块, 则转 **Step 11**, 否则转 **Step 14**.

**Step 11:** 在这些满足条件的候选区域内, 使用 mean-shift 中的迭代寻优方法继续寻优, 以匹配度最大的区域作为目标区域, 得到检测位置  $y_{ms}$ . 根据当前帧检测到的  $y_{pf}$ , 使用数据融合方法计算  $\hat{y}$ , 设置标志位 bDetecting = 0, 退出搜索程序.

**Step 12:**  $S_0 = S_1, H_0 = H_1, y_0 = \hat{y}$ , 根据式(12)更新  $\{\omega(s)\}_{s \in S_0}$ .

**Step 13:** 根据粒子滤波状态转移方程更新粒子状态, 根据式(7)更新粒子权值  $w^i$ . 转 **Step 2**, 进入下一帧检测.

**Step 14:** 报告未搜索到目标, 设置标志位 bDetecting = 1; 使用粒子滤波方法估计目标位置, 根据粒子滤波状态转移方程更新粒子状态, 转 **Step 12**.

图 2 为 ABMS, PF 和 ABMSPF 三种跟踪方法的跟踪效果. 显然, ABMSPF 方法对目标尺度变化的检测跟踪效果最好.

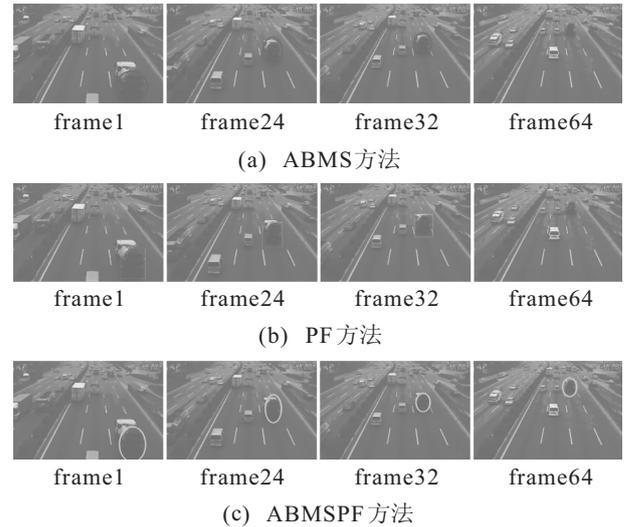


图 2 尺度变化情况下的跟踪结果

图 3 中出现了光照变化以及不同程度的遮挡. 在第 55~58 帧, 光照亮度发生了较大变化, ABMS 方法从 frame 59 开始丢失目标, 如图 3(a) 所示. PF 方法使用 200 个粒子, 当目标被严重遮挡时, 粒子检测位置完全偏离目标, 导致跟踪失败, 如图 3(b) 所示. ABMSPF 方法一共使用了 20 个粒子, 甚至, 当粒子数目减少为 10 的时候, 仍然能够实现跟踪, 如图 3(c) 所示. 图 2 和图 3 的结果表明, ABMSPF 方法在光照变化、部分遮挡等情况下具有更好的跟踪效果, 对目标定位更准确, 并且对目标尺度大小的计算和估计也更加合理.

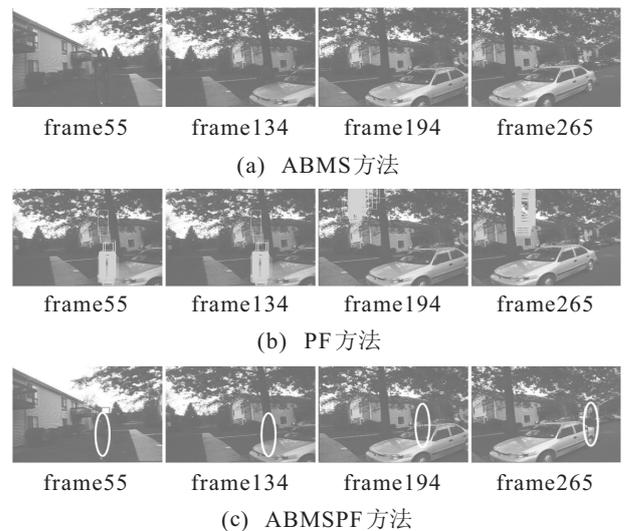


图 3 光照变化及局部遮挡情况下的跟踪结果

图 4 显示了扩展搜索过程的搜索结果. 其中: 小矩形和大矩形分别表示一步预测和局部搜索的搜索范围, 椭圆表示检测到的候选目标区域. 由图 4 可知, frame 194 中由于遮挡严重, 进入全局范围搜索之后, 仍未检测到目标, 此时依靠收敛采样的粒子对目标位置进行估计; frame 195 与 frame 221 在局部搜索阶段

检测到目标候选区域,由于特征匹配系数较低(分别为 0.54, 0.56),无法根据匹配结果确认目标,需要结合粒子估计与数据融合方法判断此区域是否为目标区域; frame 222 从一步搜索中检测到候选目标。

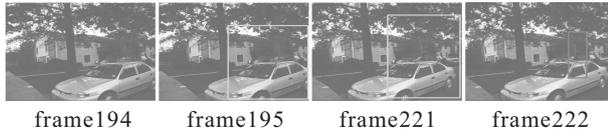


图 4 ABMSPF 在局部遮挡下的扩展搜索与匹配结果

图 5 中的跟踪目标在短时间内被完全遮挡. 当目标被严重遮挡或完全被遮挡时, ABMS 方法跟踪失败, 如图 5(a) 所示. 当目标走出遮挡区时, ABMS 使用基于遍历的 Blob 检测策略重新检测到目标位置. 图 5(b) 是 PF 方法的跟踪结果, 粒子个数为 200. 由于存在粒子退化现象、状态转移方程或权值更新方法不尽合理等原因, 从 frame 119 开始, 跟踪粒子开始发散, 不能正确描述目标位置. ABMSPF 方法即使在目标被完全遮挡的情况下, 也能够较好地估计目标位置, 如图 5 所示.

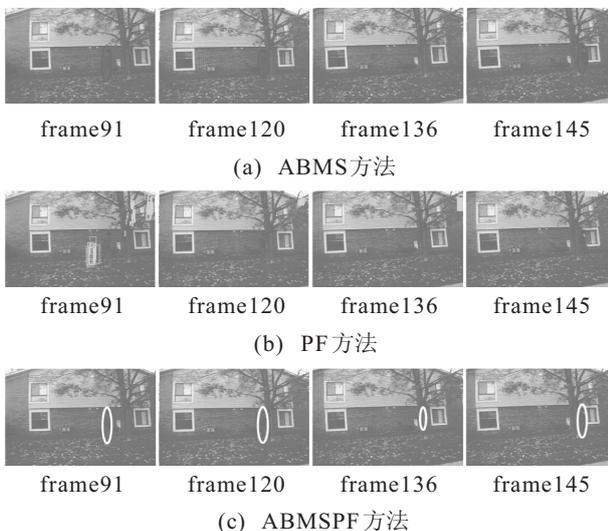


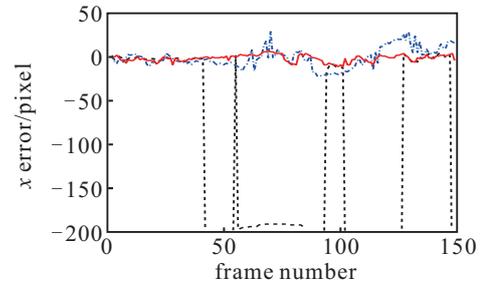
图 5 完全遮挡情况下的跟踪结果

### 3.1 定位精度

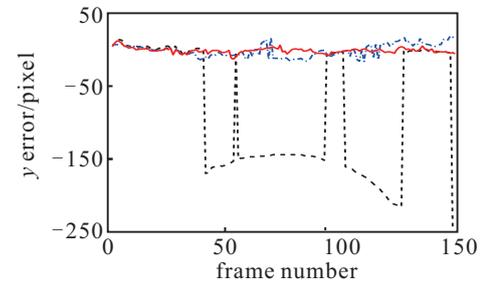
对算法定位精度和计算时间的测试使用了标准测试库<sup>[26]</sup>中的“Walk1”. 实验同时记录了 ABMS, PF 和 ABMSPF 三种方法的定位检测结果, 如图 6 所示. 其中: 实线为本文方法, 虚线为 ABMS 方法, 点划线为 PF 方法. 在连续检测到运动目标的情况下, ABMS 方法定位精度较高, 但是该算法极易丢失目标或出现跟踪错误, 跟踪结果不稳定. PF 方法定位误差较大, 跟踪轨迹不平稳. ABMSPF 方法的定位精度较高, 并且跟踪轨迹更加平滑.

### 3.2 计算时间

ABMS 方法每处理一帧图像至少需要 16 ms, 使用图像遍历方法重新寻找目标往往需要几百个毫秒



(a) x 方向定位误差



(b) y 方向定位误差

图 6 目标跟踪算法定位误差比较

的时间. ABMS 方法对光照敏感、易陷入局部最优状态, 且不能很好地处理遮挡问题, 会导致算法频频进入目标搜索过程, 从而大大降低运算效率. PF 方法处理一帧图像的时间在 50~100 ms 之间. ABMSPF 方法采样 20 个粒子即可较好地实现跟踪, 每帧运算时间约 50~70 ms, 其中有部分帧进入扩展搜索, 搜索时间在 16 ms 左右. 由此可知, ABMSPF 方法的处理效率为每秒 12~20 帧.

## 4 结 论

本文在自适应带宽均值移动的算法基础上, 结合粒子滤波的目标预测功能, 形成一种新的目标跟踪方法——ABMSPF 方法. 该方法由于使用了带宽寻优矩阵, 对粒子进行合理聚敛, 设计了加权和合理融合的运算结果, 并利用扩展搜索策略提高了目标重搜索效率. 实验结果表明了上述策略的有效性, ABMSPF 方法在光照变化、部分遮挡以及临时性完全遮挡的复杂场景中均能较好地跟踪目标.

如果能够在目标跟踪过程中加入对目标遮挡程度的定量判断, 则可根据目标状态实时更新目标模型, 采用更加合理的运动模型对运动目标进行建模, 这将会进一步提高跟踪算法的鲁棒性.

### 参考文献(References)

- [1] Comaniciu D, Meer P. Real-time tracking of non-rigid object using mean shift[C]. IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head, 2000: 142-149.
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 603-618.

- [3] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 21-52.  
(Hu S Q, Jing Z L. Particle filter and its application[M]. Beijing: Science Press, 2010: 21-52.)
- [4] Perez P, Hue C, Vermaak J. Color-based probabilistic tracking[C]. European Conf on Computer Vision. Copenhagen, 2002: 661-675.
- [5] Satoh Y, Okatani T, Deguchi K. A color-based tracking by Kalman particle filter[C]. Int Conf on Pattern Recognition. Cambridge, 2004: 502-505.
- [6] Bruno M G S. Sequential importance sampling filtering for target tracking in image sequences[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2003, 10(8): 246-249.
- [7] Crisan D, Doucet A. A survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(3): 736-746.
- [8] Ross D A, Lim J, Lin R S. Incremental learning for robust visual tracking[J]. Int J of Computer Vision, 2008, 77(1-3): 125-141.
- [9] Hess R, Fern A. Discriminatively trained particle filters for complex multi-object tracking[C]. IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, 2009: 240-247.
- [10] Gustafsson F. Particle filter theory and particle with positioning applications[J]. Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2010, 25(7): 53-82.
- [11] Nummiaro K, Meier E K, Gool L Y. Color features for tracking non-rigid objects[J]. Chinese J of Automation, 2003, 29(3): 345-355.
- [12] Ju M Y, Ouyang C S, Chang H S. Mean shift tracking using fuzzy color histogram[C]. Int Conf on Machine Learning and Cybernetics. Qingdao, 2010, 6: 2904-2908.
- [13] Freedman D, Kisilev P. Fast mean shift by compact density representation[C]. IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, 2009: 1818-1825.
- [14] Deilamani M J, Asli R N. Moving object tracking based on mean shift algorithm and features fusion[C]. Int Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing. Tehran, 2011: 48-53.
- [15] Jepson A D, Fleet D J, El-Maraghi T F. Robust online appearance models for visual tracking[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(10): 1296-1311.
- [16] 王永忠, 潘泉, 赵春晖, 等. 一种对光照变化鲁棒的均值漂移跟踪方法[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(9): 2287-2291.  
(Wang Y Z, Pan Q, Zhao C H. A robust mean shift tracking method under varying illumination[J]. J of Electronics & Information Technology, 2007, 29(9): 2287-2291.)
- [17] Stauffer C. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. PAMI, 2000, 22(7): 747-756.
- [18] Jeong M H, You B J, Oh Y, et al. Adaptive mean-shift tracking with novel color model[C]. IEEE Int Conf on Mechatronics and Automation. Niagara Falls, 2005: 1329-1333.
- [19] 左军毅, 梁彦, 赵春晖, 等. Mean shift跟踪算法中尺度自适应策略的研究[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(8): 1750-1757.  
(Zuo J Y, Liang Y, Zhao C H, et al. Research on scale adaption strategy in mean shift tracking algorithm[J]. J of Image and Graphics, 2008, 13(8): 1750-1757.)
- [20] 陈晓鹏, 李成荣, 罗杨宇, 等. 自适应带宽均值移动算法及目标跟踪[J]. 机器人, 2008, 30(1): 457-464.  
(Chen X P, Li C R, Luo Y Y, et al. Adaptive bandwidth mean shift algorithm and object tracking[J]. Robot, 2008, 30(1): 457-464.)
- [21] 常发亮, 赵瑶, 陈振学, 等. 基于 Mean Shift 和自适应预测的非刚性目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(11): 1821-1825.  
(Chang F L, Zhao Y, Chen Z X, et al. Non-rigid object tracking algorithm based on mean shift and adaptive prediction[J]. Control and Decision, 2009, 24(11): 1821-1825.)
- [22] Gao C, Chen W. Ground moving target tracking with VS-IMM using mean shift unscented particle filter[J]. Chinese J of Aeronautics, 2011, 24(2011): 622-630.
- [23] Bray M, Meier E K, L Gool V. Smart particle filtering for 3D hand tracking[C]. Proc of IEEE Int Conf on Automated Face and Gesture Recognition. Seoul, 2004: 675-680.
- [24] Shan C, Tan T, Wei Y. Real-time hand tracking using a mean shift embedded particle filter[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(2007): 1958-1970.
- [25] 张二虎, 冯江. Blob分析中基于游程链的连通区域标记[J]. 应用科学学报, 2008, 26(4): 536-540.  
(Zhang E H, Feng J. Run-list based connected components labeling for Blob analysis[J]. J of Applied Sciences, 2008, 26(4): 536-540.)
- [26] EC's Information Society Technology. Context Aware Vision using Image-based Active Recognition[EB/OL]. (2005-09-30). <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/CAVIAR/>.