

# 基于 MCD 和局部线性高斯模型的 视频跟踪粒子滤波算法

夏瑜 吴小俊

(江南大学 信息工程学院, 无锡 214122)

**摘要** 为了提高粒子传播过程中状态空间的质量和视频跟踪算法的精度, 提出了一种基于 MCD 和局部线性高斯模型的粒子滤波算法, 这种 MCD 方法摒弃了传统的像素匹配贡献均等的方式, 而是采用像素点间的邻近度作为相似性度量。由于该方法所获得的相关曲面更尖锐, 且匹配置信度更高, 而局部线性高斯模型则可使在粒子传播过程中能使用最佳的重要函数, 因此两者结合能够实现最佳粒子滤波。由于 MCD 方法的鲁棒性, 从而使得跟踪算法对环境的适应能力和稳定性得到提高。两个仿真实验的结果说明, 该算法是可行的与优越的。

**关键词** 粒子滤波 最佳重要函数 有效确认域 最佳相似距离

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)11-2223-07

## Particle Filter Algorithm for Visual Tracking Based on MCD and Partial Linear Gaussian Models

XIA Yu, WU Xiao-jun

(School of Information Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122)

**Abstract** In order to improve the quality of the state-space exploration and the accuracy of visual tracking, in this paper a particle filter algorithm based on maximum close distance(MCD) and partial linear Gaussian models is presented. MCD avoids the problem that each pair of pixels in the image contribute to the matching result equally. The proposed method uses neighborhood between pixels as the matching similarity. The correlation curve obtained in this way is much sharper. So the image matching method has high matching precision. A direct consequence of using partial linear Gaussian models is that the optimal importance function is adopted. The combination of them will be the optimal particle filter. The stability of the algorithm has been improved due to the robustness of MCD. Two simulated experiments are finally carried out to confirm the validity of the improved algorithm.

**Keywords** particle filter, optimal importance function, validation gate, maximum close distance(MCD)

## 1 引言

基于序列图像的目标跟踪方法是计算机视觉领域的重要研究内容, 它在机器监视、医学图像、视频压缩和故障诊断等各个领域都有着广泛的应用。

卡尔曼滤波器(Kalman filter, KF)<sup>[1]</sup>是跟踪问题中最常用的解决方法, 但是它在应用上有着局限性, 即只能解决线性高斯问题。为此, 产生了用于处理非线性问题的扩展卡尔曼滤波器(EKF)<sup>[2]</sup>、Unscented 卡尔曼滤波器(UKF)<sup>[3]</sup>, 但它们均有一定的限制, 而且算法的稳定性、精度等问题很难满足实

**基金项目:**教育部新世纪优秀人才计划项目(NCET-06-0487);国家自然科学基金项目(60472060, 60572034, 90820002);江苏省自然科学基金项目(BK2006081)

**收稿日期:**2008-06-06; **改回日期:**2008-10-07

**第一作者简介:**夏瑜(1979~), 男, 讲师, 江南大学轻工信息技术与工程专业博士研究生。主要研究领域为计算机视觉、目标跟踪。

E-mail: xiayu@changshu.net

际应用要求。

近年来,随着蒙特卡罗方法的发展及其在非线性、非高斯系统状态跟踪上体现出的优越性,粒子滤波(particle filter)<sup>[4-5]</sup>得到了广泛的应用。然而粒子退化现象是粒子滤波器中不可避免的,其不仅仅严重影响了粒子滤波器的性能,而且在粒子几次迭代之后,很多粒子只有很小甚至接近于零的权值,虽然这些权值在进行粒子的重要度更新的时候还要计算,但是对整个系统的影响很小,基本上属于无用的粒子,这一方面浪费了大量的计算资源,同时也容易造成跟踪的精度降低,甚至目标丢失。针对这一现象,很多学者做了大量研究。1993年,Gordon等人提出了重采样(resampling)<sup>[6]</sup>概念,于是孕育出了许多重采样方法,例如:残差采样<sup>[7]</sup>、最小方差采样<sup>[8]</sup>、多项式采样<sup>[9]</sup>等方法。这些重采样方法虽可通过增加粒子的有效性来解决粒子的退化问题,但是在实际应用中会影响系统的鲁棒性。当重采样完成后,由于重要性高的粒子通过重采样被多次选取,因而在一定程度上丢失了粒子的多样性,由此造成的后果就是一旦目标丢失或跟踪精度不够,那么系统自动收敛的可能性很小。

针对上述出现的问题,根据最优贝叶斯估计和重要性采样理论,要实现最佳粒子滤波就必须使用最佳重要函数,为此,本文提出了基于MCD和局部线性高斯模型结合的方法,并利用该方法使得粒子在传播过程中能使用最佳的重要函数,以产生高质量的状态空间,从而解决了粒子的退化现象,也同时保证了粒子的多样性。MCD(maximum close distance)是一种新颖的图像模板匹配相似性的度量方法,它是以最多近邻点距离作为相似度的度量指标。而采用MCD方法来合理估计测量方程和观测噪声的协方差矩阵,则不仅能够保证跟踪过程的精确定位,并且本文算法能够实现对遮挡、变形或光照轻微变化情况的自适应。

## 2 系统模型估算

在视频中对目标进行跟踪就相当于在状态空间中对相应的系统状态向量进行跟踪,并可以通过建立状态模型和观测模型来把运动目标跟踪抽象为状态向量的估算。

状态模型可以表示为

$$\mathbf{X}_k = f_k(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_k \quad (1)$$

其中, $f_k$ 为 $\mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ ,是系统状态传递方程, $\mathbf{X}_k$ 表示所跟踪的目标在时刻 $k$ 的状态向量; $\mathbf{W}_k \in \mathbf{R}^n$ 是系统噪声。

而观测模型可以表示为

$$\mathbf{Z}_k = h_k(\mathbf{X}_k) + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

其中, $h_k$ 为 $\mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}^n$ ,是状态观测方程, $\mathbf{Z}_k$ 是观测向量; $\mathbf{V}_k$ 是观测噪声向量。

由粒子滤波算法和文献[10]、[11]的重要性采样理论可以知道,要实现最佳粒子滤波,就必须能够使用 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k)$ 进行重要性采样,并且能够通过积分 $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) = \int p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k) (\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) d\mathbf{X}_k$ 更新权重比例系数,但是上面的这个积分在一般情况下是无法求得的。然而使用局部线性高斯模型<sup>[12]</sup>则可以使这个积分的求解成为可能,也就使得在粒子传播过程中,使用最佳的重要函数成为可能。局部线性高斯模型主要由一个非线性状态方程、一个线性测量方程和相关可加高斯噪声构成。本文在此通过光流场方法来得到一个被跟踪目标运动的非线性状态方程,并产生一个高似然观测区域,然后在这个区域中再用MCD方法估算线性测量方程及相关的可加高斯噪声的协方差矩阵,从而构成了局部线性高斯模型。

### 2.1 基于光流场的状态方程和过程噪声协方差矩阵估计

视频序列第 $k-1$ 帧和 $k$ 帧之间目标的运动可以通过概率分布 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1})$ 来定义。但是为了能够适合任何速度和方向的变化,本文构造了这样一个瞬间的状态方程,即

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{U}_k(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_k \quad (3)$$

其中, $\mathbf{W}_k$ 是假设服从零均值协方差矩阵 $\mathbf{Q}_{k|I}$ 的高斯分布白噪声,而 $\mathbf{U}_k(\mathbf{X}_{k-1})$ 则表示目标的运动速度向量矩阵,该向量矩阵本文采用仿射变换模型来描述,其在像素 $(x, y)$ 处可以写成

$$\mathbf{U}_k(\mathbf{X}_{k-1}) = \mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}) \boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1}) \quad (4)$$

其中,下标 $|I$ 表示参与估计的图像序列,而 $\boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1})$ 则表示仿射变换中的参数向量。 $\mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1})$ 是一个6参数的仿射运动模型的矩阵,即

$$\mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}) = \begin{bmatrix} 1 & x & y & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & x & y \end{bmatrix} \quad (5)$$

参数向量 $\boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1})$ 是在遵循灰度一致性假设的基础上估计所得,即引进窗口权重函数,然后使用加权最小二乘法(weighted least-squares)来估计光流

向量<sup>[13-14]</sup>。最终使得参数满足下式:

$$\theta_{klI}(\mathbf{X}_{k-1}) = \arg \min_{\theta} \int_{\mathcal{R}} \rho(\nabla I_k^i(\mathbf{X}_{k-1})) \mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}) \theta + \frac{\partial I_k}{\partial t}(\mathbf{X}_{k-1}) d\mathbf{X}_{k-1} \quad (6)$$

式中,  $\mathcal{R}$  是一个参数估计的合理区域,  $\rho$  是用于实现鲁棒估计的代价函数, 两者可以根据经验来取得。在通过这个鲁棒估计方法取得瞬间局部线性运动速度向量矩阵  $\mathbf{U}_k(\mathbf{X}_{k-1})$  后, 非线性的状态模型就可以表示为下面的形式:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}) \theta_{klI}(\mathbf{X}_{k-1}) + \mathbf{W}_k \quad (7)$$

式中的  $\mathbf{W}_k$ , 其过程噪声协方差矩阵  $\mathbf{Q}_{klI}$  是这个鲁棒运动参数估计的评价指标, 用于衡量所定义的状态模型的合理性, 它描绘了运动速度向量矩阵  $\mathbf{U}_k(\mathbf{X}_{k-1})$  估计的精确程度, 一般可以通过静态测试来估计取得。

## 2.2 基于 MCD 的观测模型及测量噪声协方差矩阵估计

传统的方法是采用 SSD (sum of squared difference) 方法来估计噪声的协方差矩阵, 虽方法简单, 但对于噪声的估计精度容易受到目标扭曲变形、光照条件微变的影响, 误差的累积将会造成精度下降, 甚至跟踪失败。本文提出采用基于 MCD 的方法<sup>[15]</sup>来估算候选目标和参考模板的偏移距离, 并将其作为测量噪声, 同时估计出最佳观测向量。MCD 方法是一种新的从另外的角度提出的图像相似性度量方法, 其将目标图像中与模板图像中相接近的点的个数作为相似性的度量指标来进行匹配, 而抛弃了那些与模板图像相差很大的点, 这样就可以避免传统的相关匹配算法中, 由于局部少数噪声点而引起的相关曲面不突出的缺点。这种方法所得到的相关曲面更尖锐, 而且匹配置信度更高, 实时性更强。观测向量  $\mathbf{Z}_k$  就是在统计当前序列图像与模板图像的 MCD 距离时, 由相关曲面的峰值来确定这个最佳匹配位置, 即

$$\mathbf{Z}_k = \arg \min_{\mathbf{Z} \in \mathbf{v}_k} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N S(a_{i,j}, b_{i,j}) \quad (8)$$

其中,  $S(a_{i,j}, b_{i,j}) = \begin{cases} 1 & \text{当 } D(a_{i,j}, b_{i,j}) > T \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$

式中,  $\mathbf{v}_k$  为高似然有效观测区域,  $a_{i,j}, b_{i,j}$  分别是属于参考模板和候选区域的像素, 先比较配准的两幅图像中对应像素点的欧氏距离, 如果这个距离大于某个确定的阈值  $T$ , 那么就可以认为这两点不相似; 然后统计整幅图像区域中的对应像素点的距离, 若整

幅图像中对应像素点的距离大于这个阈值的像素点数目, 则用其对应像素点数目的变化情况来描述噪声协方差矩阵。本文假设观测向量已经携带了足够多的关于被跟踪目标的状态信息, 这样就可以采用一个线性的观测方程和一个可加高斯噪声来表述, 所以这个线性测量方程就可以写成

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k) = N(\mathbf{Z}_k; \mathbf{X}_k, \mathbf{R}_{klI}) \quad (9)$$

对观测噪声协方差矩阵  $\mathbf{R}_{klI}$  的合理估计可以使跟踪过程鲁棒地避免因几何、光照变形或遮挡而产生的观测数据正确度的下降。以 MCD 方法作为相似性度量的匹配算法还具有较强的抗畸变能力, 即使图像中存在某种轻微的扰动, 如图像中存在变形、噪声、局部遮挡或轻微光照变化时, 仍然可以保持较高的匹配概率和估算精度。

## 2.3 高似然观测区域估算

而高似然重要性区域<sup>[16]</sup>在本文中称为确认域, 在每一次迭代过程中, 一旦有效确认域确定后, 那么下一次的观测量就有很高的概率出现在这个区域中。人们常用椭圆形来精确描述这个高概率区域, 其可以使用蒙特卡罗方法从一群粒子  $\{\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, w_{k-1}^{(i)}\}_{i=1, \dots, N}$  的滤波分布  $p(\mathbf{X}_{k-1} | \mathbf{Z}_{1:k-1})$  来近似得到。在局部线性高斯模型情况下还可以通过两次矩估计来近似得到

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) \approx N(\mathbf{Z}_k; \mathbf{m}_k^{\text{vg}}, \boldsymbol{\Sigma}_k^{\text{vg}}) \quad (10)$$

其中,  $\boldsymbol{\Sigma}_k^{\text{vg}}$  为状态方差向量,

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_k^{\text{vg}} &= \mathbf{E}[\mathbf{Z}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}] \approx \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} \int \mathbf{Z}_k p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) \\ &= \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} f_{klI}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\Sigma}_k^{\text{vg}} &= \text{var}[\mathbf{Z}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}] \approx \sum_{i=1}^N w_{k-1}^{(i)} [\mathbf{R}_{klI} + \mathbf{Q}_{klI}^{(i)} + \\ & (f_{klI}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}))(f_{klI}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}))^T] - \mathbf{m}_k^{\text{vg}}(\mathbf{m}_k^{\text{vg}})^T \end{aligned} \quad (12)$$

于是有效确认域  $\mathbf{v}_k$  可以用一个椭圆区域的表达式来描述, 其为

$$\mathbf{v}_k = \{\mathbf{Z}_k : (\mathbf{Z}_k - \mathbf{m}_k^{\text{vg}})^T (\boldsymbol{\Sigma}_k^{\text{vg}})^{-1} (\mathbf{Z}_k - \mathbf{m}_k^{\text{vg}}) \leq \eta\} \quad (13)$$

其中, 参数  $\eta$  可根据实际来取定, 如 0.99, 就表示观测向量处于这个高似然区域的概率为 0.99。而这个区域的大小可根据所估计的噪声情况来定, 如果噪声越大, 则这个高似然区域越大, 从而下次观测向量的搜索区域越大; 反之区域范围越小, 这样才使跟踪能自适应遮挡情况。

### 3 本文算法描述

根据第 2 节所估计的状态模型是局部线性高斯模型,就可以在粒子滤波框架下使用这个状态模型来计算  $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k)$  和  $p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)})$ ,进而实现了重要性采样和粒子权值更新,以便实现最佳粒子滤波。其算法具体的实现步骤为

#### (1) 初始化

for  $i = 1 : N$  粒子采样:  $\mathbf{X}_0^{(i)} \sim p(\mathbf{X}_0)$ , 而  $p(\mathbf{X}_0)$  通常取均匀分布概率密度函数,且  $w_0^{(i)} = 1/N$

#### (2) 图像序列相关估计

① 利用 MCD 方法在有效确认域  $\mathbf{v}_k$  中估算最佳观测向量  $\mathbf{Z}_k$  值,且估计观测噪声协方差矩阵  $\mathbf{R}_{k|I}$

② for  $i = 1 : N$  在  $\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}$  邻域内,利用鲁棒参数估计技术来估算  $\boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})$  和  $\mathbf{Q}_{k|I}^{(i)}$

#### (3) 序列图像重要性采样

##### ① 重要性采样

for  $i = 1 : N$  用  $\mathbf{X}_k^{(i)} \sim p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k)$  进行重要性采样,其中

$$p(\mathbf{X}_k | \mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{Z}_k) = N(\mathbf{X}_k; \mathbf{m}_{k|I}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|I})$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|I} = (\mathbf{Q}_{k|I}^{(i)} + \mathbf{R}_{k|I})^{-1}$$

$$\mathbf{m}_{k|I} = \boldsymbol{\Sigma}_{k|I} (\mathbf{R}_{k|I} [\mathbf{X}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) \boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)})] + \mathbf{Q}_{k|I} \mathbf{Z}_k)$$

##### ② 更新重要性权值

for  $i = 1 : N$  利用  $w_k^{(i)} = p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)})$  进行权值更新,即

$$p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k^{(i)}) = N(\mathbf{Z}_k; \mathbf{X}_k^{(i)}, \mathbf{R}_{k|I} + \mathbf{Q}_{k|I}^{(i)})$$

$$\mathbf{P}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}) \boldsymbol{\theta}_{k|I}(\mathbf{X}_{k-1}^{(i)}, \mathbf{R}_{k|I} + \mathbf{Q}_{k|I}^{(i)})$$

③ 权值归一化:  $\sum_{i=1}^N w_k^{(i)} = 1$

#### (4) 估计目标状态

$$\text{for } i = 1 : N \quad \mathbf{X}_k = \mathbf{X}_k^{(i)} w_k^{(i)}$$

#### (5) 根据实际需求更新参考模板

### 4 实验结果与分析

为了验证本算法的有效性,以二组视频序列的跟踪为例进行了实验验证,实验是在 Pentium Dual E2140 CPU,1G 内存的 PC 机上,用 Matlab 7.0 编程实现,并进行了相应的分析。

第 1 组实验采用的是国际常用的标准全局运动视频——Garden 序列 (176 × 120), 实验时,对视频

中屋顶一角进行跟踪,在跟踪过程中,目标被树木所遮挡,算法很好地适应了跟踪过程,并在遮挡恢复后还能以高精度及时定位跟踪对象。图 1 分别列出了遮挡前后的 4 帧,图 1 中的矩形框是对跟踪目标位置的标识,椭圆是跟踪过程中的有效确认域。

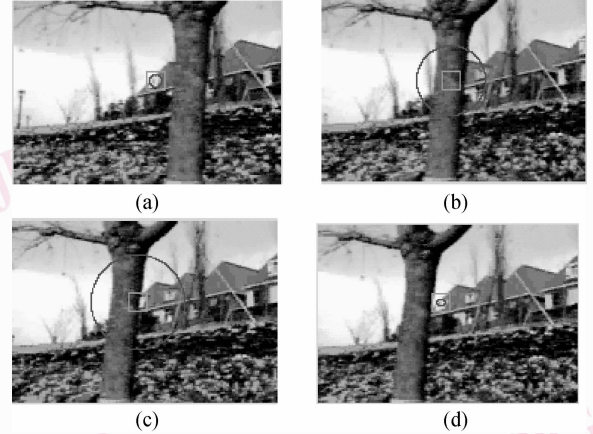


图 1 Garden 序列的遮挡自适应跟踪结果

Fig. 1 Adaptive tracking results of Garden sequence

图 1(a) ~ 图 1(d) 4 幅图像分别是对该视频序列的第 3, 11, 15, 17 帧进行跟踪的结果,从中可以看出,其有效确认域随着遮挡开始越来越大,而且跟踪目标始终处在这个高似然区域中,以保证遮挡恢复后目标能精确定位。为了使有效确认域在遮挡过程中能精确计算,且能实现整个跟踪过程的重要性采样,测量噪声协方差矩阵的合理有效估计是十分重要的,本文采用 MCD 方法所得到的测量噪声不仅在整个遮挡过程中估计精确,而且计算得当。本文对 Garden 序列利用 MCD 方法计算得到的观测噪声的变化情况如图 2 所示,由图 2 可见,变化曲线尖锐,完全有效地反映了遮挡的情况,不但使得匹配置信

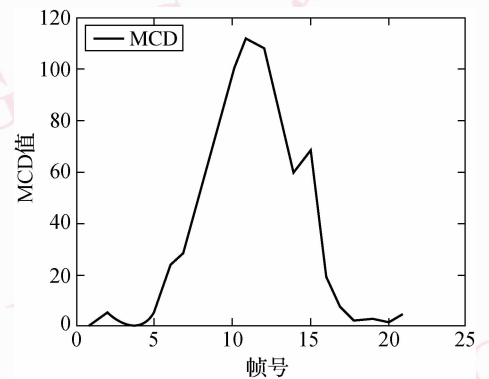


图 2 MCD 值变化情况

Fig. 2 Change of MCD

度高,并在跟踪后能正确收敛。

第 2 组实验是采用乒乓球运动视频 (325 × 240) 序列,分别采用基于 SSD 的粒子滤波算法和本文算法对视频序列中的乒乓球中心的坐标进行跟踪。其中,图 3 和图 4 分别为在视频跟踪的全过程中,两种算法对乒乓球中心的 X 坐标和 Y 坐标进行跟踪的情况,从图 3、图 4 可看出,在各帧的跟踪实验中,对于乒乓球有部分遮挡、完全遮挡和扭曲变形的情况,本文算法仍能保持较高的跟踪精度。不仅比基于 SSD 的粒子滤波算法在跟踪出现遮挡时的收敛性高,且全程总体的跟踪精度较高,更接近状态真值。

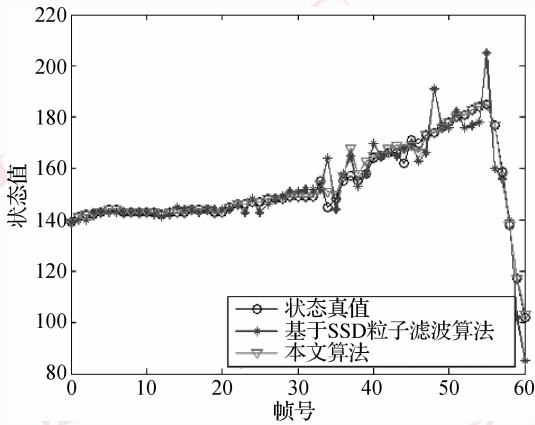


图 3 不同算法 X 坐标的跟踪结果  
Fig. 3 Tracking results of coordinate X

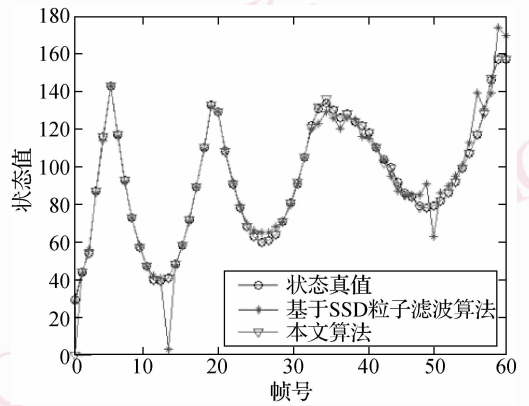


图 4 不同算法 Y 坐标的跟踪结果  
Fig. 4 Tracking results of coordinate Y

下面分别在遮挡和变形的特殊情况下对两种算法的跟踪情况进行比较。

图 5 分别为对视频第 55, 59, 66 帧有部分遮挡情况进行跟踪的结果,其中图 5(a)、图 5(c)、图 5(e)3 幅图分别是基于 SSD 的粒子滤波算法的跟踪结果,在采用 SSD 进行观测量估计时,由于部分目标被遮挡,使运动员指甲和皮肤等候选区域所算得的 SSD 残差会小于或等于目标区域算得的 SSD 残差,从而使得观测量估算存在误差,进而导致跟踪精度下降。而图 5(b)、图 5(d)、图 5(f)3 幅图是本文算法的跟踪结果,由于 MCD 方法对观测量进行了正确估计,因此使得对于部分遮挡的情况也能正确

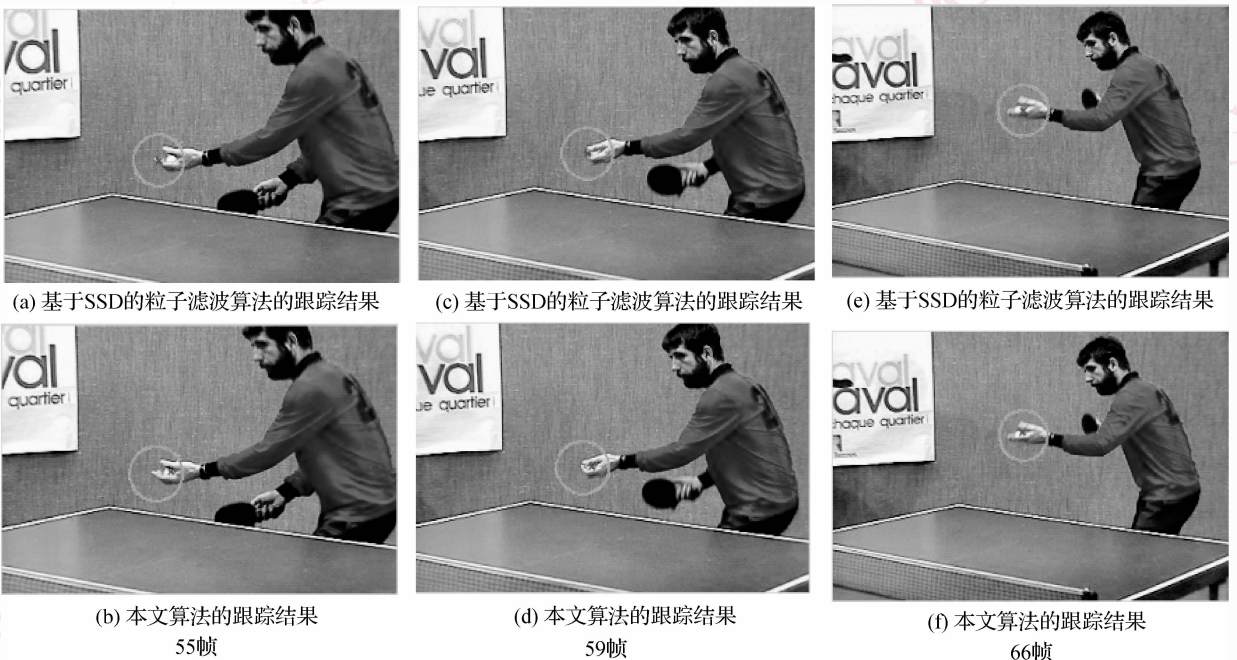


图 5 部分遮挡情况的跟踪结果  
Fig. 5 Tracking results of occlusion

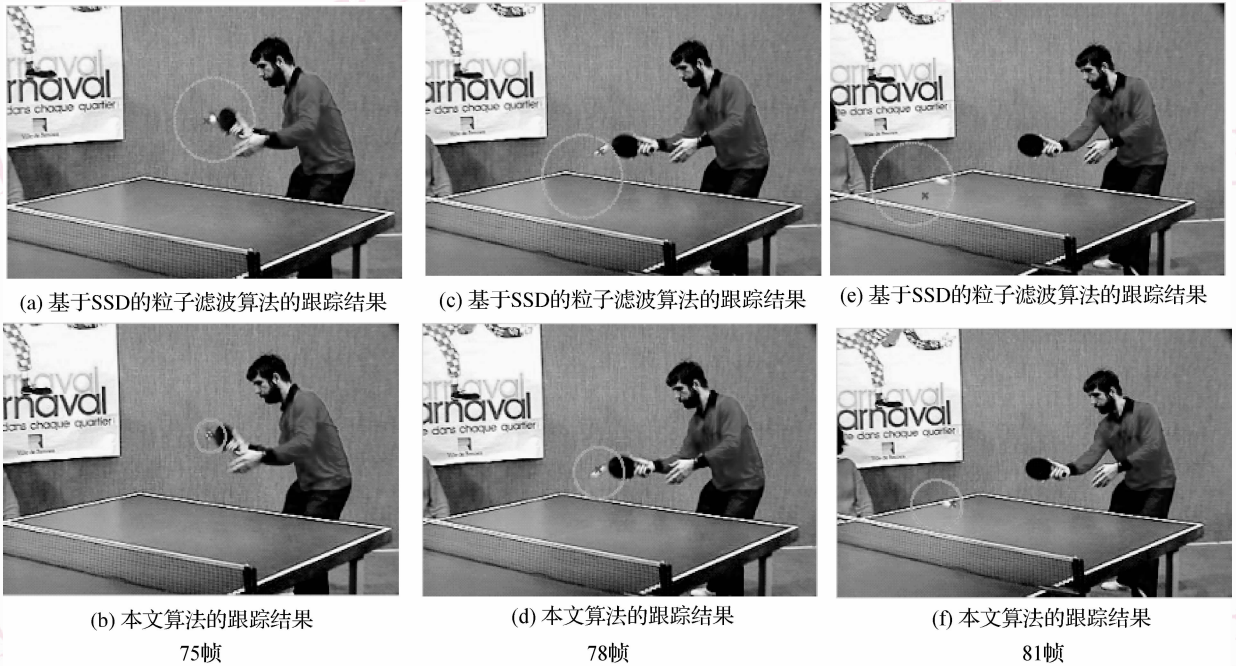


图 6 变形扭曲情况的跟踪结果

Fig. 6 Tracking results of deformation

跟踪,且定位精确。

图 6 为第 75,78,81 帧的乒乓球扭曲变形情况的跟踪结果,其中,图 6(a)、图 6(c)、图 6(e)3 幅图是基于 SSD 的粒子滤波算法的跟踪结果,采用 SSD 进行观测量估计时,由于目标变形,其所算得的 SSD 残差会很大,并会使得有效确认域变大,从而导致目标存在误差或错误定位,最终使得目标丢失。而图 6(b)、图 6(d)、图 6(f)3 幅图是采用本文算法的跟踪结果,由于 MCD 方法具有抗畸变能力,故仍能进行目标精确定位和保持跟踪。从图 6 及表 1 可以看出,用本文算法跟踪时,在遮挡和变形的特殊情况下,对乒乓球的定位仍然能保持较高的精度。

表 1 本文算法与基于 SSD 的粒子滤波算法的跟踪精度比较

Tab. 1 Comparison of the algorithm in this paper and the particle filter algorithm based on SSD

跟踪状态量	RMSE 值	
	基于 SSD 的粒子滤波算法	本文算法
X 坐标	6.740 4	2.110 5
Y 坐标	5.305 7	3.188 1

根据初始时,对 90 帧视频的乒乓球中心坐标进行的统计,分别计算得到的基于 SSD 的粒子滤波算法与本文算法跟踪的均方根误差(RMSE)值如表 1 所示(经 20 次实验,然后取平均值)。

重要性采样解决了粒子的退化现象,由于其始终使粒子向目标状态的最大后验概率估计方向移动,从而保证了样本的高有效性,而且由于算法省去了迭代过程中的重采样策略,因此运算消耗的时间有较明显的下降,即使采用少量的粒子,也能取得相当高的跟踪精度,从而降低了跟踪计算的时间和空间复杂度。高似然观测区域是随观测噪声自适应变化的,由于 MCD 方法对观测向量进行估算简单准确,因此有效地减少了目标的搜索时间。采用本文算法进行上述两组实验,在粒子数取 50 的情况下,第 1 组实验选取的目标模板大小为  $14 \times 14$ ,完成 20 帧的视频序列跟踪共消耗时间 3.24 s,平均完成每帧目标匹配需要 0.162 s;第 2 组实验选取的目标模板大小为  $12 \times 12$ ,完成 60 帧的视频序列跟踪共消耗时间 10.404 s,平均完成每帧目标匹配需要 0.173 4 s。

由此可以发现,基于 MCD 和局部线性高斯模型的方法,其跟踪目标的正确度高,相比基于 SSD 的粒子滤波算法跟踪更优越。

## 5 结 论

局部线性高斯模型的采用,使得粒子传播过程中能使用最佳的重要函数,并使状态空间的质量明显提高,粒子聚集在高似然区域,不仅大大降低了粒子退化现象,同时保证了粒子的多样性。另外,利用 MCD 方法由于能够精确地估计观测方程和测量噪声的协方差矩阵,因此跟踪效果佳。尤其对于有遮挡、变形或轻微光照变化等情形时,由于本文算法具有较高的抗畸变能力,因此仍然能保持较高的匹配概率和跟踪精度。两个仿真实验表明,本文算法具有较高的跟踪精度和鲁棒性。

### 参考文献 (References)

- 1 Greg Welch, Gary Bishop. An Introduction to the Kalman Filter[R]. TR95-041, Department of Computer Science University of North Carolina, Chapel Hill, NC, USA, NC 27599-3175 Updated 2004, 4: 1-16.
- 2 Nordsjo A E. A constrained extended Kalman filter for target tracking [A]. In: Proceedings of IEEE Conference on Radar [C], Jarfalla, Sweden, 2004, 4: 123-127.
- 3 Julier S J, Uhlmann J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. Proceedings of the IEEE, 2004, 92(3): 401-422.
- 4 Djuric P M, Kotecha J H, Zhang Jian-qiu, *et al.* Particle filtering [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(5): 19-38.
- 5 Fredrik Gustafsson, Fredrik Gunnarsson, Niclas Gergman, *et al.* Particle filters for positioning, navigation and tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 425-437.
- 6 Maskell S, Gordon N, Clapp T, *et al.* A tutorial on Particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(20): 174-188.
- 7 Liu J, Chen R. Sequential monte carlo methods for dynamical systems [J]. Journal of the American Statistical Association, 1998, 93(5): 1032-1044.
- 8 Kitagawa G. Monte carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models [J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 1996, 5(1): 1-25.
- 9 Gordon N J, Salmund D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. Proceedings of IEEE, 1993, 140(2): 107-113.
- 10 Anderson B D O, Moore J B. Optimal Filtering [M]. Englewood Cliffs, MA, USA; Prentice-Hall, 1979: 195-205.
- 11 Arnaud E, M'emin E. Optimal importance sampling for tracking in image sequences: Application to point tracking [A]. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision [C], Rennes Cedex, France, 2004, 3: 302-314.
- 12 Arnaud Elise, Memin Etienne. Partial linear Gaussian models for tracking in image sequences using sequential monte carlo methods [J]. International Journal of Computer Vision, 2007, 74(1): 79-81.
- 13 Barron J, Fleet D, Beauchemin S. Performance of optical flow techniques [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 12(1): 42-77.
- 14 Liu Xiang. Motion estimation based on optical flow field algorithm [J]. Radio Engineering, 2006, 36(4): 17-20. [刘翔. 基于光流场算法的运动估计方法研究 [J]. 无线电工程, 2006, 36(4): 17-20.]
- 15 Ren Xia-yi, Liao Yun-tao. A new correlation tracking method [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(6): 553-557. [任仙怡, 廖云涛. 一种新的相关跟踪方法研究 [J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(6): 553-557.]
- 16 Breidt F J, Carriquiry A L. Highest density gates for target tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2000, 36(1): 46-55.