

一种基于交互式粒子滤波器的视频中 多目标跟踪算法

刘晨光,程丹松,刘家锋,黄剑华,唐降龙

(哈尔滨工业大学计算机科学与工程系,黑龙江哈尔滨 150001)

摘 要: 在目标跟踪领域,常常通过建立先验模型,如路径一致性假设模型,对目标轨迹进行预测来处理跟踪过程中的遮挡问题.然而,当这种预测与目标的实际运动轨迹相差较大的时候就会发生跟踪失败.我们提出了一种交互式粒子滤波方法,通过判断不同目标样本观测之间的遮挡关系,自适应地选择不同外观模板进行相似性度量并更新粒子权值,成功地解决了跟踪过程中各目标之间的相互遮挡问题.实验结果表明,即使在目标间发生完全遮挡且被遮挡目标运动轨迹无法预测的时候,本算法仍然能够取得精确的跟踪结果.

关键词: 多目标跟踪;交互式粒子滤波;目标遮挡;外观模板选择

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2011)02-0260-08

Interactive Particle Filter Based Algorithm for Tracking Multiple Objects in Videos

LIU Chen-guang, CHENG Dan-song, LIU Jia-feng, HUANG Jian-hua, TANG Xiang-long

(Department of Computer Science, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract: When tracking multiple objects, prior models such as path consistency assumption model are generally established in order to handle occlusion problems. However, if the assumption is greatly distinguished from the real trajectories of the objects, the tracker is doomed to fail. To solve this problem, we put forward a definition of interactive particle filter which adaptively selects appearance template for a particle to measure its likelihood by judging the occluding relationship between each two samples of different objects. The experiments illustrate that our method accurately locates the object even if it is completely occluded as well as the trajectory is impossible to be predicted.

Key words: multiple objects tracking; interactive particle filter; occlusion; observation template selection

1 引言

视频多目标跟踪系统的研究具有广泛的应用前景.相对于单目标跟踪,快速精确的多目标跟踪系统更是目标识别,目标行为分析和理解等高层应用的基础.然而,多个目标在视频中的运动通常不具规律性而且经常发生相互遮挡.解决遮挡中,尤其是完全遮挡中的多目标跟踪问题长期以来都是一个具有挑战性的课题.

Haritaoglu等^[1]提出了一种基于 x 和 y 方向投影的头部检测方法,并成功实现了对多人构成的相连接前景区域的分割.当出现目标的完全遮挡时,该文检测两个目标间的合并事件并且在目标合并前和合并后进行匹配,运用这种启发式的方法成功跟踪到了相互重叠的目

标.然而,该方法使用红外摄像机获取目标间的深度信息,确定多个目标间的遮挡关系,限制了该方法的应用.张焱等^[2]提出了一种基于特征显著图的多特征融合方法,实现了对多个车辆的跟踪和航迹管理. Elgammal等^[3]通过分析多个假设来描述目标间的遮挡和被遮挡关系,更加精确地处理了遮挡问题. Zhao等^[4]通过检测到的头部位置来估计目标的深度信息,判断出目标间的深度关系来解决遮挡问题,但无法处理头部被完全遮挡时的情况.同时,以上方法由于都需要进行背景减除操作检测目标位置,无法应用于运动背景的目标跟踪.

本文提出了一种交互式粒子滤波方法.通过初始化操作获得各目标的颜色外观模板,并在每一个目标上应用粒子滤波过程.我们使用了一个粒子空间位置冲突集

合判断各粒子间的遮挡关系.当某粒子被完全遮挡时,使用遮挡该粒子的目标对应的外观模板进行相似性度量更新该粒子权值.当目标对应的所有粒子权值更新完成后,计算粒子状态均值作为目标的最终状态.这样,各目标间的遮挡关系由粒子间的位置关系描述.当目标被完全遮挡时,其状态与前景目标基本保持一致,直到遮挡结束时目标的新状态由覆盖该状态的粒子获得.

本文方法没有背景减除操作,且当摄像机运动幅度较小时目标对应的粒子足以覆盖目标真实位置,因此能够处理摄像机运动拍摄的情况.实验表明,即使在复杂的运动背景下,多个目标进行不规则的运动且发生多种形式的遮挡和相互遮挡时,本文算法仍能够取得令人满意的跟踪结果.

2 粒子滤波器

本文使用 t 表示视频帧对应的离散时刻.假设在 t 时刻,目标的位置可以由状态向量 $X_t = (x_t, y_t)$ 来表示,其中 (x_t, y_t) 表示目标在图像坐标系中的横纵坐标,那么目标跟踪的概率框架可以由贝叶斯公式表示为:

$$p(X_t | I_{0:t}) = \frac{1}{C} p(I_t | X_t) \cdot \int p(X_t | X_{t-1}) p(X_{t-1} | I_{0:t-1}) dX_{t-1} \quad (1)$$

其中, I_t 表示 t 时刻对应的图像特征; $I_{0,t}$ 和 $I_{0,t-1}$ 分别表示 t 时刻和 $t-1$ 时刻前的图像序列. C 是与 X_t 无关的规范化常数; $p(X_t | I_{0,t})$ 表示给定 I_t 后在 X_t 上的后验分布; $p(I_t | X_t)$ 表示处于状态 X_t 的图像观测 I_t 与外观模板之间的相似度;而 $p(X_t | X_{t-1})$ 包含了目标状态如何随时间变化的信息,即目标的运动模型; $p(X_{t-1} | I_{0:t-1})$ 表示先验概率分布,提供了 $t-1$ 时刻的目标状态信息.

粒子滤波^[5,6]也称为序列蒙特卡洛(Sequential Monte Carlo)方法^[7],是一种从非高斯、非线性和多维观测数据中估计其后验概率分布的有效方法.它的基本思想是为概率密度函数(式(1))构造一个基于采样的表达形式.在每一时刻为目标状态产生一定数量的粒子,每一个粒子对应一个可能状态和一个描述该状态可能性的权值.这样, t 时刻由 N 个粒子构成的粒子集合可以表示为 $\Phi_t = \{\phi_i^t | i = 1, \dots, N\}$,其中第 i 个粒子 $\phi_i^t = \{X_{k,t}^i, \pi_{k,t}^i\}$,这里 $X_{k,t}^i$ 和 $\pi_{k,t}^i$ 分别表示该粒子的状态和权值.可以将粒子滤波看作是在每个时间步从一个优化的粒子集中选择“最优粒子”的过程.一个典型的粒子滤波器通常包含三个主要步骤:

(1)选择过程:也称为重要性采样过程,是指从一个时间步($t-1$ 时刻)产生的粒子集中,通过对后验概率分布的时间间隔采样选择 N 个粒子,选中某一粒

子的概率等于该粒子对应的归一化权值;

(2)预测过程:依据某一运动模型 $X_t = f(X_{t-1}) + B_t$ (B_t 为高斯白噪声)对 N 个粒子的状态进行更新,获得 t 时刻的粒子状态 X_t ;

(3)测量过程:取得当前时刻 t 的观测 I_t ,通过相似性度量更新每个粒子的权值.然后通过最大权值粒子的状态或根据粒子的权值对粒子集取均值来估计目标最终状态.

使用粒子滤波方法来估计后验概率可以有效地避免直接计算式(1)中积分的困难(通常是无法精确计算的).然而,上述粒子滤波过程存在如下问题:(1)对于不规则的物体运动,运动模型 $f(X_{t-1})$ 很难准确描述;(2)当目标被完全遮挡时,无法获得粒子对应的有效观测,因此将导致跟踪失败.由于在高帧频情况下,人体等慢速运动目标的运动模型可采用布朗运动^[8]来描述,因此本文主要关注问题(2).

3 交互式粒子滤波器

粒子滤波开始提出时是用来进行单目标跟踪的,在利用粒子滤波进行多目标跟踪时^[9,10],粒子个数随目标数的增加呈指数级增加.本文提出的交互式粒子滤波器为每个目标分配一个固定粒子数量的粒子集合 $\Phi_k^t = \{\phi_{k,t}^i | i = 1, \dots, N\}$,因此总粒子数随目标个数呈线性增加,即总粒子数为 KN ,其中 K 为目标个数, Φ_k^t 为 t 时刻第 k 个目标对应的粒子集合,而 $\phi_{k,t}^i = \{X_{k,t}^i, \pi_{k,t}^i\}$ 为粒子集 Φ_k^t 中的第 i 个粒子,这里 $X_{k,t}^i$ 和 $\pi_{k,t}^i$ 分别表示该粒子的状态和权值.本文中粒子状态 $X_{k,t}^i = (x, y)$, x 和 y 分别表示粒子对应矩形区域中心点在图像中的横、纵坐标.

以两个目标为例,当未发生遮挡时(图1(a)),两个目标对应的粒子不发生相互关系,可以对每个目标使用标准粒子滤波算法进行跟踪;当发生遮挡时,两个目标对应的粒子相互交叠(图1(b)和图1(c)),被遮挡目标的粒子测量过程受到影响,严重时会导致被遮挡目标的完全消失而使跟踪失败.

为了解决这一问题,我们提出了一种交互式粒子滤波算法.首先,每两个目标对应粒子集中发生空间位置冲突的粒子将被放入一个粒子空间位置冲突集合 S 中(见3.1节).然后,针对每个目标在 S 和 \bar{S} 中的粒子,

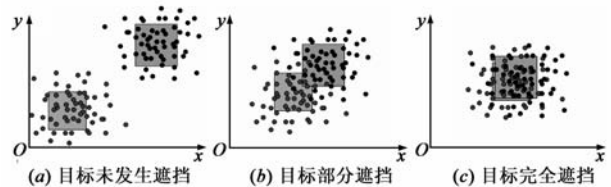


图1 目标位置关系示意图

使用不同目标对应的外观模板进行交互式的相似性度量过程.最后,根据每个目标归一化后的粒子权值,通过计算粒子状态均值获取该目标的最终状态.

3.1 粒子空间位置冲突判断

在初始化时,目标 k 被标记为一个矩形区域 R_k (图 2(a)),而该目标的粒子 $\phi_k^i (i = 1, \dots, N)$ 对应的观测 I_k^i 与这个矩形区域 R_k 的大小相同且以粒子 ϕ_k^i 为中心.同样,设目标 m 的粒子 ϕ_m^j 对应的观测为 I_m^j ,则当式(2)成立时,认为两粒子发生空间位置冲突,并将两粒子放入集合 S .

$$\frac{\text{area}(I_k^i \cap I_m^j)}{\min(\text{area}(I_k^i), \text{area}(I_m^j))} > \lambda \quad (2)$$

其中, $I_k^i \cap I_m^j$ 表示 I_k^i 与 I_m^j 相交区域(图 2(b)中阴影部分), area 表示求取矩形区域面积, λ 为粒子空间位置冲突判断阈值,若两矩形区域重合区域的面积与最小矩形面积的比值大于此阈值时则认为冲突发生,否则认为两矩形区域不发生空间位置冲突.

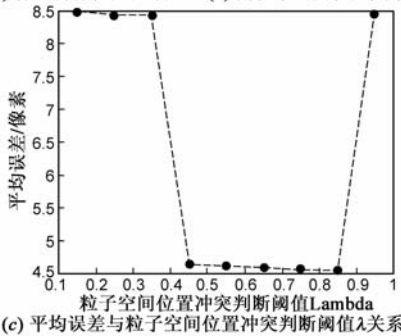
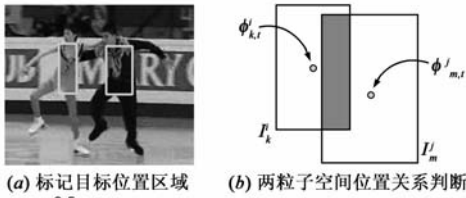


图2 初始化及粒子空间位置冲突判断

通过调节阈值 λ 可以控制发生空间位置冲突的粒子数目,进而影响跟踪误差.若 λ 较大,则发生空间位置冲突的粒子数将减少,反之则增加.为了将发生空间位置冲突的粒子数控制在合理的范围内,我们通过在区间 $[0.15, 0.95]$ 上调节 λ 值并观察测试视频的平均跟踪误差(图 2(c)),发现当 λ 在区间 $[0.45, 0.85]$ 上误差保持在较低水平.为了不失一般性我们取 $\lambda = 0.75$,表示至少当较小矩形面积的 $3/4$ 与另一矩形区域重合时,认为两矩形对应的粒子发生空间位置冲突,具体的遮挡关系待定(见第 3.2 节).我们使用如图 3 伪代码描述多个目标间的粒子空间位置冲突判断过程:

需要指出的是,我们这里使用了固定的外观模板.由于人体等非刚性目标姿态的变化会导致其外观发生相应的变化,而颜色特征往往不易受目标形状变化的

影响且已经被作为唯一特征广泛应用于视频跟踪领域^[11,12],因此我们通常选择目标颜色特征相对稳定的区域计算目标的外观模板.动态模板更新是一个复杂的学习问题,我们将在未来的工作中对此展开进一步研究.

```

S = { phi_k^i | (area(I_k^i \cap I_m^j) / min(area(I_k^i), area(I_m^j))) > lambda \cap m != k }
FOR each phi_k^i in S
  FOR each phi_m^j in S and m != k
    IF I_k^i and I_m^j satisfy (2)
      S = S \cup { phi_k^i, phi_m^j }
    END IF
  END FOR
END FOR
  
```

图3 粒子空间位置冲突判断过程

3.2 交互式粒子滤波过程

交互式粒子滤波器为每个目标分配 N 个粒子,并在每个目标上执行粒子滤波过程.与标准粒子滤波过程的不同之处在于,当预测过程完成之后需要执行粒子空间位置关系的判断,构建空间位置冲突集合 S ,然后在测量过程中根据不同目标粒子间的空间位置关系采用不同的外观模板进行似然函数的计算.

为了不失一般性,我们考虑跟踪两个目标(k 和 m)的情况.当两个目标距离足够远时(图 1(a) 或图 1(b)),分别对两个目标应用标准粒子滤波过程就可满足跟踪要求(图 4).但是,当两个目标发生完全遮挡时(图 1(c)),如果继续采用标准粒子滤波过程,被遮挡目标 k 对应粒子的测量过程将失败,其粒子权值不能反映后验概率 $p(X_{k,t} | I_{k,t})$ (图 5(a)),而前景目标 m 的跟踪过程未受影响(图 5(b)).

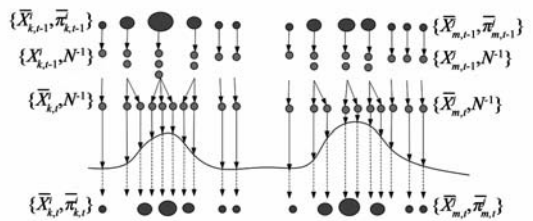
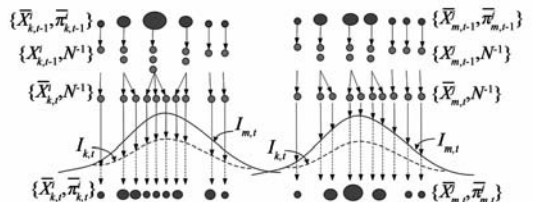


图4 目标 k 和 m 进行相对运动且未发生遮挡时的粒子滤波过程



(a) 目标 k 对应粒子的测量过程中使用目标 k 对应的外观模板 (b) 目标 m 对应粒子的测量过程中使用目标 m 对应的外观模板
图5 目标 k 被 m 完全遮挡时的粒子滤波过程

从图 6 中可见,交互式粒子滤波过程与第 2 节所述粒子滤波过程一致.由于连续两帧图像间的时间间隔

很小,我们使用如下运动学模型进行粒子的预测过程:

$$\bar{X}_{k,t}^i = X_{k,t-1}^i + B_t \quad (3)$$

其中, B_t 为高斯噪声,这里我们假设目标做布朗运动,其运动方向和速度无法预测.各目标对应的粒子满足高斯分布,该高斯函数均值为 $\bar{X}_{k,t-1}$,即 $t-1$ 时刻的目标位置;且高斯函数方差 δ 决定了粒子分部的范围, δ 越大粒子分部区域越大.当目标区域较大时,需要粒子分部范围较大以覆盖真实位置,因此 δ 值与目标区域大小成正比,通过实验确定 δ 满足关系 $\delta = \sqrt{\text{area}(R_k)}/2$,其中 R_k 为初始化时目标 k 所在的矩形区域.

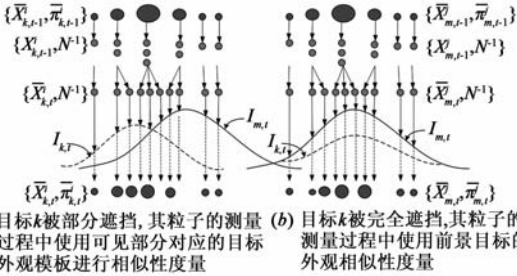


图6 目标 k 和 m 发生遮挡时对被遮挡目标的交互式粒子滤波过程

在选择过程和预测过程完成后,需要进行粒子空间位置冲突判断获得粒子空间位置冲突集合 S .对每一个粒子 $\phi_{k,t}^i \in S$,尽管可以确定该粒子与另外一个目标对应的粒子发生了空间位置冲突,但它是否被遮挡却没有确定.而在交互式粒子滤波的粒子测量过程中却需要知道该粒子是否被遮挡,以便选择不同目标的外观模板进行计算(图6).设似然函数为 $f(I_k^i, T_k)$,其中 I_k^i 和 T_k 分别为粒子 ϕ_k^i 的观测值和第 k 个目标的初始化外观模板.我们对 S 中的粒子 $\phi_{k,t}^i$ 使用 K 个目标对应的外观模板进行相似性度量,若 $f(I_{k,t}^i, T_k) = \max_{j=1}^K \{f(I_{k,t}^i, T_j)\}$ 则认为粒子 $\phi_{k,t}^i$ 的观测值可见;否则,粒子 $\phi_{k,t}^i$ 被遮挡,其观测值不可见.因此,粒子 ϕ_k^i 的权值使用式(4)进行更新:

$$\bar{\pi}_{k,t}^i = \begin{cases} f(I_{k,t}^i, T_k), \phi_{k,t}^i \notin S \\ f(I_{k,t}^i, T_k), \phi_{k,t}^i \in S \text{ and} \\ f(I_{k,t}^i, T_k) = \max_{j=1}^K \{f(I_{k,t}^i, T_j)\} \\ \frac{\max_{j=1}^K \{f(I_{k,t}^i, T_j)\}}{|\bar{X}_{k,t}^i - \bar{X}_{k,t-1}^i|}, \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中, $|\bar{X}_{k,t}^i - \bar{X}_{k,t-1}^i|$ 为粒子 $\phi_{k,t}^i$ 到粒子集 Φ_k^i 中心的距离.这里,当粒子使用其他目标模板进行相似性度量时,度量值并没有直接作为粒子权值,而是将其与该粒子到粒子集中心距离的商作为粒子权值.这样做使得被遮挡目标的外围粒子在检测到该目标颜色特征时能够具有较大权值,以便当目标出遮挡时能够迅速跟踪

到该位置.例如,在图6(a)中,尽管目标 k 对应的部分粒子(右侧)使用目标 m 的外观模板进行相似性测量但仍然得到了较小的权值.

粒子权值更新完成后,我们根据粒子的权值对粒子集取均值来估计目标最终状态.对目标 k 使用式(5)计算其状态:

$$\bar{X}_{k,t} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \bar{X}_{k,t}^i \bar{\pi}_{k,t}^i \quad (5)$$

其中, $\bar{X}_{k,t}$ 为目标 k 在 t 时刻的状态, N 为每个目标对应的粒子个数, $\bar{X}_{k,t}^i$ 和 $\bar{\pi}_{k,t}^i$ 分别为粒子 $\phi_{k,t}^i$ 的状态和更新后的权值.

3.3 似然函数

本节介绍似然函数的构建过程(图7).本文方法在HSV颜色空间进行颜色相似性度量.为了减小光照变化对跟踪造成的影响,我们不考虑V通道的影响,使用基于H-S(色度-饱和度)二维直方图的方法进行颜色相似性度量.在初始化过程中生成各目标对应颜色外观模板 T_k 的H-S二维直方图 $H(T_k)$.进行粒子滤波的测量过程时,获取粒子 $\phi_{k,t}^i$ 对应观测值 I_k^i 的H-S二维颜色直方图 $H(I_k^i)$,并使用 Bhattacharyya 距离^[13] 计算两个直方图间的相似度.相应的似然函数形式如下所示:

$$f(I_k^i, T_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{[D(H(I_k^i), H(T_k))]^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

其中, σ 为高斯函数 f 的方差,其值通过实验确定为 $\sigma^2 = 0.045$; D 为 Bhattacharyya 距离,其形式化表示为:

$$D(H(I_k^i), H(T_k)) = \sqrt{1 - \sum_{m=1}^M \sqrt{H(I_k^i)H(T_k)}} \quad (7)$$

其中 M 为 H-S 二维直方图中单元个数.

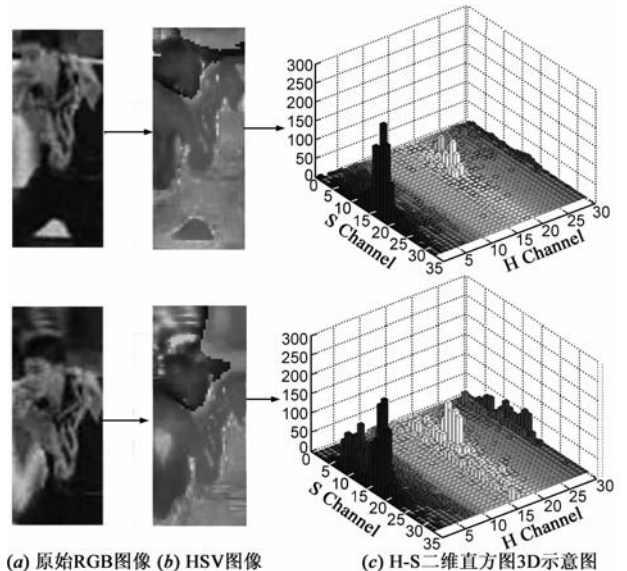


图7 相似性度量处理过程示意图,上层:外观模板;下层:粒子观测

图7 相似性度量处理过程示意图,上层:外观模板;下层:粒子观测

4 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,我们使用了多段视频数据对本文方法进行了测试.其中“Figure Skating”和“Squash”视频数据为普通网络视频,两段视频的大小都为 320×240 像素.另外的两段视频“Two persons”和“Four books”的大小分别为 720×480 像素和 640×480 像素,且这四段测试视频中包含复杂的遮挡情况、目标的快速运动和背景运动.我们还在每段测试视频上使用了基于路径一致性约束的粒子滤波算法,并比较了两者的跟踪结果.本文提出的交互式粒子滤波算法中,每个目标对应粒子数 $N = 100$,而基于路径一致性约束的粒子滤波算法中,每个目标对应粒子数为 200 个.

“Squash”视频中包含快速的人体运动和目标间的相互遮挡(图 8 和图 9).从图 9 中可以看出,本文方法

(图 9(b))和路径一致性约束粒子滤波(图 9(c))都得到了比较好的跟踪结果.这是因为当两目标发生遮挡时,各自的运动方向和路径易于预测(图 9(a)),且发生遮挡的时间很短.

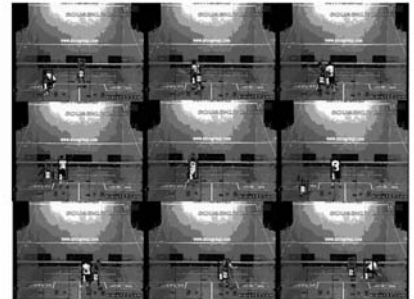


图 8 “Squash”视频片段(含647帧)交互式粒子滤波算法跟踪结果

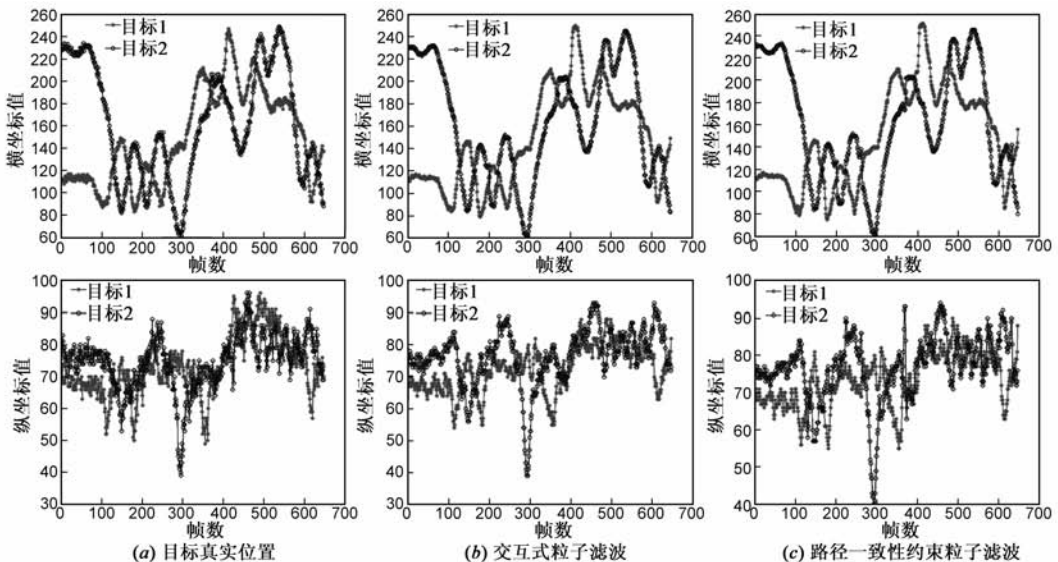


图 9 “Squash”片段中目标位置,上层:横轴位置;下层:纵轴位置

“Two persons”视频片段中包含两个人体目标在自然场景下的运动.两个目标在运动过程中频繁发生遮挡(相互遮挡和被物体遮挡),如图 10 的第 2、4 和 5 幅图像中两目标发生部分遮挡,第 3、7、8、11、14 和 15 幅图像中有目标被物体部分或全部遮挡,第 9、10 和 12 幅图像中两目标发生完全遮挡,甚至在第 13 幅图像中两目标发生完全遮挡的同时又被物体遮挡.本文方法取得了令人满意的跟踪结果,相比路径一致性约束粒子滤波方法更加精确(图 11).

“Figure skating”视频片段中,两个人体目标在运动背景中发生频繁的相互遮挡.从图 12 中可见,视频中包含复杂的运动背景和快速的目标运动.两目标在运动的同时,自身姿态也发生较大的变化.由图 13 可见,本文算法得到了非常精确的跟踪结果,且精确度明显高于路径一致性约束粒子滤波算法.

“Four books”视频片段中,四个目标进行非常复杂的运动,包括两个目标间的遮挡,三个目标间的遮挡和四个目标的完全遮挡(图 14).从图 14 中第 16 幅图像开始,目标 1 被目标 2 完全遮挡,且跟随目标 2 运动,直到与目标 3 和目标 4 发生完全遮挡,这是一个无规则的不可预测的复杂运动,但本文算法仍然成功地跟踪到了四个目标.通过分析图 15,我们看到本文方法得到了非



图 10 “Two persons”视频片段(含174帧)交互式粒子滤波算法跟踪结果

“Four books”视频片段中,四个目标进行非常复杂

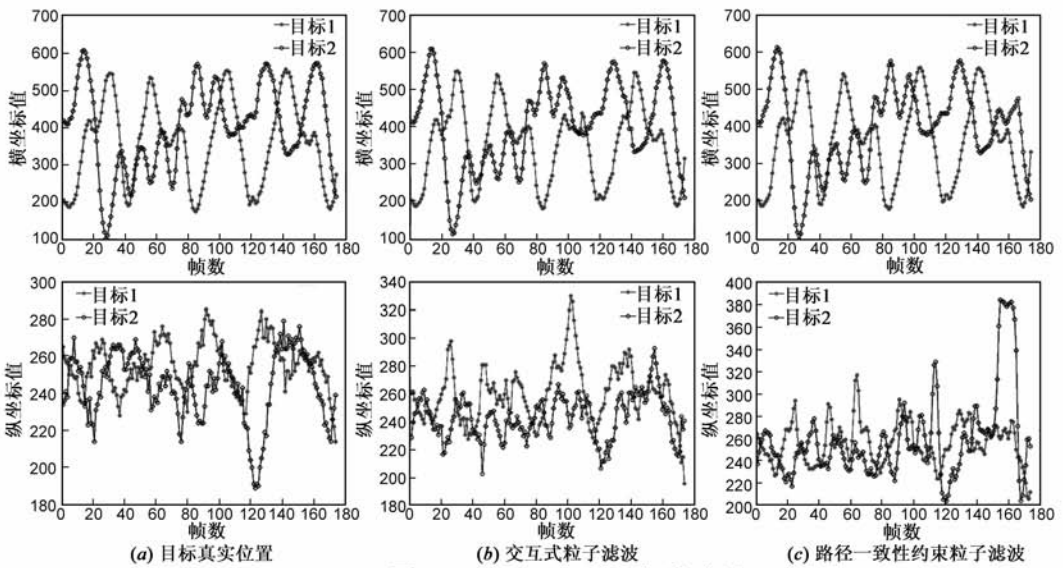


图11 “Two persons”片段中目标位置

常精确的跟踪结果,而基于路径一致性约束的粒子滤波方法则无法应对如此复杂的情况,发生了失败.

从粒子空间位置冲突集合的构建过程(图3)可以看出,该过程的时间复杂度为 $O(K^2N^2)$;而粒子滤波过程的时间复杂度与总粒子数目有关,由第3节中相关论述可知为 $O(KN)$,其中 K 为目标个数, N 为每个目标分配的粒子数目.由于粒子空间位置冲突的判断为简单的坐标值比较过程,执行速度很快;而粒子滤波过程涉及到模板生成和匹配过程,执行速度相对较慢.因此,算法的执行时间主要由粒子滤波过程决定.当粒子



图12 “Figure skating”片段(含727帧)交互式粒子滤波算法跟踪结果

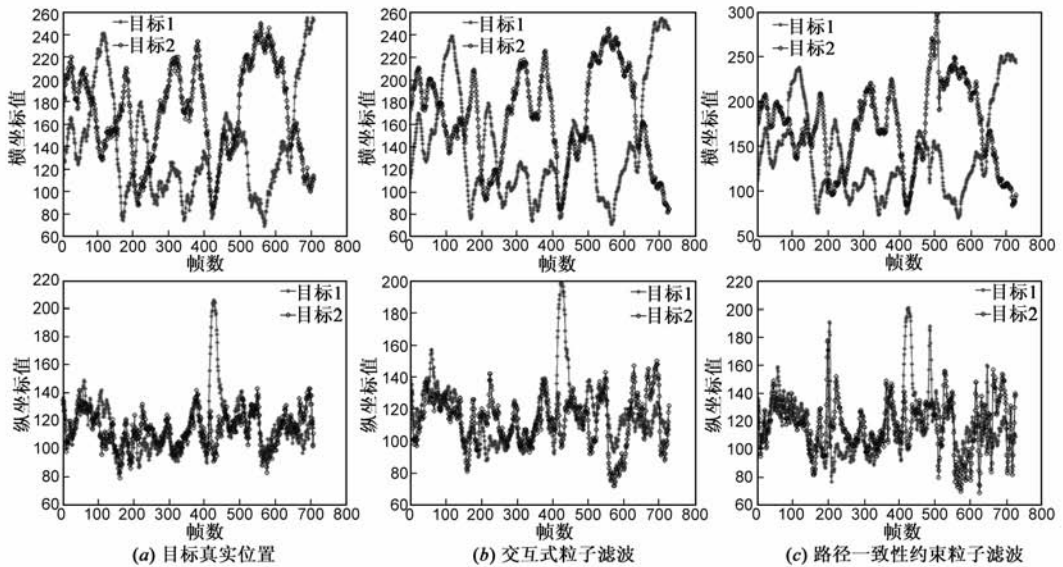


图13 “Figure skating”片段中目标位置

数目远大于目标个数时,算法的时间复杂性近似为线性.我们在一段 200 帧长度的视频片段上测试本文算法的时间效率.首先,我们固定目标个数为 4,通过调节粒

子个数观察运行速度(图 16(a)).然后,我们固定粒子个数为 100,通过调节跟踪目标个数观察算法运行速度(图16(b)).可以看出,测试结果与上述分析相一致.以

上4段测试视频在 Thinkpad R61i 笔记本电脑 (Dual T2370 1.73GHz CPU)上平均运行时间为 0.0446s/帧,达到了实时跟踪的要求。



图14 “Four books”视频片段(含1047帧)交互式粒子滤波算法跟踪结果

5 结论

本文提出了一种实时的多目标跟踪算法,通过考虑多个粒子集间的相互作用关系,有效地减少了所需粒子数量,使所需粒子数量随目标个数呈线性增加而不是呈指数增加.实验证明,本文算法能够有效处理目标间和与其他物体间的严重遮挡问题.同时,由于没有使用背景信息,本文算法能够处理运动背景的多目标跟踪问题.尽管需要进行初始化过程,本文提出了一种新的解决多目标跟踪遮挡问题的途径,并可广泛应用于体育视频分析、铰链物体跟踪等领域.在未来的工作中,我们将探索自动获取初始化模板的方法,实现一种自动的多目标跟踪粒子滤波算法。

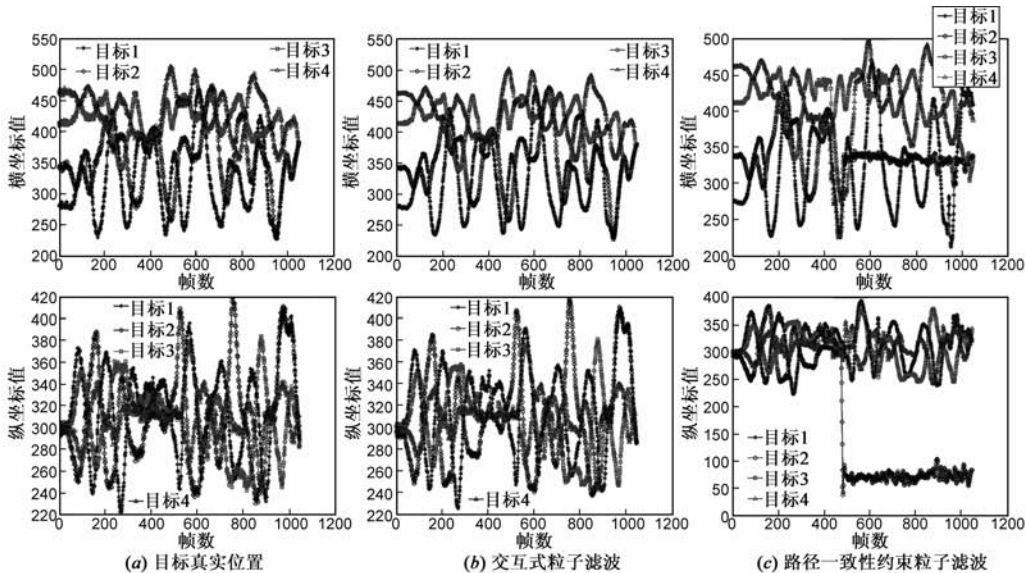


图15 “Four books”视频片段中目标位置

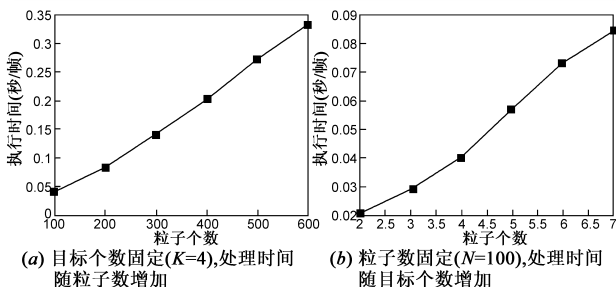


图16 交互式粒子滤波算法复杂度

参考文献:

[1] I Haritaoglu, D Harwood, L S Davis. W4: Real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Trans on PAMI, 2000, 22(8): 809 – 830.
 [2] 张焱, 张志龙, 等. 基于动态显著性特征的粒子滤波多目标跟踪算法[J]. 电子学报, 2008, 36(12): 2306 – 2311.
 Zhang Yan, Zhang Zhilong, et al. The images tracking algo-

ri thm using particle filter based on dynamic salient features of targets[J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36 (12): 2306 – 2311. (in Chinese)
 [3] A M Elgammal, L S Davis. Probabilistic framework for segmenting people under occlusion[A]. International Conference on Computer Vision[C]. Vancouver, Canada: IEEE Computer Society, 2001. 145 – 152.
 [4] T Zhao, R Nevatia. Tracking multiple humans in complex situations[J]. IEEE Trans on PAMI, 2004, 26(9): 1208 – 1221.
 [5] M Isard, A Blake. A mixed-state condensation tracker with automatic model-switching[A]. International Conference on Computer Vision[C]. Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 1998. 107 – 112.
 [6] M Isard, A Blake. CONDENSATION (Conditional density propagation for visual tracking) [J]. International Journal on Computer Vision, 1998, 1(29): 5 – 28.
 [7] J S Liu, R Chen. Sequential monte carlo methods for dynamic systems[J]. Journal of American Statistical Association, 1998,

93(443):1032 – 1044.

- [8] 常发亮,马丽,等.复杂环境下基于自适应粒子滤波器的目标跟踪[J].电子学报,2006,34(12):2150 – 2153.
Chang Faliang, Ma Li, et al. Target tracking based on adaptive particle filter under complex background[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12):2150 – 2153. (in Chinese)
- [9] M Isard, J MacCormick. BraMBLe: a Bayesian multiple-blob tracker[A]. International Conference on Computer Vision[C]. Vancouver, Canada; IEEE Computer Society, 2001. 34 – 41.
- [10] A D Jepson, D J Fleet, T F Ei-Maraghi. Robust online appearance models for visual tracking[J]. IEEE Trans on PAMI, 2003, 25(10):1296 – 1311.
- [11] K Nummiaro, E Koller-Meier, L V Gool. An adaptive color-based filter[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21(1):99 – 110.
- [12] P Pérez, C Hue, J Vermaak, M Gangne. Color-based probabilistic tracking[A]. European Conference on Computer Vision[C]. Copenhagen, Denmark; Springer, 2002. 661 – 675.
- [13] F Ahern, N Thacker, P Rockett. The Bhattacharyya metric as

an absolute similarity measure for frequency coded data[J]. Kybernetika, 1997, 32(4):1 – 7.

作者简介:



刘晨光 男,1979年出生,哈尔滨工业大学计算机系博士研究生.主要研究方向为人体运动分析、数字图像处理、计算机视觉等.
E-mail: liu. cg@live. cn



程丹松 男,1972年出生,2001年获得日本千叶工业大学硕士学位.2009年获得哈尔滨工业大学博士学位.主要研究领域包括计算机视觉、图像处理、模式识别等.