

基于多区域联合粒子滤波的人体运动跟踪

王玉茹¹ 刘家锋¹ 刘国军¹ 唐降龙¹ 刘鹏¹

摘要 针对视频人体运动跟踪中的遮挡问题, 提出了一种基于多区域联合粒子滤波器的跟踪方法. 算法把人体划分为多个关键区域, 通过基于多区域无向图的联合运动模型, 构造联合粒子滤波器, 并运用区域关联的观测评估策略对目标状态进行联合预测, 从而完成遮挡情况下目标的跟踪. 实验结果表明, 与基于单区域粒子滤波的跟踪方法相比, 本文提出的算法在具有较长时间部分和全部遮挡的跟踪问题上, 取得了较好的实验结果.

关键词 计算机视觉, 目标跟踪, 多区域, 联合粒子滤波
中图分类号 TP391

People Tracking Based on Multi-regions Joint Particle Filters

WANG Yu-Ru¹ LIU Jia-Feng¹ LIU Guo-Jun¹ TANG Xiang-Long¹ LIU Peng¹

Abstract A people tracking algorithm based on multi-regions joint particle filters (MR-JPF) has been proposed in this paper to solve the occlusion problem of people tracking in video. Through locating multiple key regions on human body, the algorithm deals with the occlusion problem by constructing the joint particle filter, which is based on a joint motion model specified by an undirected graph, and on the regions' relation based observe-and-estimate scheme. The experimental results have demonstrated that the proposed algorithm is more effective in solving long-time partial or total occlusion problem than the tracking method based on single region particle filter.

Key words Computer vision, object tracking, multi-regions, joint particle filters

基于视频图像序列的目标跟踪已经成为计算机视觉领域研究的热点问题, 尤其是对人体运动的研究在理论和实际应用中都有着非常重要的意义. 在目标跟踪中, 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. 视频中目标在遮挡情况下的跟踪问题一直是计算机视觉研究中的难点. 近年来, 对该问题的研究主要集中在两个方面: 1) 不对遮挡中的目标进行分割, 而是将遮挡物体作为一个目标进行跟踪, 当目标遮挡消失后通过匹配重新辨别目标的身份, 这种方法无疑存在一个弊端, 即增加了对遮挡物体进行跟踪和目标身份辨识的复杂计算; 2) 利用视频目标和背景的先验知识, 通过图像分割或模型匹配确定目标在遮挡情况下的状态, 此方法存在的最大缺点就是处理遮挡的效果受图像分割或模型匹配算法的影响较大, 难以有效地跟踪目标. 此外, Zhu 等^[1] 对遮挡前的目标训练分类器, 遮挡发生后通过分类器识别目标, 但是当两个物体颜色相近时, 这种方法仍不能很好地解决问题; Zhou 等^[2] 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; Gennari 等^[3] 采用联合概率数据关联滤波 (Joint probabilistic data associative filter, JPDAF) 的方法处理遮挡, 计算复杂. 虽然前人在这方面做了很多工作, 然而遮挡问题一直没有得到很好的解决, 上述方法在遮挡严重时目标均丢失.

针对人体运动跟踪中的遮挡问题, 本文把人体划分为多个子区域, 每个区域的状态由所有区域联合预测. 若某一子区域发生遮挡, 则可由其他子区域对其状态进行联合预测, 这种方法把遮挡问题转化为基于多区域的人体运动跟踪问题. 人体多区域跟踪可以看作是一个多目标跟踪问题, 因此可以引入多目标跟踪方法. 现有的多目标跟踪方法中最著名的是多假设跟踪 (Multiple hypothesis tracker, MHT)^[4] 和 JPDAF^[5], 有人把粒子滤波引入到 JPDAF 中^[6], 然而这些方法都只适合目标独立运动的情况. Khan 等^[7] 提出了一种基于马尔可夫链蒙特卡罗 (Markov chain Monte Carlo, MCMC) 的变化数量的交互目标跟踪方法, 主要用来解决多个存在相互碰撞的目标的跟踪问题. 对于人体多区域的跟踪问题, 由于各区域间的关系主要表现为区域之间的相互位置关系, 因此上述多目标跟踪方法均不适用于人体多区域跟踪.

本文提出了基于多区域联合粒子滤波器 (Multi-regions joint particle filters, MR-JPF) 的算法来进行遮挡情况下的人体运动跟踪. 算法将人体划分为多个子区域, 把人体各区域的联合表示为

收稿日期 2008-07-15 收修改稿日期 2009-03-23
Received July 15, 2008; in revised form March 23, 2009
国家自然科学基金 (60672090) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60672090)
1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001
1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01387

一个无向图, 来建立各区域间的相互关联, 进而建立联合运动模型来描述人体运动, 然后通过构造联合粒子滤波器对目标状态的后验概率进行计算, 最后提出基于区域关联的观测评估策略来对目标状态进行预测, 从而形成了一个完善的基于多区域的联合粒子滤波器模型. 该模型中人体各个子区域的状态都由所有子区域联合预测, 当某(几)个子区域发生被遮挡的情况时, 其状态可通过未遮挡或部分遮挡的区域联合预测, 从而解决遮挡问题. 为了验证所提出的联合粒子滤波器的有效性, 我们对不同的视频数据进行了实验. 实验表明, MR-JPF 能够很好地解决跟踪过程中所发生的部分遮挡问题, 甚至在存在严重遮挡的情况下仍能继续跟踪.

1 MR-JPF

粒子滤波^[8] 也称顺序蒙特卡洛法 (Sequential Monte Carlo, SMC), 是一种适用于非线性、无高斯约束的目标跟踪方法, 已经有很多学者将粒子滤波方法应用到目标跟踪领域^[9-11], 并取得了较好的跟踪效果, 但遮挡一直是一个难点问题. 对于人体多区域跟踪, 由于各个子区域并非独立运动, 而是存在相互作用关系的, 如果把每个子区域看成是相互独立的, 分别采用粒子滤波器进行跟踪, 则一旦发生遮挡, 就会造成某一个子区域不能进行连续的跟踪, 导致跟踪失败. 而现有的用于多目标跟踪的粒子滤波算法^[12-14] 没有考虑到目标间的相互作用关系, 因此, 本文提出 MR-JPF 算法将人体的各个关键区域关联, 对各个区域进行联合跟踪, 从而解决了遮挡问题.

粒子滤波将被跟踪目标的后验概率分布表述成如下的蒙特卡洛形式

$$P(X_t|Z_{1:t}) = cP(Z_t|X_t) \sum_r \omega_{t-1}^r P(X_t|X_{t-1}^r) \quad (1)$$

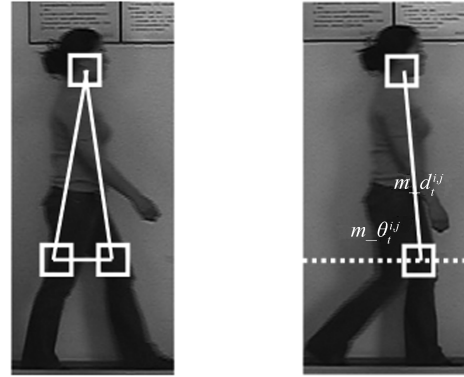
其中, $P(Z_t|X_t)$ 表示给定时刻 t 状态 X_t 下得到观测值 Z_t 的概率, c 为归一化常数, $P(X_t|X_{t-1}^r)$ 为运动模型.

1.1 联合运动模型

本文通过把人体运动多区域 (n 个区域) 的联合表示为一个无向图 (V, E) 来建立区域间的关联, 如图 1(a) 所示, 每个区域可看成一个节点, 每两个区域之间都存在一条边, 表示它们之间的关系, 用函数 ϕ 表示. 则无向图中, $V = \{X_{it}\}_{i=1, \dots, n}$, $E = \{\phi(X_{it}, X_{jt})\}_{i,j=1, \dots, n}$. 把相互作用函数 ϕ 加到运动模型 $P(X_t|X_{t-1})$ 中, 得到联合运动模型

$$P(X_t|X_{t-1}) \propto \prod_i P(X_{it}|X_{i(t-1)}) \prod_{i,j \in E} \phi(X_{it}, X_{jt}) \quad (2)$$

其中, X_{it}, X_{jt} 分别表示时刻 t 区域 i 和 j 的状态, $\phi(X_{it}, X_{jt})$ 表示时刻 t 区域 i 和 j 的关系.



(a) 无向图的建立 (b) ϕ 函数的定义
(a) Construct the undirected graph (b) Define function ϕ

图 1 联合运动模型

Fig. 1 The joint motion model

函数 ϕ 的定义过程如下: 首先建立时刻 t 人体的几何关系模板

$$R_t = \{R_t^{i,j} = (m_d t^{i,j}, m_\theta t^{i,j})\}_{i,j=1, \dots, n}$$

其中, $m_d t^{i,j}, m_\theta t^{i,j}$ 分别为人体两个跟踪区域 i, j 之间的距离以及两个区域之间连线与运动方向所成的角度, 如图 1(b) 所示. 几何关系模板是时变的, 其更新过程详见第 3 节. 然后根据关系 $R_t^{i,j}$ 进一步对 ϕ 函数进行定义

$$\phi(X_{it}, X_{jt}) = k_d f_{td} + k_\theta f_{t\theta} \quad (3)$$

其中, k_d 和 k_θ 分别为距离因子和角度因子. f_{td} 和 $f_{t\theta}$ 分别为距离函数和角度函数, 其定义如下

$$\begin{cases} f_{td} = 1 - \frac{|d_t^{i,j} - m_d t^{i,j}|}{\delta_{td}}, & |d_t^{i,j} - m_d t^{i,j}| \leq \delta_{td} \\ f_{td} = 0, & \text{其他} \\ f_{t\theta} = 1 - \frac{|\theta_t^{i,j} - m_\theta t^{i,j}|}{\delta_{t\theta}}, & |\theta_t^{i,j} - m_\theta t^{i,j}| \leq \delta_{t\theta} \\ f_{t\theta} = 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中, 函数 ϕ 的变化范围为 $[0, 1]$, $d_t^{i,j}, \theta_t^{i,j}$ 分别表示时刻 t 两个区域 i, j 之间的距离和与运动方向所成角度, δ_{td} 和 $\delta_{t\theta}$ 分别定义了 $d_t^{i,j}, \theta_t^{i,j}$ 的变化范围, 实验中取 $\delta_{td} = m_d t^{i,j}/2$, $\delta_{t\theta} = m_\theta t^{i,j}/2$. 在时刻 t , 若某个粒子在两个子区域的状态为 X_{it}^s, X_{jt}^s , 它们之间的相对位置关系越接近于 $m_d t^{i,j}$ 和 $m_\theta t^{i,j}$, 则无向图中与这两个区域所对应节点的边的权值越大.

1.2 联合粒子滤波器

描述整个人体的状态为多个区域(假设为 n) 的联合状态 $X_t = \{X_{it}\}_{i=1}^n$. 模拟人体多区域相互关联运动的联合运动模型可以直接应用到粒子滤波器中, 根据建立的联合运动模型, 时刻 t 被跟踪目标的后验概率分布表示为

$$P(X_t|Z_{1:t}) \approx cP(Z_t|X_t) \prod_{i,j \in E} \phi(X_{it}, X_{jt}) \times \sum_r \omega_{t-1}^r \prod_i P(X_{it}|X_{i(t-1)}^r) \quad (5)$$

由于 $\phi(X_{it}, X_{jt})$ 与前一时刻目标状态 X_{t-1} 无关, 所以也可以把它附加到重要性权重上, 则后验概率分布为 $P(X_t|Z_{1:t}) \approx \{X_t^s, \omega_t^s\}_{s=1}^N$, 其中

$$X_t^s \sim q(X_t) = \sum_r \omega_{t-1}^r \prod_i P(X_{it}|X_{i(t-1)}^r) \quad (6)$$

按照如下的权重计算式计算粒子权重

$$\omega_t^s \approx P(Z_t|X_t^s) \prod_{i,j \in E} \phi(X_{it}, X_{jt}) \quad (7)$$

从上式可以看出, 某个粒子在各区域的联合状态 $X_t = \{X_{it}\}_{i=1}^n$ 越满足几何关系模板 R_t , 则该粒子权重越大.

1.3 目标状态评估

在得到更新后的所有样本 $\{X_t^s\}_{s=1}^N$ 及相应的权重 $\{\omega_t^s\}_{s=1}^N$ 后, 建立如下的目标状态评估方法: 时刻 t , 整个人体状态的预测由 n 个区域的联合状态 $\hat{X}_t = \{\hat{X}_{it}\}_{i=1}^n$ 表示, 对于区域 i 的状态预测为

$$\hat{X}_{it} = \sum_{s=1}^N (\omega_t^s \times \sum_{j=1}^n (k_{tj}^s \times X_{tj}^s \times \varphi(X_{tj}^s, X_{ti}^s))) \quad (8)$$

即, 每个区域的状态 \hat{X}_{it} 由 n 个粒子作用在区域 i 的状态的加权 ω_t^s 和表示. 而某个粒子 $s, s = 1, \dots, N$ 作用在区域 i 的状态, 由该粒子在所有区域的状态 $X_{tj}^s, j = 1, \dots, n$ 作用在区域 i 的状态 $X_{tj}^s \times \varphi(X_{tj}^s, X_{ti}^s)$ 的加权 k_{tj}^s 和表示, 其中 $\varphi(X_{tj}^s, X_{ti}^s)$ 为根据几何模板 $R_t^{i,j}$ 计算的区域 j 对区域 i 的状态的作用函数. 式 (8) 中, N, n 分别表示时刻 t 的粒子数目和区域数, k_{tj}^s 表示区域 r 的目标评估系数, 反映了区域 j 在对区域 i 的状态评估中所起作用的比率, 保证 $\sum_{j=1}^n k_{tj}^s = 1$. 在这个目标评估函数中, 每个区域的状态都由所有 n 个区域的联合状态来进行评估, 因此, 当某个区域被遮挡时可以由其他区域对其进行状态预测. 这里也体现了区域间关联函数 $\phi(X_{tj}^s, X_{ti}^s)$ 的另一个作用: 对于某个粒子, 当各区域状态间的关系越满足几何关系模板 R_t , 则该粒子权重越大, 在状态预测中所起的作用就越大.

2 MR-JPF 对状态预测的正确性分析

MR-JPF 是基于粒子滤波器的, 粒子滤波器本身具有的特性为 MR-JPF 对遮挡的处理奠定了基础. 另外在跟踪过程中, MR-JPF 对在不同的遮挡情况下, 目标的后验概率分布的计算不同: 1) 各子区域均无遮挡时, 所有粒子中满足无向图模板的粒子权重较大, 这样避免了伪目标对状态预测的影响; 2) 当某个子区域有部分被遮挡时, 在遮挡部分的粒子相对于未被遮挡部分的粒子, 权重很小, 在重要性采样中被选中的概率就很小; 3) 当目标严重被遮挡时, 即所有子区域都存在遮挡情况时, 未被遮挡部分的粒子权重较大, 被采样的概率较大.

另外, 每个区域的状态都由所有区域联合预测, 而每个区域在状态预测中所起作用的比率由该区域的观测概率占总概率的比率 k_{tj}^s 决定, 这样, 在不同的遮挡情况下, 目标的状态预测具有不同的表现方式. 1) 当没有区域被遮挡时, 每个区域的观测概率所占比例基本相同, 则某个区域的状态不仅与自身的观测有关, 还按照人体模型与其他区域有关; 2) 当某个区域仅有部分发生遮挡时, 进行重要性采样后, 该区域粒子概率较小, 使得 k_{tj}^s 较小, 则该区域不仅在对自身状态预测而且对其他区域的状态预测中都起较小的作用, 从而降低了部分遮挡区域对整体状态产生大的影响; 3) 当所有区域都存在遮挡时, 未被遮挡部分的粒子被选中的概率较大, 所有区域的状态将由未被遮挡区域的粒子进行联合预测.

综上对 MR-JPF 的后验概率分布和状态预测在不同遮挡情况下的分析, 可以看出, 当某 (几) 个区域被遮挡时, 人体状态可以得到正确的预测.

3 多区域联合粒子滤波算法流程

本文采用 HSV 颜色空间的直方图进行目标建模^[15]. 颜色直方图中 H, S, V 分量分别占 64, 8, 1 的比例. 此颜色直方图由 $m = 64 \times 8 \times 1 = 512$ 个条柱组成. 对于得到的颜色直方图 $p = \{p(u)\}_{u=1, \dots, m}$ 和模型 $q = \{q(u)\}_{u=1, \dots, m}$, 采用 Bhattacharyya 距离计算两个分布的相似度

$$b = \sqrt{1 - \sum_{u=1}^m \sqrt{p(u)q(u)}} \quad (9)$$

则联合粒子滤波器算法的具体步骤如下:

步骤 1. 初始化: 在被跟踪序列的第 1 帧和第 2 帧交互标记各个区域的位置, 作为开始两帧的状态向量, 得到各区域目标运动模型 $P(X_{it}|X_{i(t-1)})_{i=1, \dots, n}$, 得到被跟踪人体外观模型 $Q = \{q_i = \{q_i(u)\}_{u=1, \dots, m}\}_{i=1, \dots, n}$, 并建立第 3 帧的几何关系模板 $R_3 = \{R_3^{i,j} = (m \cdot \theta_3^{i,j}, m \cdot d_3^{i,j})\}_{i,j=1, \dots, n}$.

步骤 2. 在每个时间步 t , 已知时刻 $t-1$ 的目标后验状态由 N 个加权粒子组成的粒子集表示 $\{X_{t-1}^r, \omega_{t-1}^r\}_{r=1}^N$. 然后使用时刻 $t-1$ 的后验分布 $P(X_{t-1}|Z_{t-1})$ 作为提议分布, 进行重要性采样来产生 N 个新的粒子. 对以下步骤迭代 N 次:

- 1) 从时刻 $t-1$ 的后验状态选中一个粒子 $\{X_{t-1}^r, \omega_{t-1}^r\}$.
- 2) 对每个子区域分别应用运动模型 $P(X_{it}|X_{i(t-1)})$ 得到新的联合状态 X_t^s .
- 3) 对状态 X_t^s 进行权值更新, 得到 ω_t^s .
- a) 计算每个区域的特征

$$P^s = \{p_i^s = \{p_i^s(u)\}_{u=1, \dots, m}\}_{i=1, \dots, n}$$

b) 已知目标特征模型 Q , 根据式 (9), 计算每个区域观测模型 p_i^s 和目标模型 q_i 之间的相似度 b_i^s , 则该粒子与目标模型间的相似度 $P(Z_t|X_t^s) = \prod_{i=1}^n b_i^s$;

c) 分别计算每两个区域 i, j 之间的距离和与运动方向所成角度 $d_t^{i,j}, \theta_t^{i,j}$, 进一步根据式 (3) 计算每两个区域之间的相互作用函数 ϕ 值, 从而建立联合运动模型 (V, E) ;

d) 按照式 (7) 对粒子进行权值更新.

步骤 3. 经过上述 N 次迭代后, 产生了新的权重样本集 $\{X_t^s, \omega_t^s\}_{s=1}^N$. 根据式 (8), 分别计算每个区域的状态 $\hat{X}_{it}, i = 1, \dots, n$.

1) 对所有粒子计算区域 $j, j = 1, \dots, n$ 的权值总和 $C_j = \sum_{s=1}^N b_j^s$, 计算所有区域所有粒子的权值总和 $C = \sum_{j=1}^n \sum_{s=1}^N b_j^s$, 并计算每个区域的目标评估系数 $k_{tj}^s = C_j/C$.

2) 根据几何模板 $R_t^{i,j} = (m_{-}\theta_t^{i,j}, m_{-}d_t^{i,j}), j = 1, \dots, n$, 计算区域 j 对区域 i 的状态的作用函数 $\varphi(X_{tj}^s, X_{ti}^s)$.

3) 根据式 (8) 计算时刻 t 区域 i 的状态 \hat{X}_{it} .

对所有区域经过上述计算后, 得到时刻 t 人体的联合状态 $\hat{X}_t = \{\hat{X}_{it}\}_{i=1}^n$.

步骤 4. 更新人体的几何关系模板.

1) 对预测后目标状态 \hat{X}_t , 分别计算每两个区域 i, j 之间的距离和与运动方向所成角度 $p_{-}d_t^{i,j}, p_{-}\theta_t^{i,j}$;

2) 按照式 (7) 计算 \hat{X}_t 与模板 R_t 的相似度 s_t ;

3) 分别计算时刻 t 模板 R_t 和时刻 t 数据对时刻 $t+1$ 几何关系模板进行计算的比率 k_{t-1} 和 k_t :

$$\begin{aligned} k_t &= \frac{s_t}{s_t + s_{t-1}} \\ k_{t-1} &= \frac{s_{t-1}}{s_t + s_{t-1}} \end{aligned} \quad (14)$$

4) 计算得到时刻 $t+1$ 的几何关系模板:

$$\begin{aligned} R_{t+1} &= \{R_{t+1}^{i,j} = (m_{-}\theta_{t+1}^{i,j}, m_{-}d_{t+1}^{i,j})\}_{i,j=1, \dots, n} \\ m_{-}d_{t+1}^{i,j} &= k_{t-1}m_{-}d_t^{i,j} + k_t p_{-}d_t^{i,j} \\ m_{-}\theta_{t+1}^{i,j} &= k_{t-1}m_{-}\theta_t^{i,j} + k_t p_{-}\theta_t^{i,j} \end{aligned} \quad (15)$$

对视频序列每个时刻进行以上步骤 2~4 的计算, 得到目标状态的预测, 从而完成了对人体运动的跟踪过程.

4 实验与仿真结果分析

为了测试上述跟踪算法的有效性, 我们采用公开数据集 CAVIAR^[16]、自行拍摄的视频数据和仿真视频, 以两个区域的联合粒子滤波为例进行测试. 着重对五组实验进行分析, 包括不同遮挡参数 (比例、被挡部位等) 的视频段. 实验中, 取 $n = 2, k_d$ 和 k_o 分别设定为 0.6 和 0.4.

为了验证算法对单区域部分遮挡的视频状态预测的正确性, 首先采用如图 2 的模拟实验进行测试. 在视频序列的第 16、20、30、43 帧, 区域 2 均被遮挡物体部分遮挡, 此时, 按照式 (7), 位于被遮挡部分相对于未被遮挡部分的粒子, 权值较小; 而且按照式 (8), 被遮挡区域 2 的状态主要由区域 1 和区域 2 中未被遮挡的部分预测, 从而能够对目标进行准确的预测. 同理, 在第 24 帧和 34 帧, 区域 1 和区域 2 均被部分遮挡, 此时仍能对两个区域进行准确跟踪. 图 3 给出了跟踪中两个区域的真实运动轨迹和实际跟踪轨迹之间的对比图. 可以看出, 在整个跟踪过程中, 采用本文的方法, 能够很好地处理运动中的遮挡问题.

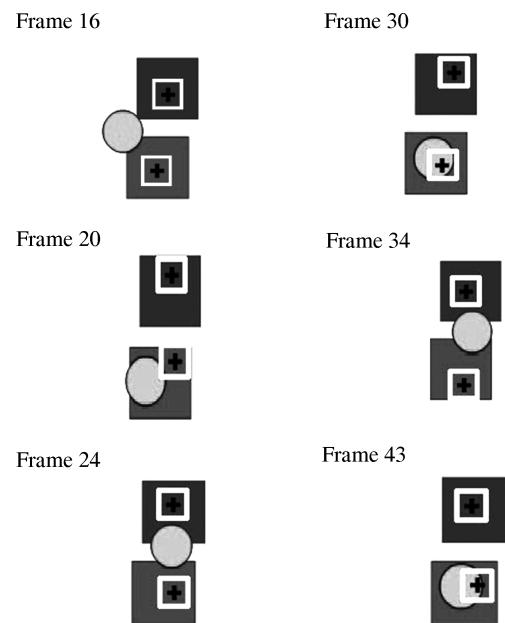


图 2 模拟实验中 (单区域被部分遮挡) 各关键帧的跟踪结果
Fig. 2 The results of the simulating experiment

为了验证算法在多区域均出现严重遮挡情况下对被遮挡区域的正确预测,进行了三组实验. 其中图 4(a) 所示视频序列中,有一个人与跟踪的客体沿同一个方向并肩行走,在行进的过程中另一个人从跟踪目标的背后交叉穿过,其中从第 12 帧开始,被跟踪的两个区域被另一个人不同程度地同时遮挡,但是系统能够有效地预测被遮挡区域的状态. 分析其原因,是因为当两个区域被同时遮挡时,整个过程

并未被完全遮挡,而是小部分或者大部分被严重遮挡,在这两种情况下,按照式 (7) 位于未被遮挡部分的粒子概率大,那么两个区域的状态能通过未被遮挡部分的粒子进行准确预测. 图 4(b) 和 4(c) 的视频序列分别为在室内拍摄的存在大面积遮挡的视频,跟踪过程中出现了某个区域被完全遮挡的情况,此时按照式 (8),被遮挡区域的粒子概率和小,导致 k_{tj}^s 小,因此该区域的状态将由未被遮挡区域来预测.

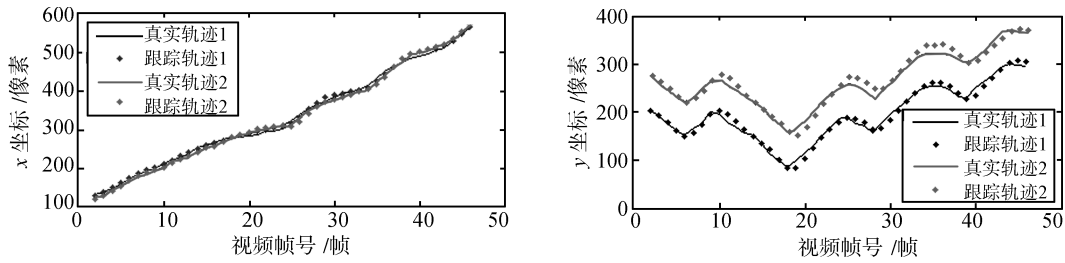
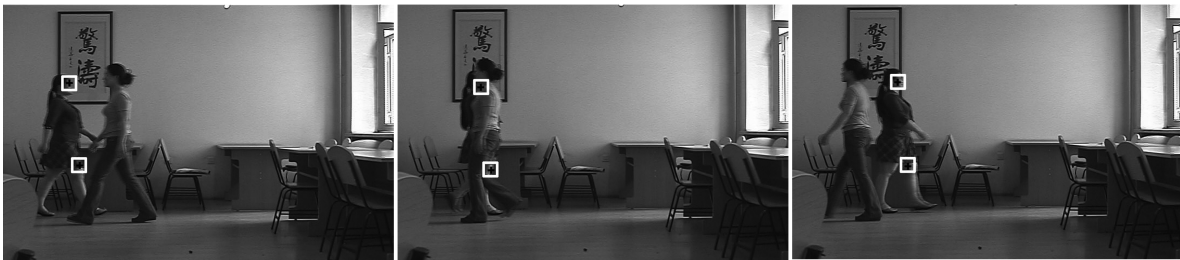


图 3 图 2 所示跟踪轨迹与实际运动轨迹的比较,左右两个图分别为 x 和 y 方向

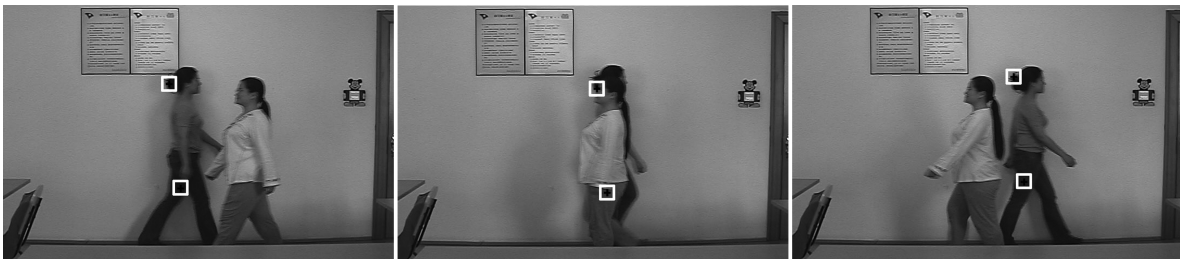
Fig. 3 The comparison between the tracking results and the real trajectories in x (left) and y directions (right)



(a) 视频的第 2、12、18、40 帧,其中连续遮挡 27 帧
(a) Frames 2, 12, 18, and 40 in the video, in which occlusion continues 27 frames



(b) 视频的第 15、21、28 帧,其中连续遮挡 13 帧
(b) Frames 15, 21, and 28 in the video, in which occlusion continues 13 frames



(c) 视频的第 44、52、58 帧,其中连续遮挡 14 帧
(c) Frames 44, 52, and 58 in the video, in which occlusion continues 14 frames

图 4 各区域被严重遮挡时本文算法跟踪结果

Fig. 4 The tracking results when total occlusion happens

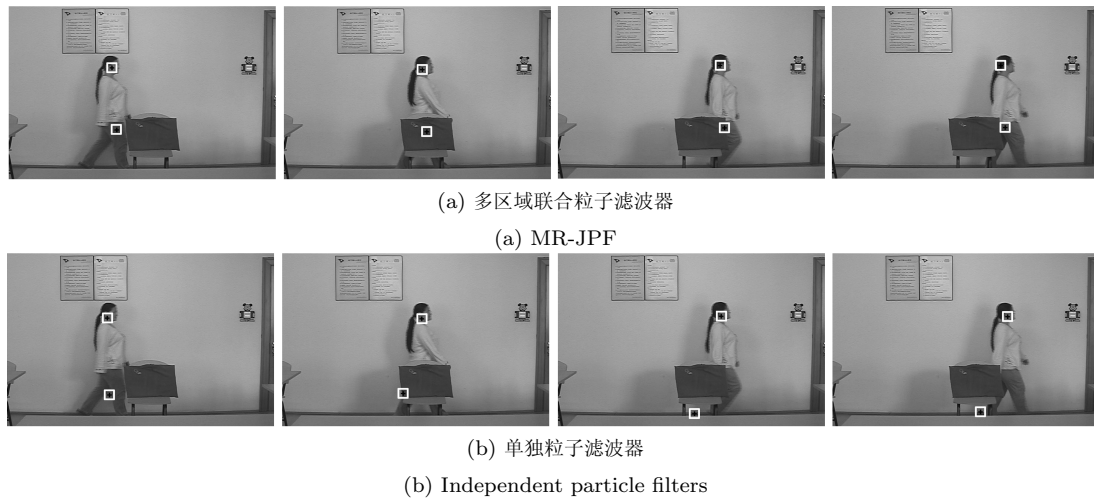
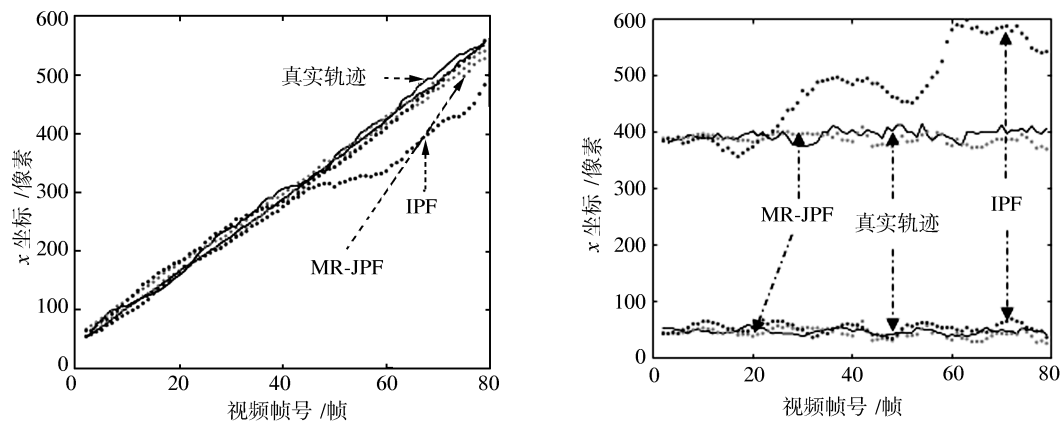


图 5 多区域联合粒子滤波跟踪结果对比 (视频共发生了 31 帧的连续遮挡), 图中为第 38、54、63、67 帧
Fig. 5 The tracking results comparison (occlusion happens in consecutive 31 frames), and here are frames 38, 54, 63, and 67



此外, 我们还在发生遮挡的情况下, 将 MR-JPF 方法和对每个区域单独采用粒子滤波器的方法进行了对比实验. 如图 5 所示, 在没有发生遮挡之前的第 38 帧, 两种滤波器均能正确跟踪, 而在遮挡后的第 54 帧和 63 帧, 采用单独跟踪的方法由于各区域间没有关联, 当对某个区域的跟踪偏离时, 不能由正确跟踪区域对其进行修正, 导致跟踪失败. 而本文方法由于建立了基于无向图的联合运动模型, 并应用了区域关联的评估策略, 在一个区域被遮挡的情况下, 仍能通过其他区域对其状态进行预测, 从而在遮挡前和遮挡过程中都能准确跟踪目标. 从图 6 中可以明显地看出本文方法和单独对两个区域进行跟踪的对比结果, 对于单独跟踪中的遮挡区域 (腿部区域), 从被遮挡的第 25 帧开始即偏离了初始位置, 但仍在腿部, 当跟踪至第 54 帧则完全丢失, 相比之下, 本文所采用方法则能够稳定地对两个区域进行跟踪.

5 结论

本文针对视频中遮挡情况下的目标跟踪, 提出了基于多区域联合粒子滤波的方法. 其特点有: 1) 把人体划分为多个关键区域, 运用区域关联的联合粒子滤波器进行跟踪; 2) 把多区域的关联表示为无向图, 进而建立联合运动模型; 3) 构造联合粒子滤波器对目标状态进行预测; 4) 建立了基于区域关联的评估策略, 对人体各区域状态进行联合预测. 所提出的 MR-JPF 方法解决了人体运动跟踪中的部分遮挡问题, 甚至对长时间的严重遮挡视频也能进行准确跟踪, 提高了人体运动跟踪的可靠性. 然而, 联合粒子滤波器最大的缺点就是其计算复杂度会随着划分区域数目的增加而呈指数增长, 因此在我们的后续工作中, 将从提高多区域的联合粒子滤波器的计算效率着手, 以期高效地解决遮挡问题.

References

- 1 Zhu L, Zhou J, Song J Y. Tracking multiple objects through occlusion with online sampling and position estimation. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(8): 2447–2460
- 2 Zhou S, Chellappa R, Moghaddam B. Appearance tracking using adaptive models in a particle filter. In: Proceedings of the 6th Asian Conference on Computer Vision. Jeju Island, Korea: Mitsubishi Electric Research Laboratories, 2004. 1–6
- 3 Gennari G, Hager G D. Probabilistic data association methods in visual tracking of groups. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. California, USA: IEEE, 2004. 876–881
- 4 Blackman S S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 2004, **19**(1): 5–18
- 5 Gorji A, Menhaj M B. Multiple target tracking for mobile robots using the JPDAF algorithm. In: Proceedings of the 19th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence. California, USA: IEEE, 2007. 137–145
- 6 Schulz D, Burgard W, Fox D, Cremers A B. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation. New York, USA: IEEE, 2001. 1665–1670
- 7 Khan Z, Balch T, Dellaert F. MCMC-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(11): 1805–1819
- 8 Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceedings on Radar and Sonar Processing*, 1993, **140**(2): 107–113
- 9 Czyz J, Ristic B, Macq B. A particle filter for joint detection and tracking of color objects. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(8): 1271–1281
- 10 Pantrigo J J, Sanchez A, Montemayor A S, Duarte A. Multi-dimensional visual tracking using scatter search particle filter. *Pattern Recognition Letters*, 2008, **29**(8): 1160–1174
- 11 Ryu H R, Huber M. A particle filter approach for multi-target tracking. In: Proceedings of the 2007 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Diego, USA: IEEE, 2007. 2753–2760
- 12 Tweed D, Calway A. Tracking many objects using subordinate condensation. In: Proceedings of British Machine Vision Conference. Cardiff, UK: Springer, 2002. 283–292
- 13 Vermaak J, Doucet A, Perez P. Maintaining multi-modality through mixture tracking. In: Proceedings of the 9th International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE, 2003. 1110–1116
- 14 Okuma K, Taleghani A, de Freitas N, Little J J, Lowe D G. A boosted particle filter: multitarget detection and tracking. In: Proceedings of European Conference on Computer Vision. Prague, Czech Republic: Springer, 2004. 28–39
- 15 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564–577
- 16 CAVIAR test case scenarios [Online], available: <http://groups.inf.ed.ac.uk/vision/CAVIAR/CAVIARDATA1/>, March 9, 2009



王玉茹 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为视频目标跟踪. 本文通信作者.

E-mail: yuru.765@163.com

(WANG Yu-Ru Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. Her main research interest is object tracking. Corresponding author of this paper.)



刘家锋 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院副教授. 主要研究方向为图像处理, 模式识别和计算机视觉.

E-mail: jefferyliu@hit.edu.cn

(LIU Jia-Feng Associate professor at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers image processing, pattern recognition, and computer vision.)



刘国军 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院博士研究生. 主要研究方向为视频目标跟踪.

E-mail: hitliu@hit.edu.cn

(LIU Guo-Jun Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His main research interest is object tracking.)



唐降龙 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院教授. 主要研究方向为人工智能与信息处理, 智能人机接口.

E-mail: txl60@public.hr.hl.cn

(TANG Xiang-Long Professor at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers automatic intelligence and information processing, intelligent human-computer interface.)



刘鹏 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院讲师. 主要研究方向为图像处理和智能人机接口.

E-mail: pengliu@hit.edu.cn

(LIU Peng Lecturer at the School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology. His research interest covers image processing and intelligent human-computer interface.)