

文章编号 1004-924X(2017)09-2499-09

自适应交互式融合的视觉跟踪

王秀友^{1,2*}, 范建中¹, 刘华明¹, 徐冬青¹

(1. 阜阳师范学院 计算机与信息工程学院, 安徽 阜阳 236037;

2. 安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601)

摘要:针对基于传统融合机制的联合跟踪器在复杂环境下鲁棒性不足的缺陷,提出一种在交互式多模型粒子滤波框架下传递概率矩阵可在线更新的自适应融合跟踪器。首先,在贝叶斯理论框架下,基于最小二乘误差估计法得到传递概率矩阵迭代更新方程;然后,利用数值积分法获得迭代更新方程的数值解;最后,结合重采样技术实现不同跟踪器之间先验状态分布的自适应交互,以确保传递权值较大粒子对应的目标状态。在复杂环境下进行了跟踪实验,结果验证了本文提出的自适应交互式融合机制增加了对粒子先验状态的校正功能,有效避免了因误差积累导致的“跟踪漂移”问题,使联合跟踪器的鲁棒性明显优于单一跟踪器或基于其它融合机制的联合跟踪器。

关键词:视觉跟踪;最小均方二乘误差;数值积分;自适应交互式融合;传递概率矩阵

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172509.2499

Visual tracking via adaptive interactive fusion

WANG Xiu-you^{1,2*}, FAN Jian-zhong¹, LIU Hua-ming¹, XU Dong-qing¹

(1. School of Computer and Information Engineering,
Fuyang Teachers College, Fuyang 236037, China;

2. School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

* Corresponding author, E-mail: wangxiuyou@163.com

Abstract: As collaborative trackers based on traditional fusion strategy has poor robustness in complex environments, a novel adaptive interactive fusion tracking strategy based on the online updated transition probability matrix in a multiple model particle filter framework was proposed. Firstly, an iterative updating equation was obtained based on minimum mean square error estimation method based on the Bayes theory. Then, the numerical solution of the iterative equation was obtained by numerical integration algorithm. Finally, with the updated TPM and re-sampling technology, the adaptive interaction of prior state distributions for different trackers was achieved to guarantee the target state of transmitted particles with larger weights. Tracking experiments were performed in complex environments. The results demonstrate that the proposed adaptive interactive fusion strategy improves the correction function for Particle prior state and effectively avoids the ‘tracking drifting’ problem from error accumulation. So, the robustness of proposed collaborative tracker is more better

收稿日期:2017-04-21;修订日期:2017-06-22.

基金项目:安徽省高校优秀青年骨干人才支持计划资助项目(No. gxfx2017072);阜阳师范学院青年人才基金重点资助项目(No. rcxm201706);安徽省自然科学基金资助项目(No. 1708085MF155)

than those single trackers or collaborative trackers based other fusion strategy.

Key words: visual tracking; minimum mean square error; numerical integration; adaptive interactive fusion; transition probability matrix

1 引言

为了解决复杂环境下的视觉跟踪问题而提出的种类繁多的跟踪器,因其具有不同的外观模型^[1-2]、运动模型^[3-4]或搜索机制^[5-6],导致其应对遮挡、光照变化、姿态扭曲、相似背景等典型干扰因素时的鲁棒性区别较大,因此研究者尝试通过整合两种或两种以上性能互补的跟踪器构成联合跟踪器,以实现复杂环境下持续稳定跟踪的目的。提升联合跟踪器鲁棒性,核心分为三部分:一是挑选性能互补的跟踪器作为子跟踪器;二是在线评估跟踪器的性能,即量化每一帧子跟踪器的可靠性;三是选择合理的融合机制,经典方法包括:加权求和法^[7]、乘法^[8]和交互式多模型法^[9-10]等。由于融合机制直接决定了最终估计结果的获取方式,对融合跟踪器性能的影响很大,但相关研究成果公开发表地较少,故本文将作为主要研究内容。

加权求和法在子跟踪器存在严重噪声干扰时,具有较好的鲁棒性,但其对联合估计结果的判别性能的提升有限;相乘法虽然能有效提高联合估计结果的判别性能,但其对噪声的敏感性导致当某一子跟踪器的估计结果受到严重噪声干扰时,联合跟踪器估计结果的准确性将迅速下降。针对上述两类方法存在的缺陷,研究者在交互式多模型粒子滤波框架下实现了通过各子跟踪器“协作”应对干扰因素,即可靠性差的子跟踪器先验状态可以被可靠性好的子跟踪器校正,避免了因误差积累导致子跟踪器出现的“跟踪漂移”,从而有效提升了联合跟踪器的整体性能。

文献[9]采用交互式多模型算法完成不同外观模型的跟踪器在协作模式下的融合跟踪,但传递概率矩阵(Transition Probability Matrix, TPM)为固定值,不能适应不同外观模型判别性的变化,且跟踪器估计结果之间的交互模式对噪声敏感;基于跟踪失败多是由于先验状态误差导致的经验,文献[10]提出了基于跟踪器粒子先验分布交互的融合机制,当某一跟踪器的可靠性下

降时,其它跟踪器视其作信息源,向其提供有效信息,以达到改善可靠性的目的,但所采用的 TPM 更新机制是启发式的,需要设置较多的阈值参数。

为了有效提高子跟踪器先验状态分布相互校正的准确性和效率,即在当前干扰因素下可靠性较差的子跟踪器可以更多地、快速地接收可靠性较好的子跟踪器先验状态信息,本文提出了一种自适应交互式融合机制,采用基于贝叶斯理论的最小均方二乘误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)估计法对 TPM 进行递归更新,并利用数值积分法快速获得数值解,最后结合重采样技术,完成不同子跟踪器先验状态分布的交互,保证传递权值较大粒子对应的目标状态。

2 自适应的交互式融合机制

2.1 TPM 的递归更新

在交互式多模粒子滤波框架中,定义从开始到 t 时刻的一系列观测为 $\mathbf{z}_{1:t} = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_t\}$, t 时刻的目标状态 \mathbf{x}_t , 某种类型子跟踪器为 $m_i^i (i=1, 2, \dots, M)$, M 为子跟踪器的总数。定义子跟踪器的似然函数、子跟踪器概率和子跟踪器间交互概率分别如公式(1)、公式(2)和公式(3)所示:

$$L_i^i \triangleq p(\mathbf{z}_t | m_i^i, \mathbf{z}_{1:t-1}), \quad (1)$$

$$P_i^i \triangleq P\{m_i^i | \mathbf{z}_{1:t}\}, \quad (2)$$

$$\eta_i^{j,i} \triangleq P\{m_i^i | m_j^{j,i}, \mathbf{z}_{1:t-1}\}. \quad (3)$$

2.1.1 问题模型

定义第 i 个子跟踪器在更新先验状态分布时,接收到第 j 个子跟踪器传递的粒子数占总粒子数的比率为 $\eta^{j,i}$, 也称作第 i 个子跟踪器和第 j 个子跟踪器的交互概率,则由一系列交互概率 $\eta^{j,i} (i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, m)$ 构造的矩阵,称之为 TPM, 用符号 $\boldsymbol{\eta}$ 表征。

$$\boldsymbol{\eta} = [\eta^{j,i}]_{M \times M} = \begin{bmatrix} \eta^{1,1} & \dots & \eta^{1,M} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta^{M,1} & \dots & \eta^{M,M} \end{bmatrix}. \quad (4)$$

显然 $\eta_i^{i,i} + \sum_{j=1, j \neq i}^M \eta_i^{j,i} = 1$, 不同于解决机动目标跟踪问题的 TPM 通常采用预先设置的固定 $\boldsymbol{\eta}$,

本文研究的问题中是将多种跟踪器视作模型,随着内/外环境的变化,不同跟踪器的性能会发生不同改变,理想状态下当第 i 个跟踪器信任度高时, η^i 应当趋近于 1, 这样就能继承更多先验状态准确的粒子, 避免其它低信任度子跟踪器的干扰; 当第 i 个跟踪器信任度低时, η^i 应当趋近于 0, 这样就可以更多地接收其它高信任度子跟踪器传递来的先验状态准确的粒子, 避免低信任度子跟踪器因跟踪误差累积导致的偏离问题, 因此需要依据子跟踪器的信任度, 对 TPM($\boldsymbol{\eta}$) 实现准确地在线更新。

2.1.2 基于最小均方二乘误差传递概率矩阵估计

为了兼顾准确性和实时性, 本文基于贝叶斯理论, 采用 MMSE 估计法实现 TPM 的在线更新, 即 t 时刻的 $\boldsymbol{\eta}_t$ 可以写成:

$$\begin{aligned} p(z_t | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}) &= \sum_{i=1}^M p(z_t | m_t^i, \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}) P\{m_t^i | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}\} = \\ &\sum_{i=1}^M \underbrace{p(z_t | m_t^i, \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1})}_{\approx L_t^i} \sum_{j=1}^M \underbrace{P\{m_t^i | m_{t-1}^j, \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}\}}_{\triangleq \boldsymbol{\eta}^{j,i}} \underbrace{P\{m_{t-1}^j | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}\}}_{\approx P_{t-1}^j} \approx \\ &\sum_{i=1}^M L_t^i \sum_{j=1}^M \boldsymbol{\eta}^{j,i} P_{t-1}^j = \mathbf{L}_t^T \boldsymbol{\eta}^T \mathbf{P}_{t-1} = \mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta} \mathbf{L}_t, \end{aligned} \quad (9)$$

$$p_{\boldsymbol{\eta}}(z_t | z_{1:t-1}) = \int \underbrace{p(z_t | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1})}_{\approx \mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta}_t} p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t-1}) d\boldsymbol{\eta} \approx \mathbf{P}_{t-1}^T \left(\int \boldsymbol{\eta} p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t-1}) d\boldsymbol{\eta} \right) \mathbf{L}_t = \mathbf{P}_{t-1}^T \bar{\boldsymbol{\eta}}_{t-1} \mathbf{L}_t, \quad (10)$$

其中: $\mathbf{L}_t = [L_t^1, \dots, L_t^M]^T$; $\mathbf{P}_{t-1} = [P_{t-1}^1, \dots, P_{t-1}^M]^T$; M 代表总的模型数。将公式(9), 公式(10)代入公式(6), $p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t})$ 可以改写成公式(11)的递归更新形式:

$$p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t}) \approx \frac{\mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta} \mathbf{L}_t}{\mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta}_{t-1} \mathbf{L}_t} p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t-1}). \quad (11)$$

2.1.3 数值积分法近似求解

由文献[11]可知, 相比于其它近似算法, 数值积分法近似表征公式(11)中的后验概率分布能获得较好的鲁棒性和精度。本文计算 TPM 的后验概率分布的样本集为 $\{\boldsymbol{\eta}^q | q=1, 2, \dots, N\}$; $p(\boldsymbol{\eta}^q | z_{1:t})$ 对应为样本 $\boldsymbol{\eta}^q$ 的权值, 那么公式(11)可以改写成:

$$p(\boldsymbol{\eta}^q | z_{1:t}) \approx \frac{\mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta}^q \mathbf{L}_t}{\mathbf{P}_{t-1}^T \boldsymbol{\eta}_{t-1} \mathbf{L}_t} p(\boldsymbol{\eta}^q | z_{1:t-1}). \quad (12)$$

于是可以获得 t 时刻更新的传递概率矩阵:

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}_t = \frac{1}{C} \sum_{q=1}^N \boldsymbol{\eta}^q \cdot p(\boldsymbol{\eta}^q | z_{1:t}), \quad (13)$$

其中 C 为归一化常数项。

2.2 子跟踪器先验状态分布交互

本文采用跟踪器之间粒子的先验状态相互校

$$\bar{\boldsymbol{\eta}}_t = [\bar{\eta}_t^i] \triangleq E\{\boldsymbol{\eta} | z_{1:t}\} = \int \boldsymbol{\eta} \cdot p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t}) d\boldsymbol{\eta}. \quad (5)$$

由公式(10)可知, 对 $\boldsymbol{\eta}_t$ 估计本质上是对 $\boldsymbol{\eta}_t$ 的后验概率的在线更新。基于迭代贝叶斯理论, TPM 的后验概率 $p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t})$ 可以写成迭代形式:

$$p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t}) = \frac{p(z_t | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1})}{p_{\boldsymbol{\eta}}(z_t | z_{1:t-1})} p(\boldsymbol{\eta} | z_{1:t-1}). \quad (6)$$

因为 $\bar{\boldsymbol{\eta}}_{t-1}$ 是 $t-1$ 时刻对 $\boldsymbol{\eta}$ 的最佳估计, 因此:

$$p(z_t | m_t^i, \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}) \approx p(z_t | m_t^i, z_{1:t-1}) = \mathbf{L}_t^i, \quad (7)$$

$$p(m_{t-1}^j | \boldsymbol{\eta}, z_{1:t-1}) \approx p(m_{t-1}^j | z_{1:t-1}) = \mathbf{P}_{t-1}^j. \quad (8)$$

于是 $p(z_t | \bar{\boldsymbol{\eta}}, z_{1:t-1})$ 可以写成:

正的融合机制, 即在第 t 帧, 第 i 个子跟踪器的先验分布校正前、后分别记作 $p(\mathbf{x}_{t-1}^i | z_{t-1})$ 和 $p(\bar{\mathbf{x}}_{t-1}^i | z_{t-1})$, 那么对应的粒子集形式可以写成 $p(\mathbf{x}_{t-1}^i | z_{t-1}) = \chi_{t-1}^i \triangleq \{\mathbf{x}_{t-1}^{i,n}, \pi_{t-1}^{i,n}\}_{n=1}^N$ 和 $p(\bar{\mathbf{x}}_{t-1}^i | z_{t-1}) = \tilde{\chi}_{t-1}^i \triangleq \{\bar{\mathbf{x}}_{t-1}^{i,n}, \tilde{\pi}_{t-1}^{i,n}\}_{n=1}^N$, N 为总的粒子数, 那么校正过程可以写成算法 Algorithm1 的形式:

Algorithm 1: 不同跟踪器之间粒子状态先验分布校正过程。

输入: 校正前先验分布 $\{\chi_{t-1}^i \triangleq \{\mathbf{x}_{t-1}^{i,n}, \pi_{t-1}^{i,n}\}_{n=1}^N | i=1, 2, \dots, M\}$ 和 TPM($\bar{\boldsymbol{\eta}}_{t-1}$)

- 1 for $i=1:M$ do
- 2 $\tilde{\chi}_{t-1}^i = \emptyset$
- 3 for $j=1:M$ do
- 4 $\chi = \text{Resampling}(\{\mathbf{x}_{t-1}^{j,n}, \pi_{t-1}^{j,n}\}_{n=1}^N, N \cdot \eta^{j,i})$
- 5 $\tilde{\chi}_{t-1}^i := \tilde{\chi}_{t-1}^i \cup \chi$
- 6 end for
- 7 end for
- 8 输出: 校正后的先验分布 $\{\tilde{\chi}_{t-1}^i \triangleq \{\tilde{\mathbf{x}}_{t-1}^{i,n},$

$$\tilde{\pi}_{t-1}^{i,n} = \frac{1}{N} \}_{n=1}^N | i=1, 2, \dots, M\}$$

由 Algorithm1 中的步骤 4 可知,交互过程是基于 TPM 和重采样技术完成的。其中 TPM 提供第 i 个跟踪器保留自身校正前的粒子数 $\eta^{i,i} \cdot N$ 和来自任意第 j 个跟踪器的粒子数 $\eta^{i,j} \cdot N$ ($j \neq i$) 信息,而重采样技术确保传递各子跟踪器先验分布中权值较大粒子所对应的目标状态。以两种跟踪器的情况为例,校正过程的示意图如图 1 所示。需要说明的是当不同跟踪器对目标的表征不同时,比如矩形框或者椭圆框,交互之前需要对状态参数进行相应的转换。通过校正,表现较差的跟踪器中先验状态误差较大(权值小)的粒子就会被表现较好的跟踪器中的先验状态准确(权值大)的粒子所代替,可以避免因误差积累而导致的“跟踪漂移”问题。

3 实验结果及分析

3.1 实验说明

在 3.60 GHz 的 PC 机上基于 MATLAB

2012 完成仿真实验。在交互式多模型粒子滤波框架下,参照文献[10],分别选择文献[1]和文献[2]提出的两种性能互补的跟踪器作为子跟踪器,基本属性如表 1 所示。

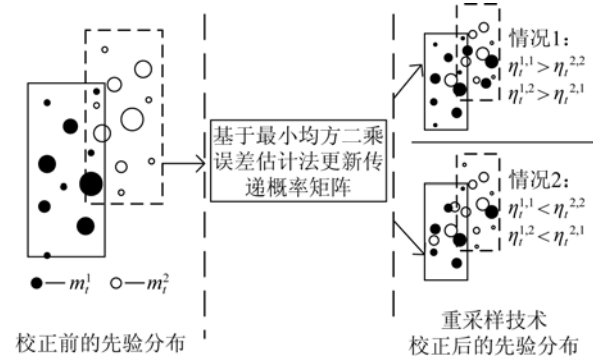


图 1 跟踪器先验状态交互示意图(圆点的尺寸越大代表对应的粒子权值越大)

Fig. 1 Diagram of prior state correction across trackers (The bigger the dot size is, the larger the corresponding particle weight is)

表 1 两种子跟踪器的跟踪框架

Tab. 1 Tracking frameworks for two sub-trackers

名称	外观模型	运动模型	估计准则	更新机制
子跟踪器 I : PF_RGB ^[1]	颜色特征	匀速运动模型	最小均方二乘估计准则	基于跟踪结果直接更新目标外观模型
子跟踪器 II : PF_DSS ^[2]	基于目标亮度模板提取的稀疏特征	高斯随机运动模型	最大后验概率估计准则	满足阈值条件下更新正、负模板集

基于文献[12]提出空间分布不确定性法计算子跟踪器的似然函数;基于贝叶斯理论更新子跟踪器概率;选择当前概率最大的子跟踪器的估计结果作为最终联合跟踪器的估计结果。选择综述文献[13]提供的 4 种有代表性的序列(Girl、David、Football、Tiger1)作为测试序列,设计了两组实验,实验一通过与文献[10](PF-Heu)提出的启发式更新方法进行比较,验证本文提出的在线更新策略的准确性,以及对融合跟踪算法鲁棒性的影响;实验二通过对文献[9](PF-Pra)、文献[10](PF-Heu)、文献[14](IVT)、文献[15](MIL)跟踪算法和本文提出跟踪算法的实验结果进行定性和定量分析,验证本文提出的联合跟踪器能够在复杂环境下取得更好的鲁棒性。比较算法以及子跟踪器 I (PF_RGB)、子跟踪器 II (PF_

DSS)中的参数分别与原文献一致,所有算法的粒子数均为 300。估计 TPM 时,设置的交互概率基如表 2 所示。由交互概率基可以得到计算 TPM 的样本 $\boldsymbol{\eta}^q = [\eta_{s_1}^q, \eta_{s_2}^q]$, $s_1, s_2 = 1, 2, \dots, 5$ 共有 25 种,即 $\{\boldsymbol{\eta}^q | q = 1, 2, \dots, 25\}$ 。

表 2 子跟踪器的交互概率基

Tab. 2 Interaction probability basis of the trackers

子跟踪器 I	子跟踪器 II
$\boldsymbol{\eta}_1^1 = [0.7, 0.3]^T$	$\boldsymbol{\eta}_1^2 = [0.3, 0.7]^T$
$\boldsymbol{\eta}_2^1 = [0.6, 0.4]^T$	$\boldsymbol{\eta}_2^2 = [0.4, 0.6]^T$
$\boldsymbol{\eta}_3^1 = [0.5, 0.5]^T$	$\boldsymbol{\eta}_3^2 = [0.5, 0.5]^T$
$\boldsymbol{\eta}_4^1 = [0.4, 0.6]^T$	$\boldsymbol{\eta}_4^2 = [0.6, 0.4]^T$
$\boldsymbol{\eta}_5^1 = [0.3, 0.7]^T$	$\boldsymbol{\eta}_5^2 = [0.7, 0.3]^T$

3.2 实验结果

3.2.1 实验一:TPM 估计的准确性以及有效性分析

本文采用已知目标准确位置信息下计算得到的重叠率(Overlap Rate, OR)作为跟踪性能的评价参数, $OR = \frac{area(R_e \cap R_{GT})}{area(R_e \cup R_{GT})}$, 其中 R_e 、 R_{GT} 分别代表估计的目标和真实的目标, $OR \in [0, 1]$, 值越大, 说明其跟踪精度越高。由于 TPM 对角元素 $\eta^{1,1}$ 和 $\eta^{2,2}$ 表征子跟踪器 I 和子跟踪器 II 对自身的依赖程度, 显然当 $OR_1 > OR_2$ 时, 若 $\eta^{1,1} > \eta^{2,2}$, 即认为估计准确, 否则估计错误, 本文算法和文献[10]算法对 4 组测试序列跟踪时 TPM 在线估计的正确率如表 3 所示, 对 4 组测试序列跟踪过程中 TPM 的估计, 本文算法都获得了更好的准确率, 平均准确率提高了约 9%。

表 3 在线估计 TPM 的准确率

Tab. 3 Online estimating precision for TPM (%)

方法	Girl	David	Football	Tiger1	平均
文献[10]方法	76.2	85.3	80.8	70.4	78.2
本文算法	83.1	91.7	86.5	89.2	87.6

为了直观反映本文算法在线估计 TPM 的准确性, 将部分帧的跟踪器的概率变化以及对 TPM 中 $\eta^{i,i}$ 的估计结果如图 2 所示, 图 2(a) Girl 序列 60 帧以前, 主要的干扰因素是目标表面光照的变化, 此时 PF_DSS 的性能要好于 PF_RGB, 本文算法估计的 $\eta^{2,2}$ 值明显大于 $\eta^{1,1}$; 60~80 帧, 目标发生明显地尺度和姿态变化, 对 PF_RGB 的影响相对较小, 对应的估计结果也逐渐增大; 80 帧以后, 目标几次转头, 导致目标的颜色特征完全变化, 因此 PF_RGB 的性能始终差于 PF_DSS, 本文算法估计的 $\eta^{1,1}$ 值始终保持在低位, $\eta^{2,2}$ 值始终保持在高位。图 2(b) Tiger 序列, 95 帧之前, 光照变化对 PF_RGB 的性能干扰较大, 本文估计的 $\eta^{1,1}$ 比 $\eta^{2,2}$ 要小, 此后, 随着目标姿态的变化, PF_DSS 出现了较大的误差, 本文估计的 $\eta^{2,2}$ 值也随之下降, 而对姿态扭曲鲁棒性较好的 PF_RGB 的 $\eta^{1,1}$ 值逐渐上升; 但从 138 帧以后, 在部分遮挡和光照变化双重因素干扰下, PF_RGB 的准确性始终小于 PF_DSS, 而对应基于本文算法估计的 $\eta^{2,2}$ 值相对 $\eta^{1,1}$ 值始终保持在较高的位置。上述分析, 说明基于本文算法估计的 TPM 值在跟踪的过程中与跟踪器性能的变化保持了较好的一致性, 从而保证了粒子先验状态校正的准确性和效率。

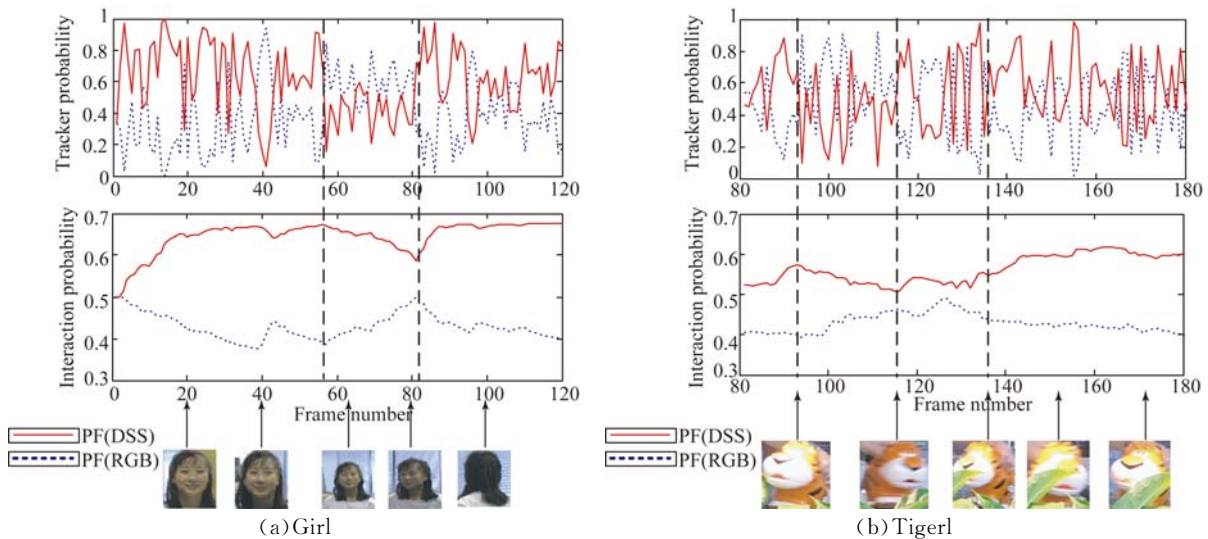


图 2 部分帧跟踪器的概率变化及对应的 TPM 估计结果

Fig. 2 Changes of tracker probability in partial frames and corresponding estimated TPMs

为了验证本文提出的在线估计 TPM 对跟踪算法鲁棒性的贡献, 将本文跟踪算法基于固定的

$$\eta = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.3 & 0.7 \end{bmatrix}, \text{ 定义为 Fix; 将估计方法替换基}$$

于文献[10]提出的启发式方法,定义为 Heu。这 3 种方法得到的跟踪成功率(当 $OR > 0.5$ 时,视作跟踪成功,下同)如表 4 所示,相比于固定传递概率或传递概率启发式更新,本文提出的在线估计算法帮助联合跟踪器取得了最高的成功率,从而验证了其对算法整体鲁棒性提高的意义。

表 4 每种方法的跟踪成功率

Tab. 4 Tracking success rate of each method (%)

方法	Girl	David	Football	Tiger1	平均
Fix	84.3	80.2	71.4	61.9	74.5
Heu	90.1	85.2	78.7	72.4	81.6
本文算法	99	91	85	75	88

3.2.2 实验二:联合跟踪器的鲁棒性分析

将当前经典的 IVT 跟踪算法^[14]、MIL 跟踪算法^[15]、多跟踪器平行运行的跟踪算法 PF-Pra^[9]以及交互式的融合跟踪算法 PF-Heu^[10]与本文的联合跟踪器进行对比,5 种跟踪器对测试序列跟踪成功率如表 5 所示。显然基于多跟踪器融合的算法 PF-Pra、PF-Heu 和本文算法的性能要远远好于基于单跟踪器的 IVT 和 MIL 算法,说明了利用多跟踪器的互补性可以有效提高跟踪器在复杂环境下的鲁棒性;而本文算法优于启发式估计

传递概率的 PF-Heu,PF-Heu 优于平行运行的 PF-Pra,即说明了交互式融合机制相比于传统的“无交互”融合机制,增加了对粒子先验状态的校正功能,可以缓解因误差积累而导致的“漂移”问题,使融合跟踪器的鲁棒性进一步提升,同时本文提出的在线估计方法保证了传递概率随着子跟踪器性能改变而自适应变化,提供了校正的准确性和效率,因而获得了最佳的鲁棒性。图 3 是 5 种算法对 4 组测试序列跟踪成功率随重叠阈值升高的下降曲线,对 David、Girl、Tiger1,本文算法的下降趋势都是最缓慢的,曲线下面积最大,说明基于本文算法的跟踪结果与目标真实位置重叠程度最好,即精度最高,而 Football 也取得了次优的结果,反映的实验结果与表 4 一致。

表 5 每种方法的跟踪成功率率

Tab. 5 Tracking success rate of each method (%)

方法	Girl	David	Football	Tiger1	平均
IVT ^[14]	29	45	78	31	46
MIL ^[15]	18	9	79	11	29
PF-Pra ^[9]	91	89	73	34	72
PF-Heu ^[10]	97	91	70	56	79
本文算法	99	91	85	75	88

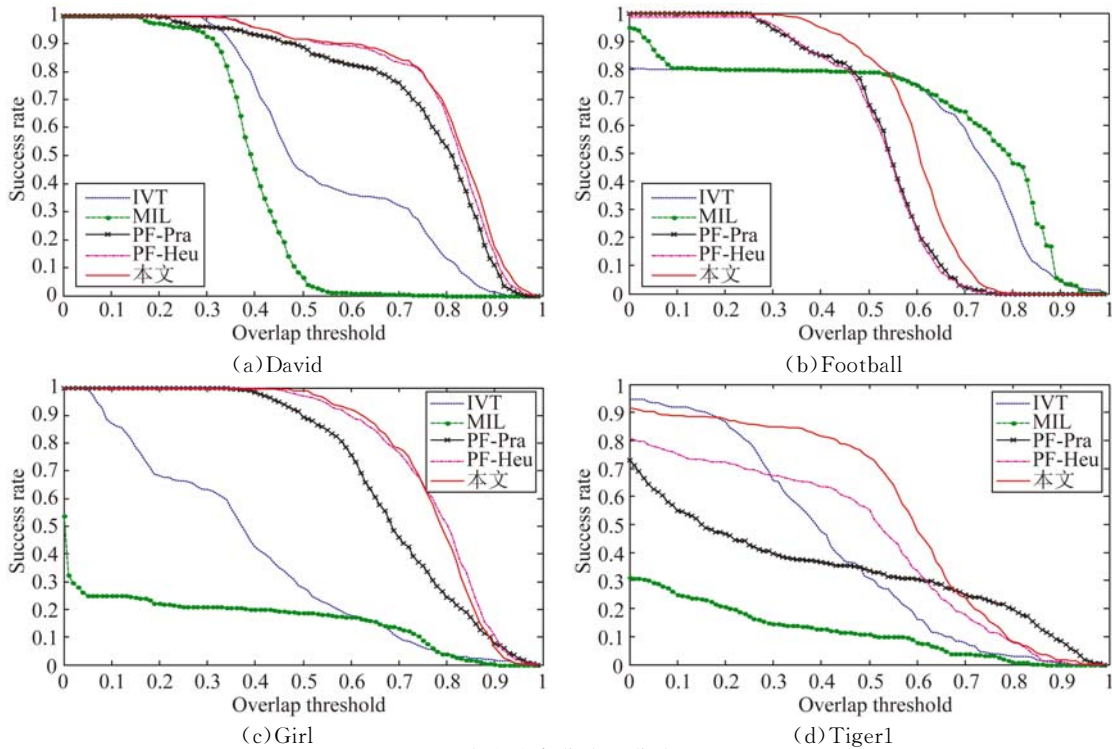


图 3 跟踪成功率曲线的曲线下面积
Fig. 3 Areas under curves of tracking success plots

为了更形象地说明本文提出的联合跟踪器在复杂环境下的鲁棒性,采用部分测试序列有代表性帧的跟踪结果定性分析算法应对部分遮挡、姿态扭曲、尺度变化和光照变化等干扰因素的能力,如图 4 所示。

部分遮挡:图 4(b)Girl 序列的第 435 帧,当真实目标被干扰目标大面积遮挡后,IVT、MIL

和 PF-Pra 都出现了不同程度的误差,受益于先验状态校正机制,PF-Heu 和本算法保持了较好的跟踪精度。图 4(c)Tiger1 序列中目标出现了数次被树叶遮挡的情况,所有的算法都出现了完全丢失目标的情况,而本文算法凭借基于稀疏特征

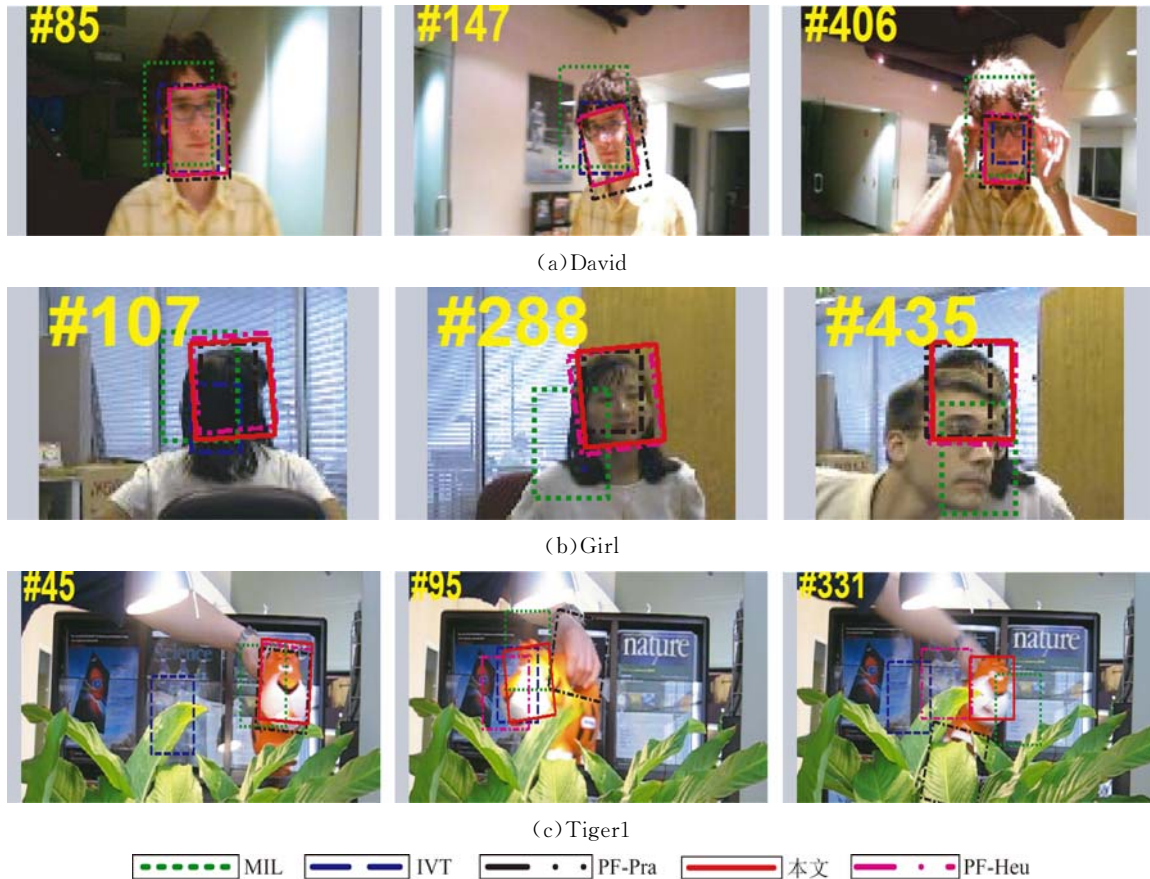


图 4 部分测试序列的跟踪结果样本

Fig. 4 Sample tracking results of partial testing sequences

姿态扭曲和尺度变化:姿态扭曲和尺度变化两种干扰因素往往会伴随发生。图 4(a)David 序列中目标尺度先缩小后放大,并伴随 90°侧身,到第 406 帧时,MIL 尺度过大,IVT 尺度过小;图 4(b)Girl 序列中目标 360°旋转,到第 107 帧目标完全转向时,MIL 和 IVT 已经出现了较严重的误差,到第 288 帧时,IVT 的跟踪框已经缩小为点,完全失去了目标跟踪能力;图 4(c)Tiger1 序列中目标在来回左右运动过程中,姿态扭曲严重,到第 331 帧时,只有本文算法能有效跟踪目标;这是因为 MIL 不具备尺度缩放能力,基于子空间学习的

IVT 只利用了亮度模板,特征过于单一,而 PF-Pra 校正的准确性不足,颜色特征作为经典的全局特征,具有良好的抗姿态扭曲和尺度缩放干扰的能力,结合本文提出的融合机制,使联合跟踪器受姿态和尺度变化的影响较小。

光照变化:图 4(a)David 序列中目标在行进过程中,表面的光照条件不断变化,到第 147 帧时,MIL 和 PF-Pra 都出现了严重误差;图 4(c)Tiger1 序列的第 95 帧在目标运动到灯下时,表面光照会剧烈变化。也就是说,除本文跟踪器外的其它跟踪器都出现了严重误差,受益于基于稀

疏特征的子跟踪器应对光照变化良好的鲁棒性以及自适应的融合机制,本文提出的联合跟踪器保持了对光照干扰良好的鲁棒性。

4 结 论

为了提高多模型粒子滤波跟踪框架下子跟踪器相互校正的准确性和效率,本文提出了一种基于贝叶斯理论的 MMSE 估计法在线更新 TPM 的自适应交互式融合机制。通过定量和定性分

析,验证了该机制的准确性和有效性。同时,通过实验证明了基于该机制的联合跟踪器在复杂环境下获得了相比于经典跟踪算法和其它近似融合跟踪算法更好的鲁棒性。下一步的工作将重点解决以下难题:一是在分析跟踪器性能变化本质原因的基础上,提出更加准确的在线评估机制,从而保证 TPM 估计的准确性;二是研究并行计算或简化计算方法,在满足实时性条件下,实现尽可能多的融合性能互补的子跟踪器。

参考文献:

- [1] NUMMIARO K, KOLLER-MEIER E, VAN GOOL L. An adaptive color-based particle filter [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1):99-110.
- [2] ZHUANG B H, LU H C, XIAO Z Y, et al.. Visual tracking via discriminative sparse similarity map [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4):1872-1881.
- [3] 王齐, 金小峰. 复杂环境中车辆检测与跟踪方法的研究[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(5):511-517.
WANG Q, JIN X F. Vehicle detecting and tracking method in complex environments [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(5):511-517. (in Chinese)
- [4] 崔雄文, 吴钦章, 蒋平, 等. 子空间模型下的仿射不变目标跟踪[J]. *红外与激光工程*, 2015, 44(2):769-774.
CUI X W, WU Q ZH, JIANG P, et al.. Affine-invariant target tracking based on subspace representation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(2):769-774. (in Chinese)
- [5] 邢运龙, 李艾华, 崔智高, 等. 改进核相关滤波的运动目标跟踪算法[J]. *红外与激光工程*, 2016, 45(S1):214-221.
XING Y L, LI A H, CUI ZH G, et al.. Moving target tracking algorithm based on improved Kernelized correlation filter [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(S1):214-221. (in Chinese)
- [6] 赵云峰. 结合自适应核函数的 Mean-shift 改进算法[J]. *液晶与显示*, 2016, 31(12):1143-1148.
- [7] ZHAO Y F. Improved mean-shift algorithm combined with adaptive kernel function [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2016, 31(12):1143-1148. (in Chinese)
- [7] CEHOVIN L, KRISTAN M, LEONARDIS A. Robust visual tracking using an adaptive coupled-layer visual model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(4):941-953.
- [8] ZHONG W, LU H C, YANG M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model [C]. 2012 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2012:1838-1845.
- [9] GAO Y, JI R R, ZHANG L F, et al.. Symbiotic tracker ensemble toward a unified tracking framework [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2014, 24(7):1122-1131.
- [10] BIRESAW T A, CAVALLARO A, REGAZZONI C S. Tracker-level fusion for robust Bayesian visual tracking [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, 25(5):776-789.
- [11] JILKOV V P, LI X R. Online Bayesian estimation of transition probabilities for Markovian jump systems [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(6):1620-1630.
- [12] SANMIGUEL J C, CAVALLARO A, MARTINEZ J M. Adaptive online performance evaluation of video trackers [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(5):2812-2823.
- [13] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(9):1834-1848.

- [14] ROSS D A, LIM J, LIN R S, *et al.*. Incremental learning for robust visual tracking [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1-3):125-141.
- [15] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Visual tracking with online multiple instance learning [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2009:983-990.

作者简介:



王秀友(1975—),男,安徽宿州人,硕士,副教授,1998年于阜阳师范学院获得学士学位,2008年于安徽大学获得硕士学位,主要研究领域为计算机辅助几何设计与图形学,图像处理与模式识别。E-mail:wangxiyou@163.com



范建中(1973—),男,安徽黄山人,硕士,讲师,1997年于安徽建筑工业学院获得学士学位,2005年于华侨大学获得硕士学位,主要从事图形图像处理,算法等方面的研究。E-mail:fjz_73@126.com