

## 基于融合策略自适应的多线索跟踪方法

钟小品 薛建儒 郑南宁 平林江

(西安交通大学人工智能与机器人研究所 西安 710049)

**摘要:** 基于多线索融合的跟踪是跟踪领域近年来的研究热点之一, 该文结合两种常用的线索融合方式: 乘性融合及加权和融合, 提出一种融合策略自适应的鲁棒跟踪方法。该方法使用粒子滤波技术, 统计样本的二阶中心矩并求 Frobenius 范数以表征线索的受噪声污染程度, 最后适时切换两种融合策略。实践证明, 新的融合策略比传统单一的融合方式更鲁棒。

**关键词:** 跟踪; 粒子滤波; 多线索; 融合

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)05-1017-06

## An Adaptive Fusion Strategy Based Multiple-Cue Tracking

Zhong Xiao-pin Xue Jian-ru Zheng Nan-ning Ping Lin-jiang

(Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Multiple cue fusion based tracking is one of the most active research in tracking literature. In this paper, a novel adaptive fusion strategy is proposed for multiple cue fusion, base on two common used fusion rules: product rule and weighted sum rule. This strategy employs particle filtering technique, estimating second order moment of the weighted sample set and computing its Frobenius norm to denote how cues are reliable, and then switch the two fusion rules in time. In practice, the new fusion strategy shows more robustness than traditional single fusion rule.

**Key words:** Tracking; Particle filtering; Multiple cue; Fusion

### 1 引言

目标跟踪是计算机视觉中经典的核心技术之一, 在各个领域有着广泛的应用, 如导弹防御系统、智能导航、人机交互等。基于多线索融合的跟踪更是近年来研究的热点, 它考查来自多方面的信息如颜色边缘运动等, 以使跟踪更鲁棒更稳定。线索融合的策略主要有乘性融合方式与加权和融合方式。文献[1, 2]是乘性融合方式用于多线索跟踪的典型例子, 它们假设线索间独立从而很方便地构造出多线索的联合似然。进一步地, 文献[3]提出一个组合跟踪算法的概率框架, 基于乘性融合方式的算法<sup>[1, 2]</sup>在此框架下都得到合理解析。另一方面, 加权和融合方式也占有很重要的地位, 如文献[4]使用加权和融合逼近联合似然。此外, 还有一些其它的线索融合方式, 如文献[5]提出的在线切换特征的方法, 文献[6]在线切换跟踪器的方法, 还有最小融合规则<sup>[7]</sup>、最大融合规则<sup>[7]</sup>和民主选举融合<sup>[8]</sup>等。

乘性融合隐含着一个重要的假设, 即各线索间相互独立。事实上, 这一假设并非总是成立。但这一假设简化了问题本身, 并从贝叶斯观点来看它的融合结果是最优的, 因此乘性融合得到广泛应用。而这一假设同时使乘性融合对噪声

干扰更敏感, 如两个相似的目标(足球运动员队友)相互靠近遮挡等情况往往使跟踪失效。相反, 加权和融合方式并不放大噪声, 仅对各线索按一定系数线性加权。另外加权和融合却不能提高融合跟踪的可信度, 不便于作为长时间使用的融合策略。本文提出一种多线索融合策略自适应方案以发挥两种融合方式的优势, 即自适应地选择乘性融合或加权和融合。融合策略自适应方法基于粒子滤波技术, 统计粒子的二阶中心矩以表征线索被噪声污染的程度, 并使用它的 Frobenius 范数与预定义阈值比较, 满足一定条件则切换融合方式。实践证明新策略能有效提高融合跟踪的稳定性及精度。

本文的结构安排是, 第 2 节先讨论两种典型的线索融合方式, 进而提出新的融合策略; 第 3 节描述本文使用的粒子滤波器以及两种线索, 考虑一些改进问题并形成滤波算法; 第 4 节是实验结果; 最后是结束语。

### 2 融合模型

文献[7]讨论了多种信息融合策略, 包括乘性融合、加权和融合、选举、最小最大规则等等。而在这些融合策略中, 乘性融合及加权和融合是迄今最流行的技术。本节先分析这两种融合技术, 进而提出新的融合策略自适应机制。

#### 2.1 乘性融合

尽管乘性融合的假设(线索间独立)并非总是成立, 它仍

2005-10-25 收到, 2006-06-30 改回

创新群体研究资助计划(60021302), 国家自然科学基金(60405004)和西安交通大学电信学院青年教师科研基金资助课题

然是一种流行的技术。特征空间维数一般都较高，使密度估计变得很困难，因此乘性融合的假设大大简化了问题本身。对于多线索跟踪问题，乘性融合模型假定线索间独立，即各线索产生独立的观测，则  $n$  条线索的联合似然模型可表示为

$$p(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n | \mathbf{x}) = \prod_{i=1}^n p(\mathbf{y}_i | \mathbf{x}) \quad (1)$$

其中  $\mathbf{y}_i$  为第  $i$  条线索下的观测且相互独立， $\mathbf{x}$  为待估计目标状态。上式虽简单却蕴含了丰富的信息，对于一维高斯情况，乘性融合如图 1 所示，图中虚线和点划线分别为线索 1 和线索 2 的密度，实线为线索乘性融合后的密度。

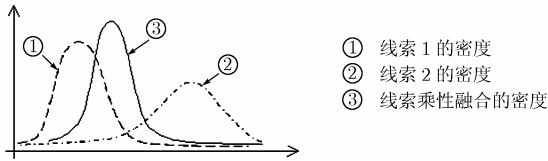


图 1 两条线索的乘性融合

从图 1 容易看出，经过乘性融合后概率密度变得更尖锐，说明融合后估计的方差或不确定性减小，即置信度增大，这一结论支持着多线索融合跟踪提高精度的观点。同样地若存在污染，噪声也将被乘性融合放大，如图 2(b) 的 product rule 曲线所示。

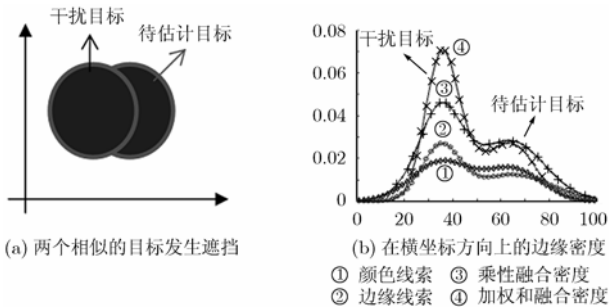


图 2

乘性融合具有许多优势：简单易于理解和实现，充分利用各种信息，且按贝叶斯观点在独立性假设下估计总是最优的。因此它被广泛应用于计算机视觉的各个领域(如图像重建、图像分割、立体匹配等)。然而实际情况并不总是满足乘性融合的假设，且它要求似然表达形式是明确的，同时无法得到线索间的相互关系。乘性融合对噪声敏感而容易破坏分布的多模性，如目标被部分遮挡时，边缘线索不但无法提供有利于估计的信息而且会使得估计变差。

2.2 加权和融合

融合的另一常用的方式是加权和融合，它与混合密度模型具有相同的形式。对于复杂的密度估计问题，加权和是一种很有效的工具，在本文的融合跟踪问题中融合观测记为如下的形式：

$$p(\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_n | \mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \alpha_i p(\mathbf{y}_i | \mathbf{x}) \quad (2)$$

其中  $\alpha_i$  是密度函数  $p(\mathbf{y}_i | \mathbf{x})$  的加权系数，且满足  $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$ 。这一想法是合理的，因为图像序列统一，数据来源一致，使用不同的线索建立相应的似然模型，考虑线索

的组合便可建立形如式(2)的加权和融合模型。

从概率的观点看，加权和融合模型并不符合融合减小二阶矩(即提高可靠性)的特点，但是它有利于保持分布的多峰性且对噪声不敏感，如图 2(b) 的 weighted sum rule 曲线所示。本文认为跟踪器可以在一定阶段使用加权和融合以抑制噪声的放大，而非非丢弃这一线索带来的信息。即当某线索的不确定性(本文使用二阶矩的 Frobenius 范数表征)增大到一定程度时，考虑使用加权和融合。详细描述请参考本文的下一小节。

2.3 融合策略自适应

通过上述分析得知，当两个相似目标相互靠近甚至出现相互遮挡情况、或背景出现强干扰时，乘性融合方式会放大噪声，使得被估计目标的峰被抑制，这是跟踪所不希望的，如图 2(b) 所示。图中容易看出经过乘性融合后，待估计目标的峰相对于干扰目标的峰要小很多，容易导致目标错跟，而加权和融合大大减小了这种可能性。

本文提出一种线索融合策略自适应方案，结合了乘性融合与加权和融合的优点，更好地解决相似目标靠近时分辨困难的问题。它的基本思想是：在线索都工作良好时使用乘性融合方式以得到具有更高置信度的似然函数；当出现线索退化时，切换到加权和融合方式以得到更稳定的似然函数。

判断线索是否退化最直接的想法是线索所反映的不确定性，即协方差矩阵。本文将使用的跟踪器是粒子滤波器，因此可统计得到关于样本(粒子)的协方差。为了说明方便，仅考虑两条线索分别记为  $C_1$  和  $C_2$ ，粒子集合为  $\{\mathbf{x}_i, p(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_i), p(\mathbf{y}_2 | \mathbf{x}_i)\}_{i=1}^M$ ，其中  $M$  表示粒子数， $p(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x})$  和  $p(\mathbf{y}_2 | \mathbf{x})$  分别为通过两条线索定义的似然模型得到的粒子权值。样本协方差矩阵分别记为  $\text{Cov}(C_1)$  和  $\text{Cov}(C_2)$ 。两线索的样本协方差可由下式求出：

$$\begin{aligned} \text{Cov}(C_1) &= E[(\mathbf{x} - \mathbf{m}_1)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_1)^T | C_1] \\ &= \sum_{i=1}^M p(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_1)(\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_1)^T \\ \text{Cov}(C_2) &= E[(\mathbf{x} - \mathbf{m}_2)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_2)^T | C_2] \\ &= \sum_{i=1}^M p(\mathbf{y}_2 | \mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_2)(\mathbf{x}_i - \mathbf{m}_2)^T \end{aligned} \quad (3)$$

其中  $\mathbf{m}_1$  为第一线索的样本均值，即  $\mathbf{m}_1 = E[\mathbf{x} | C_1] = \sum_{j=1}^M p(\mathbf{y}_1 | \mathbf{x}_j) \mathbf{x}_j$ ， $\mathbf{m}_2$  同理可求。

然而矩阵本身无法直接比较大小，须转换成标量，特别地本文以协方差阵的 Frobenius 范数表征线索的不确定性  $\Delta$ ，即

$$\Delta_j = \|\text{Cov}(C_j)\|_F = \left( \sum_{m=1}^{\dim(\mathbf{x})} \sum_{n=1}^{\dim(\mathbf{x})} (\text{Cov}(C_j))_{m,n}^2 \right)^{1/2}, \quad j = 1, 2 \quad (4)$$

其中  $\|\cdot\|_F$  表示取 Frobenius 范数， $\dim(\mathbf{x})$  为状态的维数， $(\cdot)_{m,n}$  表示矩阵的第  $m$  行第  $n$  列个元素。进而本文认为，若某线索的样本协方差的 Frobenius 范数超出某范围，则称此线索退化。预定义阈值  $t_j$ ，本文称之为线索质量判定阈值，

若满足

$$\Delta_j > t_j, \quad j = 1, 2 \quad (5)$$

则线索  $j$  退化。由于粒子滤波器的建议分布影响着粒子抽样的过程，因此恰当的阈值  $t_j$  也受粒子滤波器建议分布影响，但为说明方便起见，本文的实验将使用固定的判定阈值。最后，得到新的融合策略如图 3 示。

此外，本文以协方差 Frobenius 范数的倒数作为线索的可信度  $r_i = \Delta_i^{-1}$ ，则式(2)中的加权和融合系数为

$$\alpha_i = r_i / \sum_{j=1}^2 r_j = \Delta_i^{-1} / \sum_{j=1}^2 \Delta_j^{-1}, \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

这一思想的详细讨论请参考文献[9]。

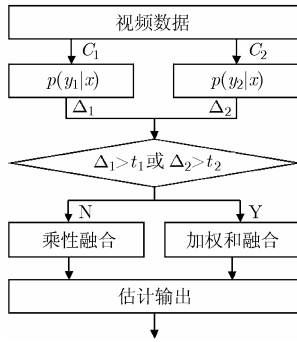


图 3 融合策略自适应

### 3 跟踪算法

本节将简要介绍本文方法所使用的滤波技术，即基于概率传播的粒子滤波器及其动态模型，然后详细讨论基于多线索融合的观测模型，最后综合本文的实现算法。

#### 3.1 粒子滤波技术

粒子滤波是一种序贯蒙特卡罗技术，其关键思想是使用一组带权值的粒子来刻画密度函数<sup>[10]</sup>。假设状态转移满足一阶马尔可夫性： $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{1:t-1}) = p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ ，则估计的后验分布可记为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t}) \propto O(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1} \quad (7)$$

其中  $\mathbf{x}_t$  和  $\mathbf{y}_t$  分别表示  $t$  时刻的状态向量和观测向量， $\mathbf{y}_{1:t}$  为直到  $t$  时刻的历史观测；而  $O(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)$  表示目标观测模型， $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$  则为目标动态模型。

根据粒子滤波的关键特征，式(7)后验分布可以描述为一组带权值的粒子即  $\{\mathbf{x}_t^{(i)}, w_t^{(i)}, i = 1, \dots, M\}$ 。其中粒子  $\mathbf{x}_t^{(i)}$  可以从建议分布  $g(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t})$  中抽样得到，一种常用而简便的建议分布是  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})$ ，因此粒子权值定义为(详见文献[10])

$$\begin{aligned} w_t^{(i)} &\propto \frac{O(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})}{g(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)}, \mathbf{y}_{1:t})} = \frac{O(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})}{p(\mathbf{x}_t^{(i)} | \mathbf{x}_{t-1}^{(i)})} \\ &= O(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t^{(i)}) \end{aligned} \quad (8)$$

另外，粒子集合的重抽样技术可以有效抑制“退化”问题，则标准的粒子滤波算法步骤如下所示：

(1)初始化： $t = 1$ ，并从先验分布中抽样初始粒子集合

$\mathbf{x}_0^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_0), \quad i = 1, \dots, M;$

(2)重要性抽样：从建议分布中抽样粒子集合，根据公式(8)分别设置粒子权值并归一化；

(3)重抽样：根据归一化后的权值重抽样出  $M$  个粒子以替换原粒子集合，设置  $t = t + 1$ ，并转到(2)。

#### 3.2 状态空间与动态模型

目标除了位置信息还有尺度信息和运动速度等信息，本文使用的目标状态空间是  $\mathbb{R}^6$ ，记为  $\mathbf{x} = [x, \dot{x}, y, \dot{y}, s, \dot{s}]^T$ ，其中  $x, y$  为两个坐标值表征目标位置， $s$  是尺度(缩放比例)， $\dot{x}, \dot{y}, \dot{s}$  分别是它们的一阶微分量， $T$  表示转置运算。另外本文使用简便有效的匀速运动模型以刻画动态模型， $\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{v}_t$ ，其中  $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵， $\mathbf{v}_t$  表示  $t$  时刻的多元正态分布噪声向量。

#### 3.3 多线索

粒子滤波器为融合跟踪提供了一个很好的概率框架，任何一种概率化的观测模型总可以在此框架下独立完成跟踪任务。鲁棒跟踪要求使用多线索，本小节则重点考察两个常用的线索：颜色和边缘。

**3.3.1 颜色线索** 利用颜色信息的统计直方图技术可以建立相应的颜色模型。为了减少通道间的耦合关系，本文采用 HSV 空间的统计直方图。此外需要重新对直方图进行量化以减少计算量，且抑制亮度信息的影响，即把  $H$  和  $S$  通道量化为  $N_{hs}$  级，而  $V$  通道量化为  $N_v (N_v < N_{hs})$  级。因此直方图共有  $N_c = 2N_{hs} + N_v$  级，并以  $b_t(\mathbf{u}) \in \{1, \dots, N_c\}$  标识  $t$  时刻像素  $\mathbf{u}$  的颜色向量  $\mathbf{y}_t(\mathbf{u})$  在直方图中的级号。在候选区域  $\mathbf{x}$  内，颜色分布的核密度估计为  $q_t(\mathbf{x}) = \{q_t(n; \mathbf{x})\}_{n=1 \dots N_c}$ ，且  $q_t(n; \mathbf{x}) = K \cdot \sum_d \delta[b_t(\mathbf{d}) - n]$ ，其中  $K$  为归一化常数， $\delta$  表示 delta 函数，因此  $q_t(n; \mathbf{x})$  定义了  $t$  时刻级号为  $n$  的颜色量的概率。

使用  $Q = \{Q(n; \mathbf{x}_0)\}_{n=1 \dots N}$  为参考颜色模型，此时需要定义一个相似测度以衡量候选与模型间的距离。文献[11]中讨论了一种合适的选择：Bhattacharyya 相似测度，即  $D[Q, q_t(\mathbf{x})] = [1 - \sum_{n=1}^N \sqrt{Q(n) \cdot q_t(n; \mathbf{x})}]^{1/2}$ 。进而可定义颜色似然如下<sup>[12]</sup>：

$$p_c(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \propto e^{-\lambda \cdot D^2[Q, q_t(\mathbf{x}_t)]} \quad (9)$$

其中文献[12]建议  $\lambda = 20$ 。

**3.3.2 边缘线索** 本文选择 Hausdorff 距离充当候选区域边缘与目标边缘模型间的相似测度。Hausdorff 距离是一种极大-极小距离测度，用于衡量两个点集的匹配程度，且 Hausdorff 距离具有许多不同于其它测度的特点并在图像匹配中有着广泛的应用：不需建立模板与待匹配图像特征点间的对应关系；具有一定的鲁棒性，有效处理伪特征、缺失特征等；计算复杂度小。

给定两个有限点集  $A = \{a_1, a_2, \dots, a_p\}$  和  $B = \{b_1, b_2, \dots, b_q\}$ ，则 Hausdorff 距离定义为

$$HD(A, B) = \max \{h(A, B), h(B, A)\} \quad (10)$$

其中  $h(A, B)$  和  $h(B, A)$  分别为  $A$  到  $B$  与  $B$  到  $A$  的有向

Hausdorff 距离, 且定义为  $h(A, B) = \max_{a \in A} [\min_{b \in B} \|a - b\|]$ ,  $h(B, A) = \max_{b \in B} [\min_{a \in A} \|a - b\|]$ . 当目标部分被遮挡或存在突发噪声时,  $HD(A, B)$  会产生较大的误差, 为此 Huttenlocher<sup>[13]</sup> 提出部分 Hausdorff 距离的概念以抑制噪声的影响. 引入部分有向 Hausdorff 距离  $h_K(A, B)$  和  $h_L(B, A)$  后, 部分 Hausdorff 距离定义为

$$\begin{aligned} h_K(A, B) &= K^{th} \left[ \min_{b \in B} \|a - b\| \right]; h_L(B, A) = L^{th} \left[ \min_{a \in A} \|a - b\| \right] \\ HD_{KL}(A, B) &= \max \{h_K(A, B), h_L(B, A)\} \end{aligned} \quad (11)$$

其中  $K$  和  $L$  为序号, 且  $0 \leq K \leq p$ ,  $0 \leq L \leq q$ , 表示距离由小到大排序后的第  $K$  个与第  $L$  个. 从而可以选择适当的  $K$  和  $L$  值, 将点集  $A$  中的一个部分与点集  $B$  进行匹配, 以此解决部分遮挡和噪声干扰问题.

进一步地, 本文假设距离值分布为指数函数, 提出一种概率化 Hausdorff 距离定义的似然函数, 即

$$p_s(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) \propto e^{-HD^2(M_t, E(\mathbf{x}_t))/2\sigma^2} \quad (12)$$

其中  $M_t$  是  $t$  时刻使用的边缘模板(即边缘点集), 而  $E(\mathbf{x}_t)$  表示候选  $\mathbf{x}_t$  所对应的边缘点集,  $\sigma$  是预定义的标准差参数. 图 4 显示了使用边缘模板对整个图像进行搜索的概率结果, 其中图 5(c)越亮的区域表示概率越大, 这一结果证明这种概率化是非常有效的.

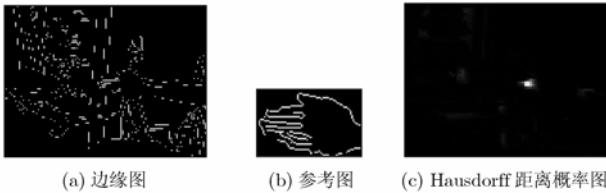


图 4 Canny 算子边缘图和 Hausdorff 距离概率图

### 3.4 线索融合及其实现

前两小节讨论了两种概率化的线索, 本小节将讨论线索融合的具体实现方法及一些改进.

首先, 颜色线索使用的直方图属统计信息而损失了空间信息. 因此本文建议使用多部分的颜色模型, 它在一定程度上补充了空间信息, 效果却非常明显, 详见文献[12]. 而基于 Hausdorff 距离的边缘线索在选择模型时容易引入背景边缘成为干扰噪声, 此时可通过连通域分析的方法去除部分可能的背景噪声.

其次, 粒子的权值(某线索的似然函数值)趋于零值不利于线索融合, 因为乘性融合方式使另一线索对该粒子的贡献也变得很小. 因此本文建议对似然函数加入拖尾常量, 即两线索的似然函数分别修正为

$$p_c(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) = p_0 + k_c e^{-\lambda \cdot D^2[Q, q_t(\mathbf{x}_t)]} \quad (13)$$

$$p_s(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) = p_0 + k_s e^{-HD^2(M_t, P(\mathbf{x}_t))/2\sigma^2} \quad (14)$$

一般地  $p_0$  为较小常量, 本文实验中取  $p_0 = 0.1$ , 而  $k_c, k_s$  分别为归一化常量.

最后, 本文给出这两种线索融合的具体跟踪算法, 其中详细的融合策略请参看 2.3 小节.

- (1) 初始化:  $k = 1$ , 初始化粒子集合  $\{\mathbf{x}_k^{(i)}, 1/M, i = 1, \dots, M\}$ ;
- (2)  $k = 2, \dots, N_f$ 
  - (a) 预测:  $\tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)} \sim p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, M$ ;
  - (b) 两条线索分别赋值并归一化:  $w_c^{(i)} \propto p_c(\mathbf{y}_k | \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)})$ ,  $w_s^{(i)} \propto p_s(\mathbf{y}_k | \tilde{\mathbf{x}}_k^{(i)})$ ,  $i = 1, \dots, M$ ;
  - (c) 根据式(3)–式(5)判断线索是否退化, 并赋融合粒子权值:
    - (i) 若线索退化:  $\tilde{w}_k^{(j)} \propto \alpha_c w_c^{(j)} + \alpha_s w_s^{(j)}$ ,  $j = 1, \dots, M$  并归一化, 其中  $\alpha_i$  由式(6)确定;
    - (ii) 否则:  $\tilde{w}_k^{(j)} \propto w_c^{(j)} w_s^{(j)}$ ,  $j = 1, \dots, M$  并归一化;
  - (d)  $k$  时刻均值估计输出:  $\hat{\mathbf{x}}_k = E[\mathbf{x}_k | \mathbf{y}_{1:k}] = \sum_{j=1}^M \tilde{w}_k^{(j)} \tilde{\mathbf{x}}_k^{(j)}$ ;



图 5 双手视频跟踪效果(左上角显示视频帧号, 左下角为当前帧使用的融合方式, 其中第 1 行为仅使用乘性融合的结果, 第 2 行为仅使用加权和融合的结果, 而第 3 行为融合策略自适应的跟踪结果)

(e) 粒子集合重抽样： $\{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}, 1/M, i = 1, \dots, M\} \sim \{\tilde{\mathbf{x}}_{k-1}^{(j)}, \tilde{w}_{k-1}^{(j)}, j = 1, \dots, M\}$ ;

### 4 实验结果

本节使用两段视频测试所提出的融合策略自适应方法，一段是双手交叉运动的视频，另一段是足球运动员的运动视频。并通过实验结果，把本文所提出的融合策略与传统单一的融合策略进行对比。下面对两个实验分别进行分析讨论。

#### 4.1 双手视频

在双手运动视频中，两只非常相似的手作上下交错运动。本文选取被遮挡的手为跟踪目标，分别使用乘性融合、加权和融合与本文提出的融合策略自适应方法进行跟踪，其中 5 帧可对照图 5(从左至右分别为第 3/29/38/48/57 帧)。本实验的参数配置为，粒子滤波器使用粒子数 50，颜色线索判定阈值为 56，而边缘线索为 70。关于线索的样本协方差 Frobenius 范数对比如图 6 所示，其中虚线表示颜色线索，实线表示边缘线索。

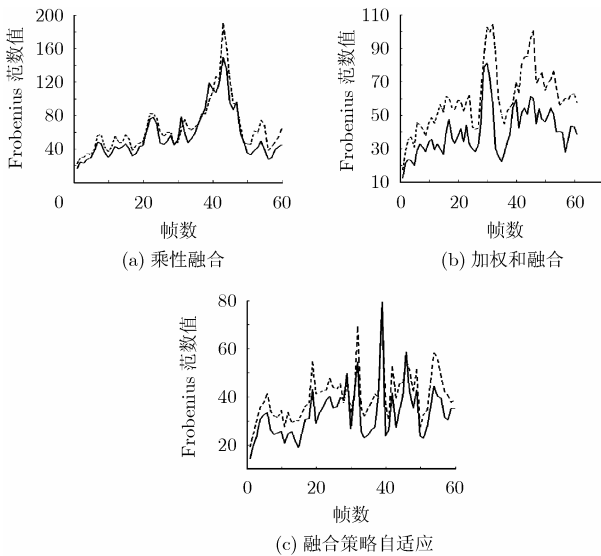


图 6 双手视频跟踪协方差 Frobenius 范数变化图

从图 5 中不难发现，乘性融合在复杂背景和相似目标等噪声的干扰下，跟踪结果非常不稳定，如第 29、30、48 帧所示。同时加权和融合使跟踪精度有所下降，如第 57 帧所

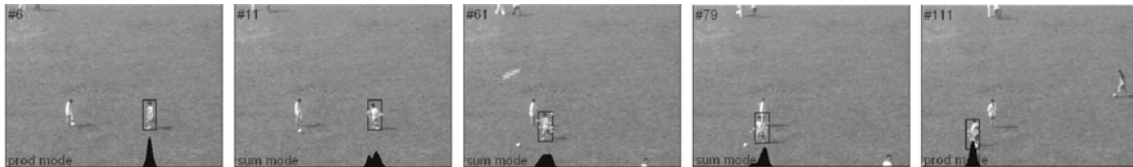


图 7 足球运动员视频跟踪效果

示。这一视频跟踪实验显示了本文新策略的自适应能力和稳定性。此外，图 5 中矩形框内的灰色点为粒子滤波器重抽样后的粒子分布情况。不难看出，乘性融合的粒子分布更集中，目标被遮挡后难以恢复跟踪；而加权和融合的粒子分布更分散，目标遮挡后使跟踪恢复的可能性增大，但同时损失了跟踪可靠性。图 6 说明了 3 种方法的各线索粒子散度的变化，对比协方差 Frobenius 范数，仅使用乘性融合的方法与仅使用加权和融合的方法都比新融合策略要大，这一表现证实新融合策略的稳定性。

#### 4.2 足球运动员视频

足球运动员视频存在队友相互靠近的情况，稳定跟踪运动员非常具有挑战性。图 7 从左至右分别显示第 6/11/61/79/111 帧的跟踪结果，底部黑色突起区域反映了粒子在横坐标系的分布情况。靠近的队友成为跟踪器的强烈干扰，此时融合策略把融合方式切换到加权和，如图中第 61 帧；离开干扰源后，再切换回到高可靠性的乘性融合方式，最终稳定跟踪目标。其中，本实验的参数配置情况是，粒子滤波器使用粒子数 50，颜色线索判定阈值为 50，边缘线索亦为 50。

### 5 结束语

本文通过分析两种传统的融合方式，提出一种基于粒子滤波的融合策略自适应方法。新方法分别统计各线索的二阶矩协方差并应用 Frobenius 范数判断线索质量，最后根据线索质量选择使用不同的融合方式。在实践中，本文使用了基于 Bhattacharyya 相似测度的颜色线索和基于 Hausdorff 相似测度的边缘线索，并提出一些有效的改进措施。多个复杂场景视频的目标跟踪测试表明，本文提出的融合策略自适应方法能获得较好的跟踪效果，在稳定性方面比传统单一的融合方式要更好。

另一方面，本文中线索样本协方差显然与粒子滤波的建议分布有关，使用固定的线索质量判定阈值并不太合理，本文将进一步研究更鲁棒的线索质量判定方式。此外，把本文的新策略应用到多目标跟踪领域将变得很有意义，因为多目标跟踪的难点正是相似目标相互遮挡时的数据关联问题。

### 参考文献

[1] Shen C H, Hengel A, and Dick A. Probabilistic multiple cue integration for particle filter based tracking. Proc. VIIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications, Melbourne, Australia, 2003, I: 399-408.  
 [2] Li P H and Chaumette F. Image cues fusion for object

tracking based on particle filter. F J Perales and B A Draper (Eds.): AMDO 2004, LNCS 3197: 99-107.  
 [3] Leichter I, Lindenbaum M, and Rivlin E. A Probabilistic framework for combining tracking algorithms. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington, USA, 2004, (2): 445-451.

- [4] Spengler M and Schiele B. Towards robust multi-cue integration for visual tracking. *International Journal of Machine Vision and Applications*, 2003, (14): 50–58.
- [5] Collins R and Liu Y. On-line selection of discriminative tracking features. Proceedings of International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003: 346–352.
- [6] Toyama K and Hager G. Incremental focus of attention for robust vision-based tracking. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 35(1): 45–63.
- [7] Kittler J and Hatef M, *et al.* On combining classifiers. *IEEE Trans. on PAMI*, 1998, 20: 226–238.
- [8] Triesch J and Malsburg C. Democratic integration: self-organized integration of adaptive cue. *Neural Computation* 2001, 13: 2049–2074.
- [9] Jacobs R. What determines visual cue reliability? *Trends in Cognitive Sciences*, 2002, 6(8): 345–350.
- [10] Arulampalam S, Maskell S, Gordon N, and Clapp T. A tutorial on particle filters for on-line nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174–188.
- [11] Comaniciu D, Ramesh V, and Meer R. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Hilton Head, USA, 2000, Vol.2: 142–149.
- [12] Perez P, Hue C, Vermaak J, and Gangnet M. Color-based probabilistic tracking. Proc. European Conf. Computer Vision, Copenhagen, Denmark, 2002, Vol(I): 661–675.
- [13] Huttenlocher D, Klanderman G, and Rucklidge W. Comparing images using the Hausdorff distance. *IEEE Trans. on PAMI*, 1993, 15(9): 850–863.
- 钟小品: 男, 1979 年生, 博士生, 研究方向为模式识别、计算机视觉.
- 薛建儒: 男, 1972 年生, 副教授, 研究领域为模式识别、计算机视觉、信号压缩.
- 郑南宁: 男, 1952 年生, 中国工程院院士, 研究领域为模式识别、计算机视觉、以及基于视觉的信息处理系统.
- 平林江: 男, 1982 年生, 硕士生, 研究方向为模式识别、计算机视觉.