

抑制模板漂移的目标跟踪算法

潘吉彦, 胡 波, 张建秋

(复旦大学电子工程系, 上海 200433)

摘 要: 本文提出了一种解决目标跟踪中模板漂移现象的新算法. 模板漂移现象指的是, 由于不断进行模板更新, 目标会逐渐移出模板, 而背景物体则逐渐占据整个模板. 本文为了解决这个问题, 提出了一组能够精确描述模板漂移对于模板更新滤波器的影响的表达式, 以使得考虑了模板漂移影响后的模板更新滤波器能够在空间及时间上自适应地实现及时更新目标外观与避免模板漂移之间的近似最优平衡. 大量的包含不同目标外观变化类型的实景视频流的实验结果证实了本文算法的有效性.

关键词: 目标跟踪; 模板漂移; 模板匹配; 自适应 Kalman 滤波

中图分类号: TN911.73 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 03-0622-06

A Template-Drift-Resistant Object Tracking Algorithm

PAN Ji-yan, HU Bo, ZHANG Jian-qiu

(Dept of Electronic Engineering, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: We propose an algorithm addressing the problem of template drift in object tracking. Template drift is a common phenomenon in which the target gradually shifts away from the template and the template is gradually occupied by background objects due to template update. In order to solve this problem, this paper derives expressions that accurately evaluate the influence of template drift on the template-updating filter, so that the filter achieves a quasi-optimal balance between reducing template drift and keeping track of target appearance variations in a spatiotemporally adaptive manner. Experimental results based on a wide range of real-world video sequences containing diverse degrees of target appearance variations confirm the effectiveness of our algorithm.

Key words: object tracking; template drift; template matching; adaptive Kalman filtering

1 引言

目标跟踪在人机交互、自动监视、视频检索、交通监测以及车辆导航中有着广泛的应用. 目标跟踪的任务是确定目标在视频流各帧中的几何状态, 包括位置、尺寸以及取向等. 由于不限定被跟踪目标的外观, 而且目标的外观在跟踪过程中可以变化, 再加上复杂背景的干扰, 目标跟踪算法面临着诸多挑战, 是计算机视觉领域的研究热点之一^[1~6].

模板匹配跟踪算法通常使用一个矩形或者椭圆形的模板来表征目标. 目标的运动通常由模板的坐标变换(平移、缩放、旋转等)来描述. 不同的坐标变换参数给出不同的图像区域, 其中给出与模板匹配程度最高的图像区域的坐标变换参数反映了当前目标的几何信息^[7].

由于目标的外观在跟踪过程中不断变化, 因此模板也必须不断更新. 最简单的模板更新策略是每帧或每隔若干帧把匹配到的图像区域作为新的模板^[8,9]. 然而,

一个频繁发生的现象是, 在跟踪过程中, 目标逐渐移出模板, 而背景物体则逐渐移入模板, 最终导致目标的丢失. 这个现象称为模板漂移现象(template drift)^[3,7].

许多文献都对模板漂移现象的原因作了初步与定性的解释^[3,10,11]. 模板更新和模板漂移是一对矛盾: 为了使模板能够尽可能及时准确地反映当前目标的外观, 必须频繁更新模板; 另一方面, 频繁更新模板又会造成模板外观被漂移现象所破坏. 为了解决这个矛盾, 各种模板更新算法被提了出来. 一些方法用初始模板来校正模板匹配的结果^[1,7,10]. 这些方法在目标外观在整个跟踪阶段变化很小时可以较好地避免模板漂移. 文献[11]在比较了不依赖于初始模板的各种模板更新策略后, 得出结论认为用 Kalman 模板更新滤波器对模板进行滤波的策略对于漂移与噪声具有最强的鲁棒性. 文献[12]进一步研究了如何选取模板更新滤波器的 Kalman 系数. 在文献[4]与[13]中, 通过估计 Kalman 模板更新滤波器的两个模型噪声之一, 滤波器的 Kalman 系数能够根据

目标外观变化的情况自动调整.但是,文献[4]与[13]要么假定状态转移噪声功率恒定,要么假定观测噪声功率恒定,而这在实际情况中都较为罕见.

本文通过计算模板像素真实值的概率分布定量地估计出漂移噪声功率.然后将漂移噪声功率加上摄像头噪声功率后,就能够在线估计观测噪声的功率.状态转移噪声的功率也可以通过新息功率在线计算得到.这样,本文提出的模板更新滤波器的 Kalman 系数始终能够在更新模板与减少漂移之间寻求接近最优的平衡点,而且,这个平衡点在不同的模板位置与跟踪时刻上都能自适应地调整.实验结果表明,本文的方法十分有效地抑制了模板漂移现象,取得了很好的跟踪效果.

本文的结构安排如下:第2节介绍利用模板匹配与 Kalman 模板更新滤波器进行目标跟踪;在第3节中,我们详细论述模型噪声的估计及其在抑制模板漂移中的作用;第4节给出不同情况下的实景视频流的实验结果;最后我们在第5节中对本文作一个总结.

2 模板匹配与 Kalman 模板更新

2.1 基于模板匹配的目标跟踪

在基于模板匹配的目标跟踪中,目标由代表其外观的子图像表示,这个子图像称为模板.初始模板通常是目标在第一帧中的外观.在本文中,模板用 $T(x)$ 表示,其中 $x = [x, y]^T$ 是像素坐标.由于观测噪声的存在,真实的目标外观无法得到,因此跟踪算法实际利用的是模板的估计值 \hat{T} .

在每一帧中, \hat{T} 通过坐标变换 $\phi(x; a)$ 映射到图像帧中,其中 a 是变换参数向量. $\phi(x; a)$ 描述了目标的运动与形变.对于包含平移、缩放与旋转的坐标变换, a 是一个四维向量, $\phi(x; a)$ 可以表示为:

$$\phi(x; a) = a_1 \begin{bmatrix} \cos a_2 & -\sin a_2 \\ \sin a_2 & \cos a_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_3 \\ a_4 \end{bmatrix} \quad (1)$$

理论上说, $\phi(x; a)$ 可以具有任意多的参数来描述任意复杂的目标运动,但是由(1)式所代表的运动模型可以描述实际中遇到的大多数情况.

变换参数向量 a 反映了目标在当前帧中的几何信息.该信息的最优估计通过寻找与模板最匹配的当前帧的图像区域得到,即

$$\hat{a} = \arg \min_a \frac{1}{N} \sum_{x \in T} |I_n[\phi(x; a)] - \hat{T}(x)| \quad (2)$$

在上式中, \hat{a} 是第 n 帧的变换参数向量的最优估计值; $I_n(x)$ 是第 n 帧图像位于坐标 x 处的像素值; T 是模板像素坐标的集合; N 是模板所包含的像素个数.式(2)的实现有一系列快速搜索算法^[14,15],搜索的初始点可以由文献[16]中的算法得到.另外,由于坐标变换 ϕ 所产生的不一定是整数坐标值,因此需要用双线性插值

来计算 $I_n[\phi(x; a)]$.

在理想情况下,由式(2)得到的变换参数向量 \hat{a} 反映了目标的真实几何状态,但是,由于式(2)的最终搜索结果必须取自离散向量空间,其中的量化误差导致了变换参数向量的最优估计值与真实值 a_0 之间不可避免地存在误差.因此,在每一帧中都会发生目标外观的观测值 $I_n[\phi(x; \hat{a})]$ 偏离其真实值 $I_n[\phi(x; a_0)]$.我们把由于这种外观偏离而造成的那部分观测噪声称为漂移噪声.漂移噪声的累积是导致模板漂移现象发生的根本原因.漂移噪声与摄像头噪声共同构成了观测噪声.

2.2 Kalman 模板更新滤波器

为了得到对于目标真实外观的最优估计, Kalman 滤波器被应用到了模板更新中.为了分析每一个模板像素的变化情况,我们对每一个模板像素分别进行 Kalman 滤波.对模板像素 x , 其状态方程为

$$T(x, n) = T(x, n-1) + s(x, n-1) \quad (3)$$

其中, $T(x, n)$ 是模板像素 x 在第 n 帧的灰度值; $s(x, n)$ 是状态转移噪声,它反映了从第 n 帧到第 $n+1$ 帧目标外观本身的变化.我们可以合理地认为状态转移噪声是零均值高斯白噪声,具有功率谱密度 $s^2(x, n)$.

模板像素 x 的观测方程为

$$I_n[\phi(x; \hat{a})] = T(x, n) + m(x, n) \quad (4)$$

其中, $m(x, n)$ 是观测噪声.同样,观测噪声也是零均值高斯白噪声,具有功率谱密度 $m^2(x, n)$.

记 $e_P(x, n)$ 为 $T(x, n)$ 的预测误差, $e_E(x, n)$ 为 $T(x, n)$ 的估计误差,则我们可以得到以下两式:

$$T(x, n-1) = \hat{T}_E(x, n-1) + e_E(x, n-1) \quad (5)$$

$$T(x, n) = \hat{T}_P(x, n) + e_P(x, n) \quad (6)$$

式中, $\hat{T}_P(x, n)$ 是在得到了前 $n-1$ 帧观测值后,对 $T(x, n)$ 的预测值; $\hat{T}_E(x, n)$ 是在得到了前 n 帧观测值后,对 $T(x, n)$ 的估计值.由于式(3)中的状态转移系数为 1,所以

$$\hat{T}_P(x, n) = \hat{T}_E(x, n-1) \quad (7)$$

从式(3), (5) ~ (7), 我们可以得到 $T(x, n)$ 的预测误差与估计误差之间的关系为

$$e_P(x, n) = e_E(x, n-1) + s(x, n-1) \quad (8)$$

由于状态转移噪声与估计误差不相关,所以我们得到

$$s^2_P(x, n) = s^2_E(x, n-1) + s^2_S(x, n-1) \quad (9)$$

其中, s^2_P 和 s^2_E 分别是预测误差与估计误差的功率谱密度.在不致混淆的情况下,为了简明起见,以下把功率谱密度简称为功率.

根据 Kalman 滤波理论^[17], 模板像素 x 的最优 Kalman 系数应该取为

$$G(x, n) = \frac{1}{1 + \frac{\sigma_M^2(x, n)}{\sigma_P^2(x, n)}} \quad (10)$$

模板则根据以下方程更新:

$$\begin{aligned} \hat{T}_E(x, n) &= \hat{T}_P(x, n) + G(x, n) \{ I_n[\phi(x; \hat{a})] - \hat{T}_P(x, n) \} \\ &= \hat{T}_P(x, n) + G(x, n) \quad (x, n) \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $(x, n) = I_n[\phi(x; \hat{a})] - \hat{T}_P(x, n)$ 是第 n 帧的新息.

模板更新以后, $T(x, n)$ 的估计误差功率变为

$$\sigma_E^2(x, n) = [1 - G(x, n)] \sigma_P^2(x, n) \quad (12)$$

方程式(7), (9) ~ (12) 构成了 Kalman 模板更新的一个完整的迭代.

2.3 滤波器的初始化

在这里,唯一需要初始化的是模板的估计误差功率 σ_E^2 . 由于初始模板直接从第一帧的目标区域截取,所以此时的估计误差仅由摄像头噪声造成. 因此,初始估计误差功率等于摄像头噪声功率,即

$$\sigma_E^2(x, 0) = \sigma_{MC}^2 \quad (13)$$

其中 σ_{MC}^2 是摄像头噪声功率.

3 滤波器模型噪声功率的估计

3.1 两个模型噪声功率的联系

在标准的 Kalman 滤波问题中,状态转移噪声功率 σ_S^2 与观测噪声功率 σ_M^2 都被认为是先验已知的. 但是,在目标跟踪中,这两个模型噪声功率需要在线估计. 不过,如果一个噪声功率已经得到,则另一个噪声功率就不难估计了^[13]. 同时考虑(3) - (5) 及式(7),我们立刻可以得到联系新息、估计误差以及两个模型噪声的方程:

$$(x, n) = e_E(x, n-1) + \sigma_S^2(x, n-1) + \sigma_M^2(x, n) \quad (14)$$

由于上式右边各项均两两不相关,所以可以得到

$$\sigma^2(x, n) = \sigma_E^2(x, n-1) + \sigma_S^2(x, n-1) + \sigma_M^2(x, n) \quad (15)$$

其中, $\sigma^2(x, n)$ 是新息 (x, n) 的功率. 新息功率可以通过时间-空间上的平均平方误差来估计,即

$$\sigma^2(x, n) = \frac{1}{N_L} \sum_{k=n-L+1}^n \sum_{L(x)} [I(z, k)]^2 \quad (16)$$

上式中, L 是时间滑动平均窗的长度; $L(x)$ 是中心位于 x 的空间图像块; N_L 是参与平均的像素总数. 在本文中,本文取 $L = 20$, 空间图像块的大小为 11×11 像素.

由于估计误差功率 σ_E^2 在 Kalman 滤波的过程中自动产生,因此根据式(15),如果 σ_M^2 (σ_S^2) 已知,则 σ_S^2 (σ_M^2) 立即可以得到. 在下一节中将会看到,观测噪声的功率可以通过估计漂移噪声功率而在线得到. 一旦估计出了观测噪声功率 σ_M^2 ,则状态转移噪声功率 σ_S^2 可以立即

表示如下:

$$\sigma_S^2(x, n-1) = \sigma^2(x, n) - \sigma_E^2(x, n-1) - \sigma_M^2(x, n) \quad (17)$$

在某些情况下,式(17)会产生负值,这表明在 x 处,目标外观从第 $n-1$ 帧到第 n 帧几乎没有变化. 所以, σ_S^2 应该取为零,同时, σ_M^2 也应该相应调整为

$$\sigma_M^2(x, n) = \sigma^2(x, n) - \sigma_E^2(x, n-1) \quad (18)$$

接下来,我们就具体论述如何在线估计漂移噪声以及观测噪声的功率.

3.2 观测噪声功率的估计

如 2.1 节所述,观测噪声中的漂移噪声成分的累积是导致模板漂移现象发生的根本原因. 因此,为了使得 Kalman 模板更新滤波器能够抑制模板漂移,必须定量地估计漂移噪声的功率.

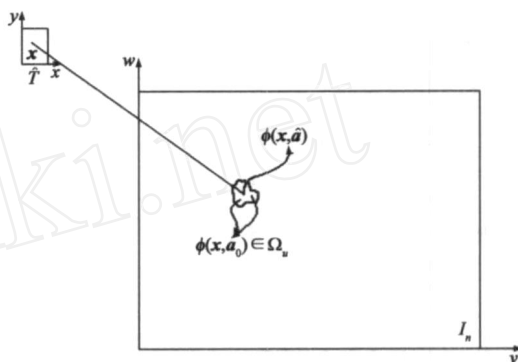


图1 模板像素 x 在图像帧中的真实位置 $\phi(x; a_0)$ 位于搜索结果 $\phi(x; \hat{a})$ 的邻域内,由此造成了漂移噪声

图1表示了由于变换参数向量的最优估计值 \hat{a} 与真实值 a_0 之间不一致导致了在 $I_n[\phi(x; \hat{a})]$ 中产生了漂移误差. 图1中模板像素 x 在第 n 帧的真实位置 $\phi(x; a_0)$ 位于 $\phi(x; \hat{a})$ 的邻域 u 中的某一点,因此模板像素 x 的真实值也应该取自 u 中的某一点. 模板像素 x 的漂移噪声实质上就是 $I_n[\phi(x; \hat{a})]$ 与 x 在 u 中的期望真实值的误差. 当式(2)的搜索精度降低时, u 会变大,一般会导致漂移噪声增加.

为了简单起见,我们用 a 代替 a_0 来表示变换参数向量的真实值. 根据前面的论述,模板像素 x 的漂移噪声功率可以表示为

$$\sigma_{MD}^2(x, n) = \int_a \{ I_n[\phi(x; a)] - I_n[\phi(x; \hat{a})] \}^2 p_a(a | \hat{a}) da \quad (19)$$

其中, $\sigma_{MD}^2(x, n)$ 是模板像素 x 在第 n 帧的漂移噪声功率; p_a 是已知 \hat{a} 以后 a 的各分量的联合后验概率密度分布. 当 \hat{a} 在 a 的附近时, a 的各分量的后验概率密度分布可以看成是相互独立的,因为此时某一个分量的取值结果不会影响其它分量的取值. 在目标没有丢失的情况下,这个条件总是满足的. 因此,式(19)可以重新

写为

$$^2_{MD}(x, n) = \iint_{a_1, a_2, \dots, a_m} \{ I_n[\phi(x; a)] - I_n[\phi(x; \hat{a})] \}^2 \prod_{i=1}^m p_i(a_i | \hat{a}_i) da_i \quad (20)$$

其中, p_i 是 a 的第 i 个分量 a_i 的后验概率密度分布; m 是坐标变换 ϕ 所包含的参数个数.

接下来的问题是如何计算 p_i . 显然, \hat{a}_i 只能取离散值, 且 \hat{a}_i 的条件概率是

$$P_i(\hat{a}_i | a_i) = \begin{cases} 1, & |\hat{a}_i - a_i| \leq \delta/2 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (21)$$

上式中, P_i 是给定 a_i 后 \hat{a}_i 的条件概率; δ 是式(2)搜索 \hat{a}_i 时的最终步长. 根据 Bayesian 理论, a_i 的后验分布是

$$p_i(a_i | \hat{a}_i) = \frac{P_i(\hat{a}_i | a_i) p(a_i)}{\int P_i(\hat{a}_i | a_i) p(a_i) da_i} \quad (22)$$

将式(21)代入式(22)可得

$$p_i(a_i | \hat{a}_i) = \begin{cases} \frac{p(a_i)}{\int_{a_i - \delta/2}^{a_i + \delta/2} p(a_i) da_i}, & |a_i - \hat{a}_i| \leq \delta/2 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (23)$$

尽管要得到 $p(a_i)$ 的确切值并不容易, 但是我们可以合理地认为 $p(a_i)$ 在式(23)的积分区间中是近似不变的. 这是因为 δ 较小, 而且积分区间比较靠近 $p(a_i)$ 较为平坦的极大值点. 基于此近似, 式(23)可以简化为

$$p_i(a_i | \hat{a}_i) = \begin{cases} 1/\delta, & |a_i - \hat{a}_i| \leq \delta/2 \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (24)$$

将式(24)代入式(20), 即可求得模板像素 x 在第 n 帧的漂移噪声功率. 然而, 由于在计算过程中包含双线性插值, 所以要想得到漂移噪声功率的解析结果是十分困难的. 不过, 我们可以通过将积分离散化求得近似的数值结果, 即:

$$^2_{MD}(x, n) = \sum_{k_1, k_2, \dots, k_m} \{ I_n[\phi(x; a_k)] - I_n[\phi(x; \hat{a})] \}^2 \prod_{i=1}^m p_i(k_i | \hat{a}_i) \quad (25)$$

其中, $a_1 \dots a_m$ 组成了在 a 所处的高维空间中的求和单元, 且 $a_k = [k_1 \ a_1 \dots k_m \ a_m]^T$. 求和单元的大小决定了式(25)的精度. 整数 k_i 的取值范围满足

$$|k_i - \hat{a}_i| \leq \delta/2, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (26)$$

最后, 观测噪声功率由下式给出:

$$^2_M(x, n) = ^2_{MC} + ^2_{MD}(x, n) \quad (27)$$

其中, $^2_{MC}$ 是摄像头噪声功率.

4 实验结果

我们在大量实景视频流上比较了不同跟踪算法抑制模板漂移的性能. 这些视频流中被跟踪的目标具有不同程度的外观变化强度. 由于在每一类实验中, 我们在所有视频流上都得到了相似的实验结果, 因此我们在每一类实验中各取一个典型的视频流放在本文中, 如图 2 所示. 图 2 中的每一行代表了一个视频流, 从第一行到第四行, 目标外观的变化程度从无变化到很大变化. 我们比较了以下三种算法抑制模板漂移的性能: 文献[3]中的算法、文献[4]中的算法以及本文提出的算法. 在图 2 的每一行中, 最左边的一幅图像是所有算法共同的初始帧, 接下来从左到右的三幅图像分别显示了三种算法最后的跟踪结果. 在第四个视频流中, 由于文献[3]中的算法在跟踪过程中丢失了目标, 所以跟踪提前结束. 在每幅图像的右下角显示的是当前模板.

在所有实验中, 我们都观察到, 对于文献[3]的算法, 由于它采用第一帧模板校正目标位置, 因此当目标外观变化很小时, 几乎没有模板漂移现象 (见图 2(a2)); 然而, 当目标外观变化程度增加时, 该算法的性能大幅下降 (见图 2(b2), 3(c2)), 甚至丢失目标 (见图 2(d2)), 这是因为第一帧模板对于校正目标位置不再有效.

对于文献[4]的算法, 当目标外观变化较小时, 过快的模板更新使该算法产生了很严重的模板漂移 (见图 2(a3)); 而当目标外观变化程度增加时, 尽管模板漂移有所减小, 但是仍然十分明显 (见图 2(b3), 3(c3), 3(d3)). 这是因为该算法没有考虑漂移噪声功率, 因而其模板更新滤波器对于抑制模板漂移无法取得令人满意的效果.

对于本文提出的算法, 无论目标外观变化程度如何, 模板漂移总是被有效得抑制住了 (见图 2(a4), 3(b4), 3(c4), 3(d4)). 这是由于本文算法的模板更新滤波器有效建模了漂移噪声, 因而能够针对各种不同的跟踪场景自适应地得到接近最优的模板更新策略.

5 结论

本文提出了能够有效抑制模板漂移的目标跟踪算法. 通过将模板漂移的成因定量建模为漂移噪声并将其作为模板更新滤波器观测噪声的一部分, 本文提出的算法能够正确在线估计模板更新滤波器中每个像素点的噪声功率, 从而对每个模板像素点在每一帧都自适应地采用接近最优的 Kalman 系数. 大量基于实景视频流的跟踪实验表明, 本文提出的算法能够根据不同位置不同时刻的目标外观变化情况以及搜索精度的高低动态选择最能有效提高搜索精度的模板更新策略,

从而显著抑制了模板漂移现象的发生.

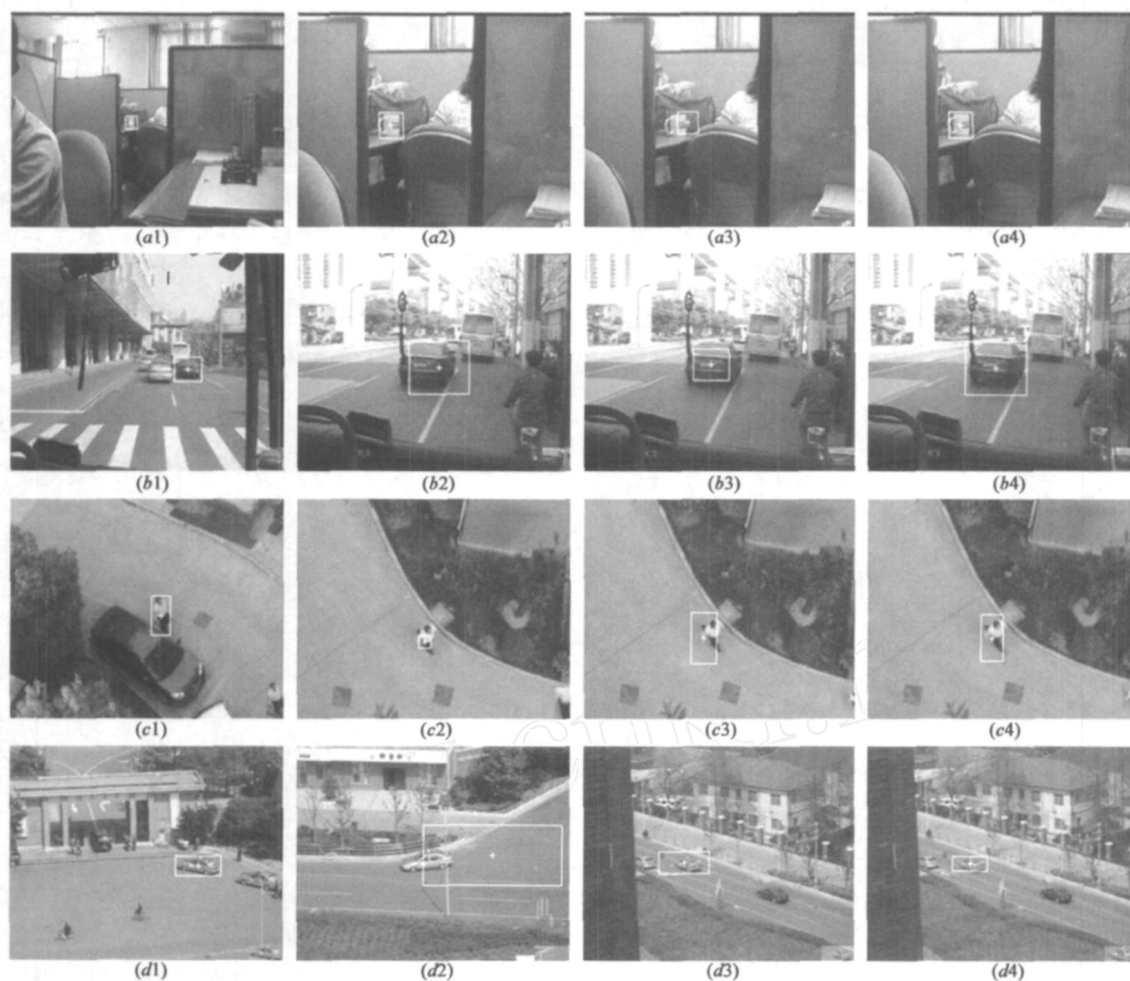


图2 不同跟踪算法抑制模板漂移的性能比较. 四行分别显示了四个不同视频流的跟踪结果. 在每一行中, 最左边的一幅图像是各算法共同的初始帧, 接下来从左到右的三幅图像分别显示了文献[3]、文献[4]以及本文提出的算法的最终跟踪结果. 当前模板显示在每一幅图像的右下角. 在第四个视频流中, 文献[3]的算法丢失了目标(见 $d2$), 因此跟踪过程提前结束

参考文献:

- [1] Rasmussen C, Hager G. Probabilistic data association methods for tracking complex visual objects[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6): 560 - 576.
- [2] Hue C, Cadre J L, Prez P. Sequential Monte Carlo methods for multiple target tracking and data fusion[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(2): 309 - 325.
- [3] Matthews I, Ishikawa T, Baker S. The template update problem[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(6): 810 - 815.
- [4] Nguyen H T, Smeulders A W M. Fast occluded object tracking by a robust appearance filter[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8): 1099 - 1104.
- [5] Yilmaz A, Li X, Shan M. Contour based object tracking with occlusion handling in video acquired using mobile cameras[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(11): 1531 - 1536.
- [6] Chen Y, Rui Y, Huang T. Jpdf based HMM for real-time contour tracking[A]. Proc IEEE Comp Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. IEEE, 2001. 2001(1): 543 - 550.
- [7] Z Jia, A Balasuriya, S Challa. Target Tracking with Bayesian Fusion Based Template Matching[A]. Proc IEEE Int. Conf. On Image Processing[C]. IEEE, 2005. 2005(2): IF-826 - 829.
- [8] Black M J, Yacoob Y. Recognizing facial expressions in image sequences using local parameterized models of image motion[J]. Int J Computer Vision, 1997, 25(1): 23 - 48.
- [9] Sidenbladh H, Black M J, Fleet D J. Stochastic tracking of 3D human figures using 2D image motion[A]. Lecture Notes in Computer Science[C]. Vernon D Dublin, Ireland: Springer Berlin, 2000. 1843/ 2000(2): 702 - 718.
- [10] Kaneko T, Hori O. Template update criterion for template matching of image sequences[A]. Proc IEEE Int Conf on Pattern Recognition[C]. IEEE, 2002. 1 - 5.
- [11] Peacock A M, et al. Reference block updating when tracking

- with block matching algorithm[J]. Electronic Letters, 2000, 36 (4): 309 - 310.
- [12] Haworth C, Peacock A M, Renshaw D. Performance of reference block updating techniques when tracking with the block matching algorithm[A]. Proc IEEE Int Conf on Image Processing[C]. IEEE, 2001. 365 - 368.
- [13] Nguyen H T, et al. Occlusion robust adaptive template tracking [A]. Proc. IEEE Int. Conf. on Computer Vision[C]. Vancouver, BC: IEEE, 2001. 678 - 683.
- [14] Liu L K, Feig E. A block-based gradient descent search algorithm for block motion estimation in video coding[J]. IEEE Trans on Circuits and Systems for Video Technology, 1996, 6 (4): 419 - 422.
- [15] Baker S, Matthews I. Lucas-Kanade 20 years on: a unifying framework[J]. Int. J. Computer Vision, 2004, 53 (3): 221 - 255.
- [16] Pan J, Hu B, Zhang J Q. An efficient object tracking algorithm with adaptive prediction of initial searching point[A]. Lecture Notes in Computer Science[C]. Vernon D. Dublin, Ireland: Springer Berlin, 2006. 4319/ 2006: 1113 - 1122.
- [17] Brown R G, Hwang P Y C. Introduction to Random Signals and Applied Kalman Filtering[M]. New York: John Wiley & Sons, 1992. 190 - 228.

作者简介:



潘吉彦 男, 1983 年 5 月出生于上海市. 分别于 2005 年和 2008 年在复旦大学电子工程系获得理学学士和硕士学位. 现为美国卡内基梅隆大学计算机工程博士生. 主要研究方向为计算机视觉和人工智能.

Email: jiyapan@cmu.edu



胡波 男, 1968 年生. 1996 年毕业于复旦大学电子工程系, 获得理学博士学位. 1994 年至 1996 年在香港科技大学电子系进行访问研究. 现为复旦大学电子工程系教授, 博士生导师, IEEE 电路与系统分会盲信号处理技术委员会委员. 主要从事视频图像处理以及数字通信系统的研究.

Email: bohu@fudan.edu.cn



张建秋 男, 1962 年生. 1996 年在哈尔滨工业大学电子测量及仪器系获工学博士学位. 1999 年 1 月至 2002 年 7 月在英国格林威治大学工程学院工作. 现为复旦大学电子工程系教授, 博士生导师, IEEE 高级会员. 主要从事数字信号处理以及智能仪器系统的研究.

Email: jqzhang@fudan.ac.cn