

文章编号: 0253-2239(2010)08-2317-07

基于遗忘因子与卡尔曼滤波的协方差跟踪

张旭光¹ 张 云¹ 王艳宁¹ 王延杰²

(¹ 燕山大学河北省工业计算机控制工程重点实验室, 河北 秦皇岛 066004)
(² 中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033)

摘要 协方差矩阵具有融合多维特征, 获得全局最优解的优点, 在目标描述方面展现出了优秀的性能, 然而传统的协方差匹配难以跟踪被严重遮挡的目标, 且全局搜索易遭受相似背景的干扰。为了提高协方差跟踪的性能, 提出了基于遗忘因子与卡尔曼滤波的协方差跟踪算法。利用协方差矩阵可实现多种特征的巧妙融合, 采用基于遗忘因子的加权搜索策略, 可以削弱窗口内相似目标的干扰, 利用卡尔曼滤波预测目标运动轨迹并判断目标是否被严重遮挡, 使遮挡消失后目标仍能被重新捕获。实验结果表明, 该算法可在摄像机运动、目标旋转、缩放和被遮挡等情况下实现刚性与非刚性目标的稳健跟踪。

关键词 目标跟踪; 协方差跟踪; 模糊隶属度; 遗忘因子; 卡尔曼滤波

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20103008.2317

Covariance Tracking Based on Forgetting Factor and Kalman Filter

Zhang Xuguang¹ Zhang Yun¹ Wang Yanning¹ Wang Yanjie²

(¹ Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University,
Qinhuangdao, Hebei 066004, China)
(² Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun, Jilin 130033, China)

Abstract Covariance matrix is an excellent object descriptor which can fuse multiple features and provide a global optimal resolution. Unfortunately, it is hard for traditional covariance matching to track target when severe occlusion occurs. Furthermore, more similar background's disturbances may be introduced by global search. In order to improve the performance of covariance tracking, a covariance tracking algorithm based on forgetting factor and Kalman filter is proposed. Multiple features can be skillfully fused using covariance matrix. In order to reduce the disturber from similar targets, weights on the distance function among covariance matrices is imposed using forgetting factor based on fuzzy membership. The Kalman filter is used to predict the trajectory of target and judge whether severe occlusions occur which allow us to capture again when occlusions disappear. Experimental results show that the method can successfully cope with camera moving, clutter, occlusions, and target variations such as scale and rotation for tracking rigid and non-rigid targets.

Key words target tracking; covariance tracking; fuzzy membership; forgetting factor; Kalman filter

1 引 言

目标跟踪是计算机视觉领域的重要研究课题, 在视频监控、协助驾驶、运动分析和人机交互等领域有着广泛应用。许多应用都需要跟踪算法可以克服背景的混乱、目标被遮挡和目标尺寸变化等难点。

为了解决这些困难, 国内外专家提出许多优秀的算法^[1-5], 然而大多数跟踪算法都利用单一特征描述目标, 如颜色、形状和纹理等。当一种特征不足以区分目标与背景的时候, 单一特征在目标跟踪过程中很容易失效, 尤其在复杂背景下该问题尤为突出。

收稿日期: 2009-09-29; **收到修改稿日期**: 2009-11-30

基金项目: 国家自然科学基金(60805045, 60804036, 90820016)资助课题。

作者简介: 张旭光(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事目标跟踪与识别等方面的研究。E-mail: zhangxg@ysu.edu.cn

采用多特征描述目标将增强特征模型的辨别能力,提高目标跟踪的稳定性。利用直方图融合多特征是最直观、便捷的方式。基于直方图特征的均值漂移跟踪算法^[6~8]在近年来颇为流行。许多算法在直方图中加入新的特征。然而在直方图中融合多特征存在一些缺陷:1)随着特征维数的增长,其计算复杂度呈指数增长。2)均值漂移算法要求目标在前后两帧具有较大的重叠。3)传统的颜色直方图缺乏描述目标的空间信息,其特征模型缺少辨别力,尤其当目标受到遮挡的时候。

为了克服以上难点,Tuzel等^[9]提出了利用协方差矩阵描述目标的方法,利用协方差矩阵实现目标检测和纹理分类。Porikli等^[10]提出了利用李代数实现模板更新的协方差跟踪算法,该算法可实现全局最优匹配,然而在复杂环境中,图像中很可能出现与目标十分相似的背景,此时提供的全局最优会造成误匹配。为增强目标跟踪的稳定性,采用跟踪窗口内环形搜索的策略,以目标的前一帧位置为窗口中心,根据与窗口中心距离的不同由近及远环形的遍历搜索,并提出基于模糊隶属度的遗忘因子加权策略,对不同半径利用遗忘因子进行加权,从而削弱了相似目标的干扰。遗忘因子由模糊隶属度函数自动获得。当目标遭遇严重遮挡时,无法正确提取其协方差矩阵,导致特征匹配失败,可能造成目标的丢失,本文采用卡尔曼滤波预测目标的运动轨迹,当目标被完全遮挡时,对目标轨迹进行预测,使遮挡消失后,能够重新捕获目标,完成对目标的稳定跟踪。

2 协方差特征描述

2.1 协方差矩阵的定义

在 N 个样品中,第 i 和第 j 个特征之间的协方差定义为

$$s_{ij} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (x_{ik} - \bar{x}_i)(x_{jk} - \bar{x}_j).$$

如果一批样品有 n 个特征 x_1, x_2, \dots, x_n 。求出每两个特征的协方差,总共得到 n^2 个值,将这 n^2 个值排列成以下的 n 维方阵,称为协方差矩阵:

$$\mathbf{S} = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{n1} & s_{n2} & \cdots & s_{nn} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

2.2 目标的特征描述

目标跟踪可以理解为在实测图像中寻找与模板最相似的候选区域的过程。对于观测图像 I ,其颜色特征可用 $R(x, y), G(x, y), B(x, y)$ 三维分量来表示, $I(x, y)$ 为图像的亮度特征, $I_x(x, y)$ 为 x 方向的梯度特征, $I_y(x, y)$ 为 y 方向的梯度特征,为了在特征中融合空间信息,采用像素与目标区域中心的距离 $d(x, y)$ 作为特征, $d(x, y) = \sqrt{(x^2 + y^2)}$, $(x', y') = (x - x_0, y - y_0)$,式中 (x', y') 为像素相对于区域中心 (x_0, y_0) 的坐标。本文利用以上 7 种特征构造相关联的特征向量 \mathbf{f}_k

$$\mathbf{f}_k = [R(x, y) \quad G(x, y) \quad B(x, y) \quad d(x, y) \quad I(x, y) \quad I_x(x, y) \quad I_y(x, y)]. \quad (2)$$

2.3 区域协方差矩阵的构造

对于 $M \times N$ 大小的图像区域 R ,其具有 d 维特征的协方差矩阵 \mathbf{C}_R 可表示为

$$\mathbf{C}_R = \frac{1}{MN} \sum_{k=1}^{MN} (\mathbf{f}_k - \boldsymbol{\mu}_R)(\mathbf{f}_k - \boldsymbol{\mu}_R)^T, \quad (3)$$

式中 $\boldsymbol{\mu}_R$ 是区域 R 中各个像素点对应特征的均值的矩阵。协方差矩阵是一个对称矩阵,其对角线上的元素代表每个特征的方差,而非对角线上的元素代表了各个特征之间的相关性。

2.4 协方差矩阵的目标辨别力

本文从两个角度出发来考察协方差矩阵的目标辨别力,即不同目标之间的区别性,以及同一目标在旋转、缩放条件下的一致性。利用(2)式所提取的七维特征向量分别对两组图像计算协方差矩阵。

图 1(a)~(d)分别显示了 4 幅不同的摩托车图像,图 1(e)显示了其对应协方差矩阵数据的一维曲线对比。从对比曲线可以看出,不同图像的协方差矩阵差异比较明显。图 2(a)~(d)分别显示了对图 1(a)所示的摩托车图像进行旋转、缩放后的图像,图 2(e)显示了其对应的协方差矩阵的一维曲线对比。可以发现,当目标发生旋转、缩放后其协方差矩阵的变化很小。

2.5 协方差矩阵的距离度量

为了匹配与给定目标最相似的区域,需要计算目标窗口与候选窗口的协方差矩阵间的距离。然而,协方差矩阵不属于欧几里德空间,因此,不适合用两个矩阵相减的方法来测量其距离。可采用文献[11]中的距离测量方法。协方差矩阵的距离由两个

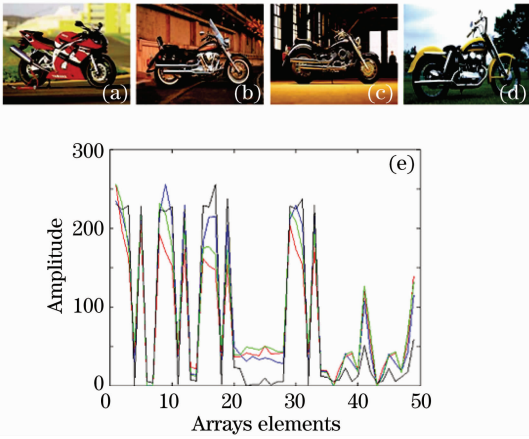


图 1 不同目标协方差矩阵。(a)~(d)为不同目标图像；
(e)为对应协方差矩阵一维曲线

Fig.1 Covariance matrices of different targets. (a)~(d) images of different targets; (e) one-dimensional curve of corresponding covariance matrices

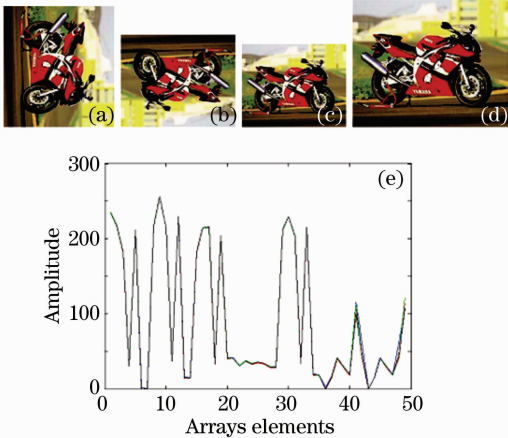


图 2 相同目标协方差矩阵。(a)~(d)为相同目标图像；
(e)为对应协方差矩阵一维曲线

Fig.2 Covariance matrices of the same target. (a)~(d) images of one target; (e) one-dimensional curve of corresponding covariance matrices

矩阵的广义特征值的对数平方和的平方根来计算。

$$\rho(C_i, C_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^d \ln^2 \lambda_k(C_i, C_j)}, \quad (4)$$

式中 $\{\lambda_k(C_i, C_j)\}$ 是矩阵 C_i 与 C_j 的广义特征值, 根据下式计算: $|\lambda C_i - C_j| = 0$ 。

距离测量 ρ 满足距离公理。即

- 1) 正定性: $\rho(A, B) \geq 0$, 仅当 $A = B$ 时有 $\rho(A, B) = 0$;
- 2) 对称性: $\rho(A, B) = \rho(B, A)$;
- 3) 三角不等式: $\rho(A, B) + \rho(A, C) \geq \rho(B, C)$ 。

在每一帧图像, 搜索与当前目标模板协方差矩阵距离最小的区域。这个最佳匹配位置定位了目标在当前帧的位置。

3 基于模糊隶属度的遗忘因子加权

3.1 环形搜索策略

使用协方差矩阵可以实现全局搜索, 然而搜索范围越大则引入越多的干扰背景, 因此可根据待跟踪目标的运动速度选择在适当大小的窗口内搜索。传统的搜索方式是从区域的左下角 $(0, 0)$ 坐标开始搜索, 并计算每一点协方差矩阵与模板协方差矩阵的距离, 当所有位置搜索完毕, 协方差矩阵距离最小的位置即为目标的匹配位置。在实际应用中, 一般距离上一帧目标位置(窗口中心)越近, 则目标位于该点的可能性越大, 因此本文利用环形搜索策略, 从窗口中心开始, 采用由近及远的策略, 按搜索位置与窗口中心距离的远近进行环形搜索, 图 3 显示 1~6 各个位置的搜索优先级。这样, 在匹配的时候可保证目标位置先被搜索, 从而获得与模板的协方差矩阵距离最小的位置。由粗到精的搜索策略可以被应用到本文算法中。由粗到精的匹配算法在目标跟踪领域已经被广泛应用, 在搜索过程中, 可是采用隔 n 点进行搜索。由于本文采用的是环形搜索策略, 因此即使采用粗匹配仍可保证很高的匹配精度。

6	5	4	5	6
5	3	2	3	5
4	2	1	2	4
5	3	2	3	5
6	5	4	5	6

图 3 环形搜索示意图

Fig.3 Sketch of annular search

3.2 基于模糊隶属度的遗忘因子加权

利用环形搜索策略可以避免协方差矩阵距离不小于真实目标的虚假目标干扰, 但是在实际环境下, 目标经常发生外观上的改变, 因此, 很有可能出现虚假目标比真实目标更相似于模板, 这样就会造成错误。因此提出一种基于模糊隶属度^[12]的遗忘因子加权方法来解决此问题。首先从窗口中心(前一帧的目标位置)开始, 在搜索范围内, 根据各个搜索点到窗口中心的距离获得遗忘因子, 将遗忘因子^[13]加权到协方差距离的度量公式中

$$\rho' = \lambda \rho, \quad (5)$$

式中加权因子 $0.5 < \lambda < 1$ 称为遗忘因子, 表示距离窗口中心越远, 匹配协方差矩阵的距离 ρ 越大, 即随着搜索点与窗口中心的距离变化, 对其为目标的可能性有遗忘作用。遗忘因子 λ 可以通过模糊隶属度来获得。设窗口区域中每一个与窗口中心的距离为

d 搜索点构成论域 U , 设在 U 上给定映射 $\mu_{\tilde{A}} : U \rightarrow [0, 1]$ 使 $d \in U \rightarrow \mu_{\tilde{A}}(d) \in [0, 1]$ 则称确定了论域 U 上的一个模糊子集 \tilde{A} , $\mu_{\tilde{A}}$ 为 \tilde{A} 的隶属函数, $\mu_{\tilde{A}}(d)$ 为 d 属于 \tilde{A} 的隶属度。设计隶属度为

$$\mu_{\tilde{A}}(d) = \begin{cases} 1, & (d = 0) \\ (d_{\max} - d)/d_{\max}, & 0 < d < d_{\max} \\ 0, & d = d_{\max} \end{cases} \quad (6)$$

式中 $d_{\max} = \max(d)$ 。通过模糊隶属度可以获得遗忘因子 $\lambda = -0.5 \times \mu_{\tilde{A}}(d) + 1$ 。

3.3 卡尔曼滤波克服严重遮挡

当目标遭遇严重遮挡, 甚至完全遮挡时, 利用模式匹配所获得的目标位置是不准确的, 甚至是严重偏离的。此时, 应当视特征匹配的结果为无效并采用目标位置预测技术^[14], 根据卡尔曼滤波器^[15]预测目标的运动轨迹。另外, 当目标遭遇严重遮挡时, 利用特征匹配位置合成的观测值不再适合用来对滤波器进行修正。为此, 需要判断目标是否被严重遮挡。通过分析卡尔曼滤波器的预测值与特征匹配定位结果之间的滤波残差的大小来判断目标是否被严重遮挡。

考虑当前帧目标的估计值 x_k 在方位和俯仰方向上的位置分量为 (S_{Ak}, S_{Ek}) , 将其反推到图像空间的目标位置坐标为 (s_{xk}, s_{yk}) , 模式匹配获得的脱靶量为 (s'_{xk}, s'_{yk}) , 以 (s_{xk}, s_{yk}) 与 (s'_{xk}, s'_{yk}) 两位置间的距离定义滤波器的残差为

$$r_k = \sqrt{(s_{xk} - s'_{xk})^2 + (s_{yk} - s'_{yk})^2} \quad (7)$$

当卡尔曼滤波器启动几帧以后, 滤波器就会稳定地估计出当前帧的目标位置, 对应到图像坐标后一般会与模式匹配的结果比较接近, 因此 r_k 较小。如果出现了滤波残差 r_k 远大于平时的值, 很有可能是目标遭遇了严重的遮挡。此时, 模式匹配的结果将不再可靠, 应当把卡尔曼滤波器的预测值所对应的图像坐标当作正确的目标定位。并且模式匹配的结果不再适合用来合成卡尔曼滤波器的观测值。可以设定一个阈值 α , 如果 $r_k > \alpha$, 采用卡尔曼滤波器的预测值反推目标脱靶量输出, 并且利用该预测值作为滤波器的观测值去修正卡尔曼滤波器。直到当滤波残差 $r_k < \alpha$, 此时遮挡消失, 重新启用卡尔曼滤波器, 以模式匹配的结果合成观测值, 输出脱靶量, 从而继续修正卡尔曼滤波器。

4 实验结果

4.1 算法整体性能

本文算法已被应用于大量的图像序列。为说明问题, 仅列举具有代表性的序列来分析算法的性能。本文列举的图像序列涉及到非刚性目标跟踪、摄像机运动、目标旋转与缩放、外观变化、被遮挡等复杂状况。实验中采用 7 种特征来构造协方差矩阵, 如 (2) 式所示。搜索窗口从前一帧目标位置向四周各拓展 20 pixel。

图 4 显示了算法对 4 个图像序列的跟踪性能。

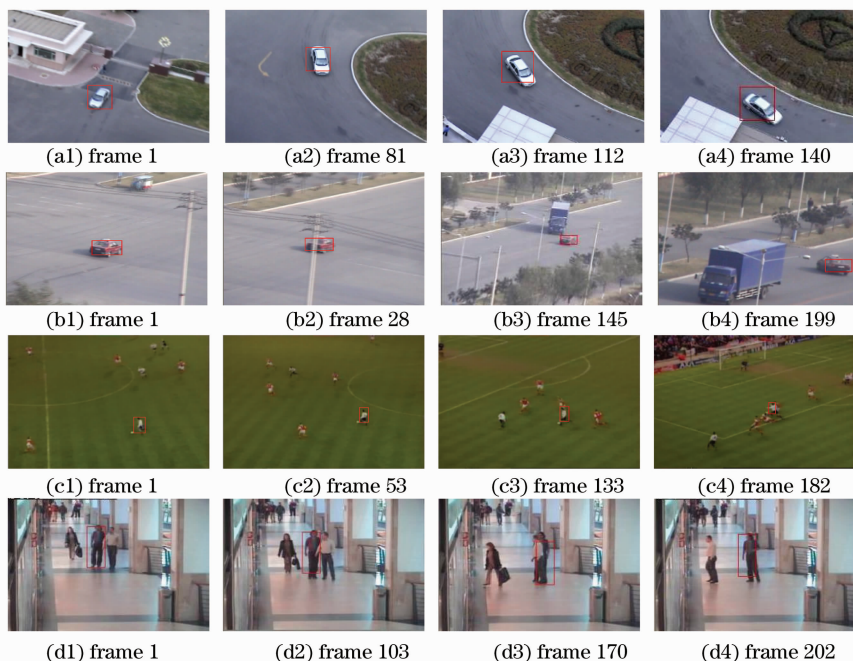


图 4 对不同图像序列的跟踪结果

Fig. 4 Tracking results for four different sequences

对于 White Car 和 taxi 序列,摄像机和目标都存在运动,造成目标的尺寸和外观发生变化;对于 Soccer 序列,目标为非刚性,并且在整个过程中运动快速而剧烈;Hall 序列同样为非刚性目标跟踪,在该序列中目标与另一行人交错(第 103 帧),在第 170 帧则被严重遮挡,在第 202 帧遮挡消失后,目标仍被稳定跟踪。本文提出的算法可以对以上四个图像序列实现稳定的跟踪。

4.2 遗忘因子加权的性能

对于 Intersection 序列,在待跟踪目标前面存

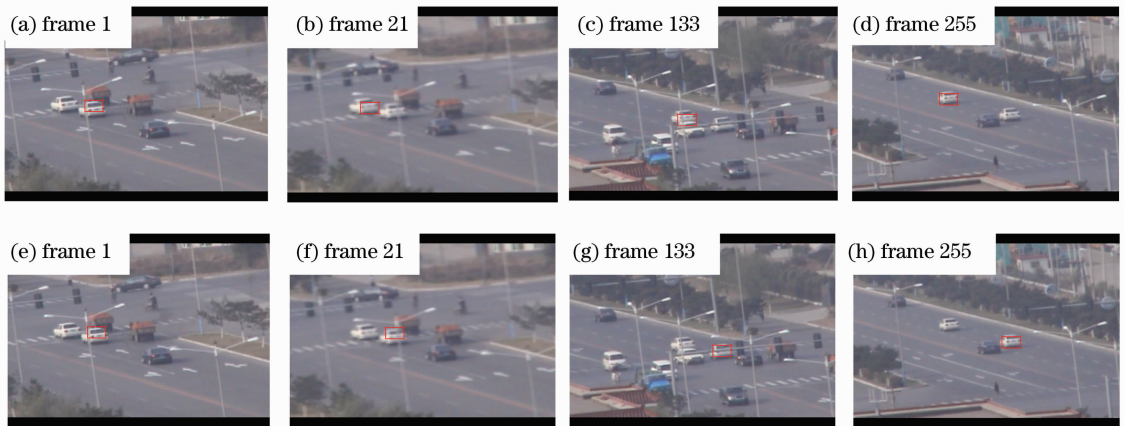


图 5 Intersection 序列跟踪结果。(a)~(d)为无遗忘因子加权结果;(e)~(h)为有遗忘因子加权结果

Fig. 5 Tracking results of the Intersection sequence. (a)~(d) are the results without weighted of forgetting factor; (e)~(h) are the results with weighted of forgetting factor

为了定量的衡量跟踪算法的性能,本文利用由跟踪算法获得的目标位置与目标的真实位置之间的欧氏距离来计算跟踪的误差。设目标的真实位置为 $(x_{\text{truth}}, y_{\text{truth}})$,跟踪算法的定位位置为 $(x_{\text{track}}, y_{\text{track}})$,则跟踪算法的误差可按(8)式来计算

$$d = \sqrt{(x_{\text{truth}} - x_{\text{track}})^2 + (y_{\text{truth}} - y_{\text{track}})^2}, \quad (8)$$

每间隔 5 frame 利用(8)式分别计算有无遗忘因子加权时对 Intersection 序列跟踪的误差,图 6 显示了该跟踪误差的对比曲线。

4.3 卡尔曼滤波克服严重遮挡

为了验证卡尔曼滤波克服严重遮挡的性能,实验采用了摄像机静止条件下(便于显示实验结果)拍摄的一组有代表性的图像序列,图像大小为 640 pixel \times 480 pixel,目标大小为 40 pixel \times 40 pixel,对于特征匹配,实验中采用在 20 pixel \times 20 pixel 大小窗口内搜索的协方差匹配。利用滤波残差判断目标是否被遮挡时,阈值 α 设为水平和垂直方向各为 5 pixel。在该序列中,目标按照一定的轨迹运动,从第 60 帧开始,被水杯严重或完全遮挡约 10 frame,穿过水杯后又重新

在与目标同样型号的车辆,对目标的跟踪造成严重的干扰。由于在运动过程中,目标有时会出现轻微的模糊,造成虚假目标比真实目标更相似于模板。这种情况下单纯的应用环形搜索将不满足要求。本文利用模糊隶属度根据遗忘因子对协方差距离进行加权。图 5 显示了当窗口中存在相似目标的干扰时,采用遗忘因子加权与不进行加权的跟踪性能对比。如图 5 所示。不进行加权处理时,第 21 帧目标错误地匹配到虚假目标,从而造成目标的丢失,加权处理后则始终正确地跟踪真实目标。

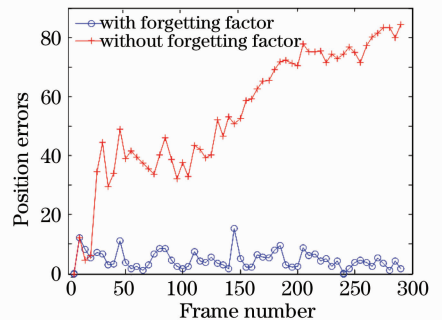


图 6 有无遗忘因子加权时 Intersection 序列的跟踪误差比较

Fig. 6 Tracking errors comparison of covariance tracker with and without weighted of forgetting factor for the Intersection sequence

出现。图 7 显示了利用卡尔曼滤波器对目标运动轨迹进行预测的结果,图 8 显示了没有采用轨迹预测的跟踪结果。从实验结果可以看出,在目标被遮挡之前,仅利用协方差匹配就可以稳定的跟踪目标,如第 32 帧。然而当目标被严重遮挡时,结合卡尔曼滤波进行轨迹预测的算法,可以使目标的定位接近于真

实位置(第 79 帧),这样当目标从遮挡物中重新暴露出来时,特征匹配算法可以继续捕获和识别目标(第 95 帧)。而没有结合轨迹预测的算法,发生完全遮挡时目标可能移动出跟踪窗口,使匹配算法失去了

重新捕获目标的机会。我们每间隔 3 frame 利用(8)式分别计算有无轨迹预测对 bowl cover 序列跟踪的误差,图 9 显示了该跟踪误差的对比曲线。

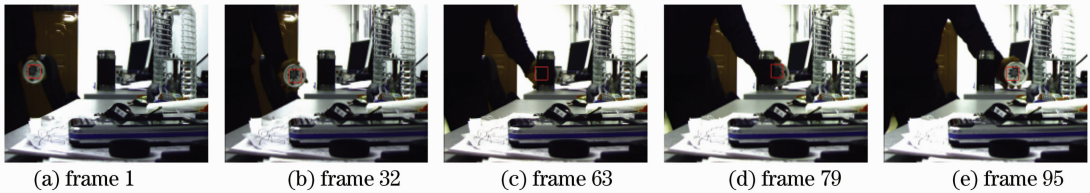


图 7 采用卡尔曼滤波的 bowl cover 序列跟踪结果

Fig. 7 Test result of the bowl cover sequence with Kalman filter

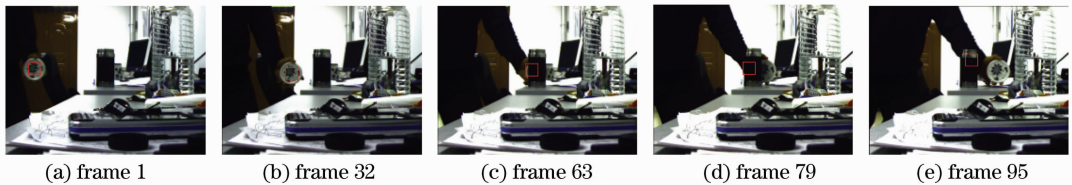


图 8 未采用卡尔曼滤波的 bowl cover 序列跟踪结果

Fig. 8 Test result of the bowl cover sequence without Kalman filter

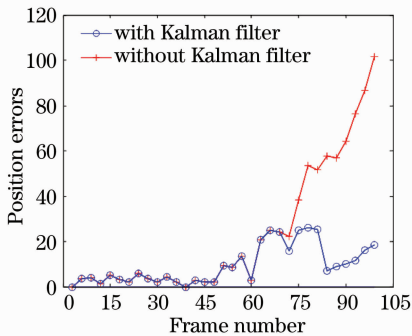


图 9 有无卡尔曼滤波时 bowl cover 序列的协方差跟踪误差比较

Fig. 9 Tracking errors comparison of the covariance tracker with and without Kalman filter for the bowl cover sequence

5 结 论

将协方差匹配融入基于遗忘因子、卡尔曼滤波的目标跟踪框架中,提出新的目标跟踪算法。根据距离窗口中心的距离,利用遗忘因子对协方差矩阵的距离度量函数进行加权,可以削弱相似目标的干扰;当目标遭遇严重遮挡时,利用其保持不变的运动特征,通过卡尔曼滤波判断其是否遭遇严重遮挡并预测目标轨迹,能够克服目标被瞬时严重遮挡。实验结果表明,本文算法可以在摄像机运动、目标自身

发生缩放与旋转、外观变化、相似目标干扰等条件下稳定地跟踪目标。

参 考 文 献

- 1 Risheng Han, Zhongliang Jing, Yuanxiang Li. Kernel based visual tracking with scale invariant features [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2008, **6**(3): 168~171
- 2 J. C. Nascimento, J. S. Marques. Robust shape tracking in the presence of cluttered background [J]. *IEEE Transactions of Multimedia*, 2004, **6**(6): 852~861
- 3 TyngLuh Liu, HwannTzong Chen. Real-time tracking using trust-region methods [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(3): 397~402
- 4 Fanglin Wang, Erqi Liu, Jie Yang *et al.*. Target tracking in infrared imagery using a novel particle filter [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2009, **7**(7): 576~579
- 5 Wang Ledong, Wang Jiang'an, Kang Sheng *et al.*. An algorithm of adjacent frame matching used for head-on point targets tracking [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3004~3009
王乐东, 王江安, 康 圣 等. 相邻帧间匹配的迎头点目标跟踪算法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3004~3009
- 6 D. Comaniciu, V. Ramesh, P. Meer. Kernel-based object tracking [J]. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**: 564~577
- 7 Guan Zhiqiang, Chen Qian, Qian Weixian *et al.*. Infrared target tracking algorithm based on algorithm fusion [J]. *Acta Optica Sinica*, 2008, **28**(5): 860~865
管志强, 陈 钱, 钱惟贤 等. 一种基于算法融合的红外目标跟踪方法 [J]. *光学学报*, 2008, **28**(5): 860~865
- 8 Jiaqing Ma, Chongzhao Han. Robust visual tracking based on multi-cue integration [J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2009, **7**(5): 400~402
- 9 O. Tuzel, F. Porikli, P. Meer. Region covariance: a fast

- descriptor for detection and classification [C]. In proc. 9th European Conf. on Computer Vision, Graz, Austria, 2006, **2**: 589~600
- 10 F. Porikli, O. Tuzel, P. Meer. Covariance tracking using model update based on Lie algebra[C]. IEEE CVPR'06, 2006
- 11 W. Förstner, B. Moonen. A metric for covariance matrices [R]. Stuttgart; Stuttgart University, 1999
- 12 Li Dengfeng. Fuzzy Multiobjective Many-Person Decision Makings and Games. National[M]. Beijing: Defence Industry Press, 2003. 1~7
李登峰. 模糊多目标多人决策与对策[M]. 北京: 国防工业出版社, 2003. 1~7
- 13 G. Kim, Nam Ik Cho. Time varying forgetting factor for the noise estimation in multi-channel noise reduction [J]. *Appl. Acoustics*, 2008, **69**(8): 751~754
- 14 Rongtai Cai, Yanjie Wang. Predictive visual tracking based on least absolute deviation estimation[J]. *Chin. Opt. Lett.*, 2008, **6**(1): 35~37
- 15 R. E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Transaction of the ASME-J. Basic Engineering*, 1960: 35~45