

结合尺度不变特征变换和 Kalman 滤波的 Mean Shift 视频运动目标跟踪

朱志玲^{1*}, 阮秋琦²

(1. 北京交通大学 计算机与信息技术学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 信息科学研究所, 北京 100044)

(* 通信作者电子邮箱 zhuzhilingjiaoyou@163.com)

摘要:为解决目标跟踪中运动目标存在较大尺度变化、旋转、快速运动或遮挡时跟踪效果欠佳的问题,提出了一种将尺度不变特征变换(SIFT)特征匹配和 Kalman 滤波与 Mean Shift 结合的运动目标跟踪方法。首先,利用 Kalman 滤波估计目标运动状态,将其估计值作为 Mean Shift 跟踪的初始位置;然后,当候选目标模型和初始目标模型的相似性测度系数小于某一阈值时,启用 SIFT 特征匹配寻找目标可能位置,并在该位置处建立新的候选目标模型,同时进行相似性测度;最后,比较两者所得匹配系数,取其中较大者对应的位置作为目标的最终位置。实验结果表明,该算法的跟踪平均误差较单独将 Kalman 滤波或 SIFT 特征与 Mean Shift 结合的跟踪算法减小了约 20%。

关键词: 目标跟踪; 尺度不变特征变换算法; Kalman 滤波; Mean Shift; 尺度空间

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Mean Shift tracking for video moving objects in combination with scale invariant feature transform and Kalman filter

ZHU Zhiling^{1*}, RUAN Qiuqi²

(1. School of Computer and Information Technology, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. Institute of Information Science, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: To solve the problem of poor tracking performance when the moving target has a relatively large scale change, rotation, fast-moving or occlusion, an object tracking method combining Scale Invariant Feature Transform (SIFT) matching and Kalman filter with the Mean Shift algorithm was put forward. First, the Kalman filter was used to predict the movement state of the moving target and its estimated value was taken as the initial position of Mean Shift tracking. Then, when the measure coefficient for the similarity of the candidate target model and the initial target model was less than a certain threshold, SIFT feature matching was used to look for the possible position of the target and the new candidate target model was built there, meanwhile, the similarity with the initial target model was measured. Finally, by comparing the two matching coefficients, the position associated with a larger one was selected as the target's final position. The experimental results show that the average tracking error of this algorithm is decreased by about twenty percent than the tracking algorithms only combining the SIFT feature or Kalman filter with the Mean Shift alone.

Key words: object tracking; Scale Invariant Feature Transform (SIFT); Kalman filter; Mean Shift; scale space

0 引言

运动目标跟踪是计算机视觉领域的重要分支,广泛应用于监测导航、军事制导、医学诊断、智能交通、视频监控等方面,是实现更高层次行为分析和理解的基础,一定程度上能有效地弥补人类生理特点的局限性。它借助于对运动目标有效的特征表达,通过一定的相似性度量和匹配搜索算法实现目标定位和追踪。运动目标跟踪算法一般可分为四类:基于主动轮廓的跟踪、基于特征的跟踪、基于区域的跟踪和基于模型的跟踪^[1-3]。在众多目标跟踪算法中,Mean Shift 算法^[4-5]采用颜色特征,因其运算简单、实时性好的优点而得到广泛使用。但其在背景混乱、目标遮挡、快速移动以及存在明显的尺度变化等情况下容易丢失目标。尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)算法^[6]在尺度空间上寻找

极值点,提取出的 SIFT 特征向量能保持对图像缩放、旋转、仿射变换及光照的不变性,抗噪性强且信息量丰富,适于在海量数据库中进行快速、准确的匹配,因而 SIFT 算法一定程度上可以解决因目标尺度变换、光照、遮挡、杂物场景和噪声对运动目标检测和跟踪的影响。文献[7-9]将 SIFT 和 Mean Shift 结合,较为有效地解决了目标跟踪中部分遮挡和尺度变化问题,但由于 SIFT 算子时间复杂度较大,使得算法的实时性下降。Kalman 滤波是一种线性最小误差估计的算法,在运动目标跟踪中可通过预测目标在下一帧中可能的位置,将全局搜索问题转化为局部搜索来提高算法的实时性,且在目标快速运动时能保持跟踪的稳定性。文献[10-11]将 Kalman 滤波和 Mean Shift 结合,比较有效地提高了目标快速移动和部分遮挡时跟踪的鲁棒性,但在目标运动方向突然变化时稳定性较差。据此,本文提出一种将 SIFT 和 Kalman 滤波与 Mean

收稿日期:2013-05-22;修回日期:2013-07-19。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61172128);国家 973 计划项目(2012CB316304);教育部创新团队发展计划项目(IRT201206)。

作者简介:朱志玲(1989-),女,内蒙古包头人,硕士研究生,主要研究方向:视频监控中的行人跟踪;阮秋琦(1944-),男,北京人,教授,博士生导师,主要研究方向:数字图像处理、计算机视觉。

Shift 结合的跟踪方法,充分利用 SIFT 特征的尺度不变性和 Kalman 滤波对运动目标状态的估计特性,进一步提高了算法在跟踪中目标出现较大尺度变化、旋转、遮挡和快速运动情况时的适应性。

1 SIFT 简介

SIFT 是一种图像局部特征描述算子^[7]。其实质是在不同尺度空间上查找特征关键点,其实现需经历以下3步:关键点检测、关键点描述(SIFT 特征向量生成)、关键点匹配。

1.1 关键点检测

Lindeberg^[12]证明高斯核是唯一可以产生多尺度空间的核,图像的尺度空间 $L(x, y, \sigma)$ 可以用原始图像 $I(x, y)$ 与一个可变尺度的2维高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 的卷积来定义:

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)} \quad (2)$$

其中 σ 是尺度空间因子。

为了得到不同尺度空间下稳定的特征点,可用图像 $I(x, y)$ 与不同尺度因子下高斯核 $G(x, y, \sigma)$ 的卷积构成高斯金字塔,然后通过高斯金字塔中相邻尺度空间函数相减得到高斯差分(Difference of Gaussian, DoG)金字塔,用 $D(x, y, \sigma)$ 来表示:

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (3)$$

在如图1建立的 DoG 中,如图2通过比较标记为叉号的点与其上、下两层及同一层的相邻点,检测 DoG 空间的局部极值,并利用梯度方向分布特性为每个特征点指定方向参数,确定关键点的主方向。检测完毕的每个特征点均包含位置、尺度和方向3个信息,保证了关键点的平移、缩放和旋转不变性。

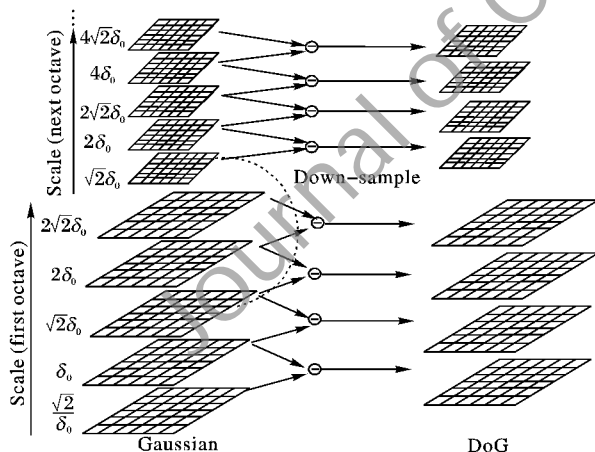


图1 高斯图像金字塔($S=2$)与 DoG 金字塔

1.2 关键点描述

描述的目的是用一组特征向量将检测到的关键点描述出来。描述生成的 SIFT 特征向量,可作为目标匹配的依据。其基本思路分3步:首先,对关键点周围图像区域分块;其次,计算块内梯度直方图;最后,生成特征向量。具体实现如图3所示,左边为关键点周围区域图像梯度,右边为生成的关键点描述子。

如图3左边所示,以中央黑点代表的特征点位置为中心取 8×8 的窗口,每一小格代表尺度空间下该点邻域内的一个

像素,箭头方向对应像素的梯度方向,其长度表示梯度值的大小,圆圈则代表高斯加权的范围,且像素越靠近特征点,其梯度方向的信息贡献越大。最后,在 4×4 的窗口内计算8个方向的梯度方向直方图,生成关键点描述子。Lowe 的实验结果表明:描述子采用 $4 \times 4 \times 8 = 128$ 维向量表征,综合效果最优。

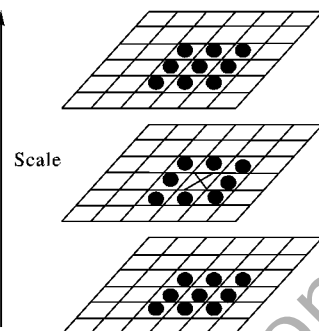


图2 DoG 空间局部极值检测

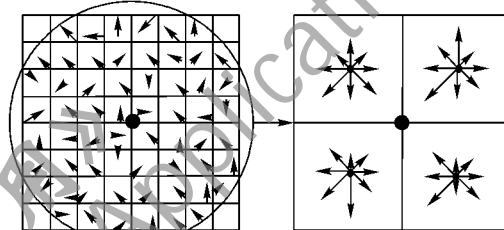


图3 SIFT 描述子生成示例

1.3 关键点匹配

相似性度量是关键点匹配的第一步,一般采用欧氏距离、马氏距离等距离函数得到图像间的潜在匹配。接下来常用一种叫 k-d 树的数据结构,以目标图像的关键点为基准,搜索与目标图像的特征点最邻近的原图像特征点和次邻近的原图像特征点。如果最近邻距离和次邻近距离的比小于某个阈值,则接受这对匹配点。因匹配过程中存在着大量的错配点,故还需采用其他附加约束来消除错配。随机抽样一致(Random Sample Consensus, RANSAC)算法常被用来提高匹配的鲁棒性。

2 Kalman 滤波估计

Kalman 滤波是一种针对随机动态系统的状态最优估计方法,能有效地解决状态空间模型的估计与预测。其基本思想是以系统的状态空间模型为基础,利用前一时刻的状态估计值和现在时刻的状态观测值来更新对状态变量的估计,求解出现在时刻的状态估计值。

k 时刻系统状态方程和观测方程如式(4)~(5)所示:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{A}_{k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (4)$$

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{v}_k \quad (5)$$

式(4)~(5)完成了 k 时刻状态的预测。在收集到现在状态的测量值 \mathbf{Z}_k 后,结合估计值和预测值,可求得 k 时刻状态的最优估计 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 和最优估计的误差方差矩阵 \mathbf{P}_k 。

Kalman 滤波在运动目标的跟踪中就是通过不断用式(9)、(10)获得先验估计,然后用式(6)~(8)对先验估计进行修正,实现对运动目标状态的最优估计,从而缩小目标搜索区域。

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}'_k + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}'_k) \quad (6)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}'_k \quad (7)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k' \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k' \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (8)$$

$$\tilde{\mathbf{X}}_k' = \mathbf{A}_k \tilde{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (9)$$

$$\mathbf{P}_k' = \mathbf{A}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{A}_k^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (10)$$

其中: \mathbf{K}_k 为 Kalman 增益, 是使状态获得最优估计时的系数矩阵; $\tilde{\mathbf{X}}_k'$ 为 k 时刻状态的先验估计; \mathbf{P}_k' 为 k 时刻状态向量协方差的预测值。

3 Mean Shift 跟踪

Comaniciu 等^[4] 则把非刚体的跟踪问题近似为一个 Mean Shift 最优化问题, 使实时跟踪成为可能。Mean Shift 算法通过如下过程用于跟踪。

目标模型建立:

$$q_u = C \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{y}_0}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \quad (11)$$

候选目标模型建立:

$$p_u(\mathbf{y}) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{y}}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right) \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \quad (12)$$

其中: \mathbf{y}_0 和 \mathbf{y} 分别是目标和候选目标的中心, $k(\mathbf{x})$ 为各点加权的核函数的轮廓函数, \mathbf{h} 为核函数带宽, $\delta(\mathbf{x})$ 是 Delta 函数, C 和 C_h 均是标准化的常量系数。目标跟踪的实质就是寻找最优的位置 \mathbf{y} 使 $p_u(\mathbf{y})$ 与 q_u 最相似。可用 Bhattacharyya 系数 $\rho(\mathbf{y})$ 来度量 $p_u(\mathbf{y})$ 与 q_u 的相似性:

$$\begin{aligned} \rho(\mathbf{y}) = \rho[p(\mathbf{y}), q] &= \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}) q_u} \xrightarrow{\mathbf{y}_0 \text{ 处泰勒展开}} \approx \\ &\frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p(\mathbf{y}_0) q_u} + \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(\mathbf{y}) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} \approx \\ &\frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p(\mathbf{y}_0) q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^n w_i k \left(\left\| \frac{\mathbf{y} - \mathbf{x}_i}{\mathbf{h}} \right\|^2 \right) \end{aligned}$$

其中 $w_i = \sum_{u=1}^m \delta[b(\mathbf{x}_i) - u] \sqrt{\frac{q_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}}$, 可利用 Mean Shift 算法对 $\rho(\mathbf{y})$ 的第二项进行最优化。

总之, Mean Shift 算法用于目标跟踪, 首先需建立目标和候选目标模型, 其次要选择合适的相似性度量函数进行相似性测度。当相似性函数取最大值时, 求出目标的 Mean Shift 向量, 并通过不断迭代, 最终使目标收敛到其真实位置, 实现跟踪。

4 本文改进跟踪算法

本文之所以提出一种结合 SIFT 和 Kalman 滤波的 Mean Shift 视频运动目标跟踪方法, 是想集中发挥已用于视频运动目标跟踪中的几种经典算法的优势, 根据目标不同运动情况采取相应跟踪策略, 进一步提高跟踪准确性。因为如果单独使用传统的 Mean Shift 算法进行跟踪, 虽然运算简单、实时性好, 但由于其以颜色直方图为基础对目标模型和候选模型的相似性进行度量, 跟踪过程中核窗固定不变且没有利用目标在空间中的运动信息, 所以当运动目标存在较大尺度变化、快速移动、遮挡、光照变化时跟踪效果较差。

为了提高目标运动较快或发生遮挡时跟踪的稳定性, 本文引入 Kalman 滤波对目标的运动状态进行预测, 得到目标的运动参数估计, 减小候选目标匹配的搜索范围。即在用 Mean Shift 跟踪算法中用式(12)建立候选目标模型前, 将原算法中初始候选目标区域的中心位置用 Kalman 滤波器的预测位置

代替, 这样就将目标的空间运动信息融入到了 Mean Shift 跟踪算法, 然后再在以预测位置为中心的邻域内使用 Mean Shift 算法进行搜索得到目标的最终位置 \mathbf{y}_1 , 这就在一定程度上提高了算法效率以及目标在快速移动、速度变化及发生遮挡时跟踪的鲁棒性。

然而, 在较大的视频监控场景中, 目标运动常是非线性、不规则的, 周围环境也存在变化, 特别是非刚性目标常会发生较大形变、旋转等。此时当目标发生较大尺度变化或旋转时, 即使已经引入了 Kalman 滤波对 Mean Shift 算法进行改进, 依然较难满足实际中对准确跟踪的需求。如前所述, 由于 SIFT 算法在尺度空间内寻找极值点, 提取尺度、旋转和位置不变量, 故本文引入 SIFT 特征匹配算法来进一步解决因目标尺度变换、旋转、遮挡、光照变化对运动目标跟踪的影响。但由于 SIFT 算法的时间复杂度较大, 且一般情况下结合了 Kalman 预测的 Mean Shift 跟踪算法已能取得较好的跟踪效果, 所以为节省算法的时间开销, 仅在结合 Kalman 预测后的 Mean Shift 跟踪算法对目标模板和候选模板进行相似性测度所得的 Bhattacharyya 系数 ρ_1 小于预先设定的某一阈值时 (此时认为目标可能发生了较大的尺度变化、突然转向或发生了遮挡), 启用基于 SIFT 特征匹配的跟踪方法获得新的目标候选位置 \mathbf{y}_2 。

但此时是否真的决定选用基于 SIFT 特征匹配的跟踪方法获得的目标中心位置 \mathbf{y}_2 , 仍需通过进一步比较, 以确保跟踪结果更加准确。以 \mathbf{y}_2 为中心建立候选目标模型 $p_u(\mathbf{y}_2)$, 用 Bhattacharyya 系数 $\rho(\mathbf{y})$ 来度量 $p_u(\mathbf{y}_2)$ 与目标模型 q_u 的相似性, 此时得到的系数记为 ρ_2 。对 ρ_1 和 ρ_2 进行比较, 选两者较大者对应的位置作为目标的最终位置。同时为确保对目标持续跟踪的稳定性, 如果所得的 ρ_1 , ρ_2 分别大于预先设定的某一阈值, 则认为当前帧目标未发生遮挡, 应该对结合 Kalman 预测的 Mean Shift 跟踪算法所用的目标模型和基于 SIFT 进行跟踪的目标模型进行更新。

算法具体实现步骤如下所示。

1) 读取视频初始帧, 在运动目标检测的基础上获得目标初始状态向量 \mathbf{X}_k , 并基于颜色直方图建立初始目标模型 q_u 。

2) 应用 Kalman 滤波对目标的运动状态和速度做预测, 获得目标状态最优估计 $\tilde{\mathbf{X}}_k$, 将 Kalman 滤波后得到的预测位置作为初始候选目标的中心位置, 并计算候选目标区域的颜色直方图 $p_u(\mathbf{y})$ 。

3) 利用 $\rho(\mathbf{y})$ 进行相似性测度, 通过 Mean Shift 搜索获得最优位置 \mathbf{y}_1 , 并计算此时的 ρ_1 :

$$\rho_1 = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_1) q_u}$$

4) 如果 $\rho_1 < T$, 应用基于 SIFT 特征匹配并结合 RANSAC 消除错配的方法得到新的目标中心位置 \mathbf{y}_2 , 并以 \mathbf{y}_2 为中心建立候选目标的颜色直方图模型 $p_u(\mathbf{y}_2)$, 并计算新的匹配系数 ρ_2 :

$$\rho_2 = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(\mathbf{y}_2) q_u}$$

5) 通过比较两个匹配系数的大小, 获得当前目标的最终位置 \mathbf{y} :

$$\mathbf{y} = \begin{cases} \mathbf{y}_2, & \rho_1 < \rho_2 \\ \mathbf{y}_1, & \text{其他} \end{cases}$$

6) 若 $\rho_1 > T_1, \rho_2 > T_2$, 更新相应的目标模型。

5 实验结果及分析

为验证本文算法的有效性, 使用 PETS2000 和 PETS2009 提供的测试视频进行实验, 视频中彩色图片序列大小均为 768×576 。实验硬件环境: CPU 为 Intel Core 2 Duo T7250 2 GHz 的 PC 机; 内存为 2 GB; 显存为 256 MB; 软件环境为 VC2008 + OpenCV2.0。

实验分别从目标存在尺度变化、快速运动、突然转向、遮挡严重时的跟踪效果、跟踪误差平均值及算法效率三方面对本文与传统 Mean Shift 算法、文献[9]中将 SIFT 与 Mean Shift 结合的跟踪算法以及文献[11]中结合 Kalman 滤波的 Mean Shift 跟踪算法进行比较。其中: 图 4 为本文算法与传统 Mean Shift 算法在目标存在较大尺度变化且运动较快时的跟踪效果对比; 图 5 为本文算法与文献[11]算法在目标突然转向时的跟踪效果对比; 图 6 为本文算法与文献[9]算法在目标存在严重遮挡时的跟踪效果对比。表 1~2 分别对本文与其他三种算法在 PETS2000 和 PETS2009 提供的两个测试视频上平均跟踪误差和算法效率上的对比。

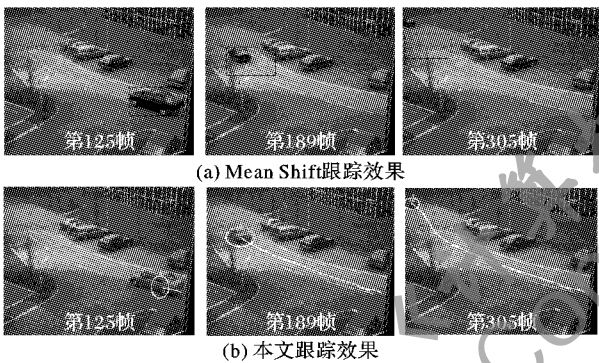


图 4 Mean Shift 算法和本文算法在 PETS2000 的跟踪效果对比

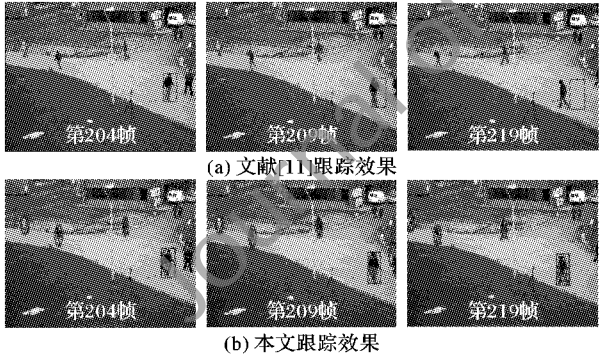


图 5 本文算法与文献[11]算法在 PETS2009 的跟踪效果对比

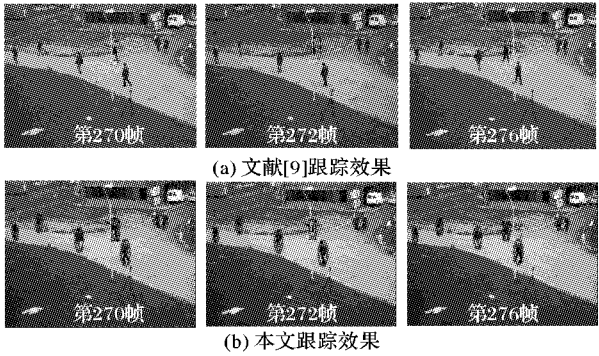


图 6 本文算法和文献[9]算法在 PETS2009 的跟踪效果对比

表 1 各种算法的跟踪误差平均值(像素)对比

算法	测试视频 T1	测试视频 T2
Mean Shift 算法	18.3	21.5
文献[9]算法	9.5	11.2
文献[11]算法	9.7	10.3
本文算法	7.4	8.1

表 2 各种算法效率对比

算法	处理速度/(帧·s ⁻¹)	算法	处理速度/(帧·s ⁻¹)
Mean Shift 算法	12.048	文献[11]算法	14.285
文献[9]算法	7.463	本文算法	10.126

如图 4 所示: 由于传统的 Mean Shift 跟踪算法在跟踪中核窗宽固定不变, 随着跟踪车辆快速运动且不断缩小, 相邻帧间窗口内的颜色直方图匹配度不断下降导致在第 305 帧目标跟丢; 而本文算法不仅结合 Kalman 滤波估计目标可能的运动状态, 使窗口可自适应改变, 而且在匹配系数较低时引入具有尺度不变性的 SIFT 特征进行匹配跟踪, 因而对目标的快速运动和尺度变化具有更高的鲁棒性。

如图 5 所示: 文献[11]虽然将 Kalman 滤波和 Mean Shift 结合使得目标在快速运动及遮挡时跟踪效果有所改善, 但由于 Kalman 滤波是一种线性预测估计方法, 故在目标突然转向时稳定性较差, 导致目标在第 219 帧处跟丢; 而本文跟踪算法在此时依然能稳定跟踪, 是因为在 Kalman 滤波估计不够准确时, 及时采用 SIFT 特征匹配进行补救。

如图 6 所示: 文献[9]虽然将 SIFT 特征向量与 Mean Shift 结合提高了目标在尺度变化、部分遮挡时跟踪的鲁棒性, 但与本文算法在目标遮挡严重时的跟踪效果相比, 从位置上看仍有差距, 这是因为在遮挡时 SIFT 关键点匹配个数明显下降的原因; 而本文则通过匹配系数的比较选择了结合 Kalman 滤波估计后的跟踪结果。

从表 1 可看出, 本文由于在 Mean Shift 跟踪基础上同时结合了 Kalman 滤波和 SIFT 特征匹配, 并通过匹配系数的比较进一步确保跟踪的准确性, 使得目标在不同视频中平均跟踪误差相比其他三种算法都有明显提高。

从表 2 可看出, 本文在处理速度上相比文献[9]有较大提高, 这是因为文献[9]在整个跟踪过程中一直采用计算量较大的 SIFT 特征进行匹配跟踪, 而本文只在相似性测度系数小于特定阈值时才使用 SIFT 特征进行匹配跟踪, 减少了部分运算量。但 SIFT 的引入使其相比传统 Mean Shift 算法和文献[11]速度有所下降, 但在某些特定场合以较小的时间代价换取更为准确的目标跟踪是值得的。

6 结语

本文提出的结合 SIFT 特征和 Kalman 滤波的 Mean Shift 视频运动目标跟踪算法, 充分发挥了这 3 种经典算法的优势, 在跟踪中借助 Kalman 滤波对目标运动状态进行估计, 将估计值作为 Mean Shift 算法的起点, 有效地利用了目标在空间中的运动信息, 使得在目标运动较快、遮挡时也能实现稳定跟踪。而在 Kalman 预测失效时, 通过借助 SIFT 特征匹配获得目标位置, 并进一步比较两者匹配系数大小来确定目标最终

(下转第 3243 页)

5 结语

本文提出了一种基于循环数据流的恶意软件加密函数识别方法,通过识别恶意软件动态执行路径中的循环输入和输出参数集合,运用已知密码函数的参考实现对输入集合中的元素进行运算,判断输出是否能够匹配输出集合中的元素从而识别恶意软件中的加密函数,实验证明本文方法能够有效应对混淆技术的干扰并能够识别动态执行过程中加密函数对应的详细信息。本文描述的循环参数识别、匹配函数算法有待于进一步改进和扩展,匹配函数实现中拟引入压缩函数的识别。

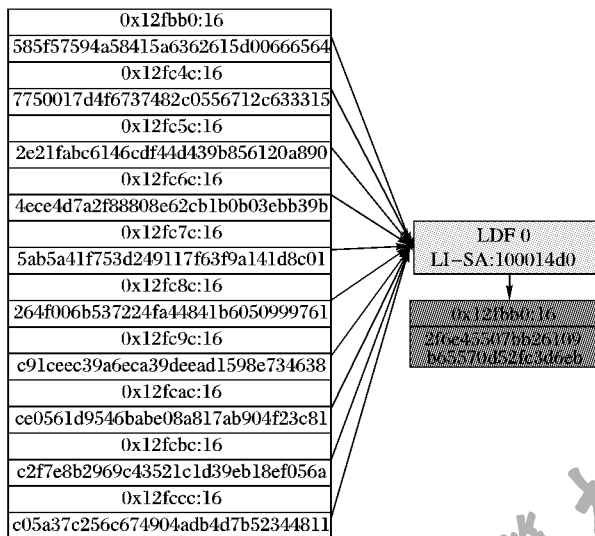


图 5 AES-128 核心循环输入输出

参考文献:

- [1] PEID Krypto Analyzer (KANAL). [2013-02-20]. <http://www.softpedia.com/get/Programming/Other-Programming-Files/Kanal.shtml>.
- [2] LEVIN I O. Draft Crypto Analyzer (DRACA) [EB/OL]. [2003-05-01]. <http://www.literatcode.com/draca>.
- [3] AURIEMMA L. SIGNSRCH tool [EB/OL]. [2013-04-25]. <http://aluigi.altervista.org/mytoolz.htm>.
- [4] LUTZ N. Towards revealing attacker's intent by automatically decrypting network traffic [D]. Ztirich, Switzerland: ETH Ztirich, 2008.
- [5] PUNTAMBEKAR A A. Principles of compiler design [M]. Maharashtra, India: Technical Publications, 2009.
- [6] TUBELLA J, GONZALEZ A. Control speculation in multithreaded processors through dynamic loop detection [C]// Proceedings of the Fourth International Symposium on High-Performance Computer Architecture. Piscataway: IEEE Press, 1998: 14-23.
- [7] KOBAYASHI M. Dynamic characteristics of loops [J]. IEEE Transactions on Computers, 1984, 100(2): 125-132.
- [8] WANG Z, JIANG X X, CUI W D, et al. ReFormat: automatic reverse engineering of encrypted messages [M]// ESORICS'09: Proceedings of the 14th European Conference on Research in Computer Security. Berlin: Springer, 2009: 200-215.
- [9] CABALLERO J, POOSANKAM P, KREIBICH C, et al. Dispatcher: enabling active botnet infiltration using automatic protocol reverse-engineering [C]// Proceedings of the 16th ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press, 2009: 621-634.
- [10] CALVET J, DAVIS G R, BUREAU P M. Malware authors don't learn, and that's good! [C]// Proceedings of the 4th International Conference on Malicious and Unwanted Software. Piscataway: IEEE Press, 2009: 88-97.
- [11] ZHAO R X, GU D W, LI J R, et al. Detection and analysis of cryptographic data inside software [M]// ISC 2011: Proceedings of the 14th International Conference on Information Security. Berlin: Springer, 2011: 182-196.
- [12] LUK C K, COHN R, MUTH R, et al. Pin: building customized program analysis tools with dynamic instrumentation [C]// Proceedings of the 2005 ACM SIGPLAN Conference on Programming Language Design and Implementation. New York: ACM Press, 2005: 190-200.
- [13] CALVET J, FERNANDEZ J M, MARION J Y. Aligot: cryptographic function identification in obfuscated binary programs [C]// Proceedings of the 2012 ACM Conference on Computer and Communications Security. New York: ACM Press, 2012: 169-182.
- [6] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant key points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [7] ZHU C Y. Video object tracking using SIFT and mean shift [D]. Gothenburg: Chalmers University of Technology, 2011.
- [8] CHEN A H, ZHU M, WANG Y H, et al. Mean shift tracking combining SIFT [C]// Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1532-1535.
- [9] 翟海涛, 吴建, 陈建明, 等. 基于 SIFT 特征度量的 Mean Shift 目标跟踪算法[J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(6): 7-50.
- [10] 周尚波, 胡鹏, 柳玉炯, 等. 基于改进 Mean-Shift 与自适应 Kalman 滤波的视频目标跟踪[J]. 计算机应用, 2010, 30(6): 1573-1576.
- [11] 刘继艳, 潘建寿, 吴亚鹏, 等. 结合 Kalman 滤波器的 Mean-Shift 跟踪算法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(12): 184-186.
- [12] LINDBERG T. Scale-space theory: a basic tool for analyzing structures at different scales [J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(1/2): 225-270.

(上接第 3182 页)

位置,提高了算法在目标存在尺度变化、旋转、遮挡时的鲁棒性。实验结果表明,该算法可以实现多运动目标的跟踪,且具有较好的鲁棒性。但 SIFT 的引入增加了算法的时间复杂度,今后应进一步优化算法,提高实时性。

参考文献:

- [1] 张娟, 毛晓波, 陈铁军, 等. 运动目标跟踪算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(12): 4407-4410.
- [2] YANG H X, SHAO L, ZHENG F, et al. Recent advances and trends in visual tracking: a review [J]. Neurocomputing, 2011, 74(18): 3823-3831.
- [3] YAO A B, LIN X G, WANG G J, et al. A compact association of particle filtering and kernel based object tracking [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2584-2597.
- [4] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575.
- [5] CANNONS K. A review of Visual tracking, CSE-2008-07 [R]. Toronto: York University, 2008.