

结合 Kalman 滤波器的 Mean-Shift 跟踪算法

刘继艳¹, 潘建寿¹, 吴亚鹏¹, 王 宾¹, 付 勇²

LIU Ji-yan¹, PAN Jian-shou¹, WU Ya-peng¹, WANG Bin¹, FU Yong²

1. 西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710127

2. 西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072

1. College of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China

2. College of Electronic Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China

E-mail: ljy1984123@163.com

IU Ji-yan, PAN Jian-shou, WU Ya-peng, et al. Mean-Shift tracking algorithm combined with Kalman filter. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(12): 184-186.

Abstract: Classical Mean-Shift algorithm requires that the adjacent two frames target template must have overlap areas. In order to resolve this weak point, an improved algorithm combined with Kalman filter is proposed. First, Kalman filter predicts a position which is to be the initial search center in Mean-Shift algorithm to track. Then, Mean-Shift gets a new target position which is used to be the input parameter of the next Kalman filter. Experimental results show that the algorithm not only can resolve problem which the adjacent two frames target template areas do not overlap because of target velocity changing suddenly or target moving fastly, but also has good performance in ordinary shelter problem.

Key words: Mean-Shift; fast moving target tracking; Kalman filter

摘 要: 针对经典 Mean-Shift 算法要求相邻两帧间目标模板区域必须重叠的缺陷, 结合 Kalman 滤波器, 提出了改进算法。算法首先将 Kalman 滤波器预测的目标位置作为 Mean-Shift 算法中的初始搜索中心进行跟踪, 然后再将 Mean-Shift 算法得到的新的目标位置作为下一帧 Kalman 滤波器的输入参数, 循环执行。实验证明, 该算法能够解决由于目标运动速度突然变化以及目标快速运动情况下所带来的相邻两帧间目标模板区域非重叠问题, 而且对于一般的遮挡问题也能得到较好的效果。

关键词: Mean-Shift; 快速运动目标跟踪; Kalman 滤波

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.12.059 **文章编号:** 1002-8331(2009)12-0184-03 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391.4

1 引言

视频图像序列中运动目标的跟踪是计算机视觉系统应用的关键技术, 其本质是在图像序列中识别出目标的同时对其进行精确定位。Mean Shift 算法是一种较为典型的无参估计目标跟踪算法, 目前广泛地应用于运动目标跟踪当中。

作为一种基于梯度分析的非参数优化算法, Mean Shift 算法最先由 Fukunaga 和 Hostetler 提出^[1], 其后 Comaniciu 成功地将其应用在计算机视觉领域中^[2-3]。该算法利用梯度优化方法来减少特征搜索匹配的时间, 实现快速的目标定位, 同时利用 Bhattacharyya 距离作为对目标模板和候选目标的相似性测度, 完成特征的匹配。然而, 均值偏移跟踪算法要求相邻两帧间目标搜索模板区域必须重叠^[4], 因此对于运动目标的突然变速以及跟踪系统的实时性具有一定的限制。Kalman 滤波器通过对动态系统的状态序列进行线性最小方差估计来预测目标的位置和速度, 具有计算量小, 可实时计算的特点^[5-7]。文献[8]将 Kalman 滤波器的预测结果和 Mean Shift 的计算结果相加权重来

确定最终的目标位置; 文献[9]通过引用 Kalman 滤波进行参数辨识, 在目标发生遮挡情况下取得了很好的效果。本文对跟踪快速运动目标情况下的均值偏移算法进行研究, 将卡尔曼滤波器引入跟踪系统, 以预测得到的质心位置作为新的均值偏移算法初始搜索位置, 减少了目标模板与候选目标模板的匹配搜索时间冗余, 提高了原算法的效率, 对快速运动目标可以准确而快速地跟踪。

2 均值偏移算法

2.1 目标与候选目标的表示

目标模板是通过一个选定区域来确定的, 为了消除目标模板尺寸不同的影响, 所有的目标模板都要首先做归一化处理。经过归一化后的目标模板长宽分别为 h_x 和 h_y 。

设目标模板的点用 $I_x = \{x_i, \mu_i\}_{i=1}^N$ 表示, 候选目标区域中的点用 $I_y = \{y_j, \nu_j\}_{j=1}^N$ 表示, 其中 x_i, y_j 分别是目标模板与候选目标

基金项目: 陕西省自然科学基金(the Natural Science Foundation of Shaanxi Province of China under Grant No.F0306)。

作者简介: 刘继艳(1984-), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为信号处理与模式识别; 潘建寿(1953-), 男, 教授, 主要研究领域为信号处理与模式识别、计算机视觉及应用; 吴亚鹏(1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为计算机视觉与模式识别。

收稿日期: 2008-03-07 **修回日期:** 2008-05-15

区域的归一化的像素位置, μ_i, v_j 是相应的特征矢量。定义一个核函数 $k(x)$, 为目标模板区域的像素设置权值, 即越远离目标模板中心的像素设置的权值越小, 目的是增加算法的鲁棒性, 提高搜索跟踪能力。

基于图像灰度特征 $\mu_i = \{i\}_{i=1}^m$ 的目标模板灰度概率函数和候选目标灰度概率函数分别见式(1)和式(2):

$$*q(\boldsymbol{\mu}) = C_x \sum_{i=1}^N k(\|\mathbf{x}_i\|^2) \delta(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}) \quad (1)$$

$$*p(\boldsymbol{\mu}) = C_y \sum_{j=1}^N k\left(\left\|\frac{\mathbf{y}-\mathbf{y}_j}{h}\right\|^2\right) \delta(\mathbf{v}_j - \boldsymbol{\mu}) \quad (2)$$

定义 h 为候选目标的尺度, 在跟踪算法中 h 选择为候选目标的像素数, $\delta(\cdot)$ 为 Kronecker Δ 函数, 定义为式(3):

$$\delta_{ij} = \begin{cases} 0 & i \neq j \\ 1 & i = j \end{cases} \quad (3)$$

归一化常数 C_x, C_y 分别见式(4)和式(5):

$$C_x = \frac{1}{\sum_{i=1}^N k(\|\mathbf{x}_i\|^2)} \quad (4)$$

$$C_y = \frac{1}{\sum_{j=1}^N k\left(\left\|\frac{\mathbf{y}-\mathbf{y}_j}{h}\right\|^2\right)} \quad (5)$$

2.2 相似性测度与目标定位

通常情况下, 相似性测度函数定义的是目标模板和候选目标之间的距离, 分别见式(6)和式(7):

$$d(\mathbf{q}, \mathbf{p}(\mathbf{y})) = \sqrt{1 - \rho(\mathbf{q}, \mathbf{p}(\mathbf{y}))} \quad (6)$$

$$\rho(\mathbf{y}) \equiv \rho(\mathbf{q}, \mathbf{p}(\mathbf{y})) = \sum_{\mu=1}^M \sqrt{q_{\mu} p_{\mu}(\mathbf{y})} \quad (7)$$

$d(\mathbf{q}, \mathbf{p}(\mathbf{y}))$ 是目标模板分布 \mathbf{q} 和候选目标分布 $\mathbf{p}(\mathbf{y})$ 的 Bhattacharyya 系数。

为了在被检测帧中定位目标, 那么关于目标模板分布 \mathbf{q} 和候选目标分布 $\mathbf{p}(\mathbf{y})$ 的距离函数 $d(\mathbf{y})$ 应当最小化。定位过程也可以看成是从前一帧的目标模板的位置开始, 在其邻域内搜索目标的过程。因为距离函数 $d(\mathbf{y})$ 是光滑的, 所以通过利用均值矢量 (mean shift vector) $d(\mathbf{y})$ 的梯度信息完成目标的定位。此过程是不断地从目标当前位置 \mathbf{y}_0 移动到新目标位置 \mathbf{y}_1 , 直到候选目标与目标模板足够相似。 \mathbf{y}_1 的计算式见式(8)。

$$\mathbf{y}_1 = \frac{\sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \omega g\left[\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right]}{\sum_{i=1}^N \omega g\left[\left\|\frac{\mathbf{y}_0 - \mathbf{x}_i}{h}\right\|^2\right]} \quad (8)$$

其中 $\omega = \sum_{i=1}^m \sqrt{\frac{p_u}{p_u(\mathbf{y}_0)}} \delta[b(\mathbf{x}_i) - u]$ 是图像加权矢量, $g(x) = -k'(x)$ 是核函数的导数。

2.3 均值偏移算法步骤

(1) 利用式(1)计算目标模板在前一帧 \mathbf{y}_0 处的概率密度 $\{\hat{q}_u(\hat{\mathbf{y}}_0)\}_{u=1, \dots, m}$, 并指定一个小的正常数 ε ;

(2) 初始化在当前帧 \mathbf{y}_0 处的候选目标, 利用式(2)计算其概率密度 $\{\hat{p}_u(\hat{\mathbf{y}}_0)\}_{u=1, \dots, m}$ 和 Bhattacharyya 系数;

(3) 利用式(8)计算候选目标的下一个新位置 \mathbf{y}_1 ;

(4) 判断循环终止条件 $\|\mathbf{y}_1 - \mathbf{y}_0\| < \varepsilon$, 若满足则终止循环, 否则 $\mathbf{y}_0 \leftarrow \mathbf{y}_1$, 并返回到第(2)步继续寻找满足条件的候选目标位置。

3 目标运动估计

Kalman 滤波器是一个对动态系统的状态序列进行线性最小方差误差估计的算法, 它通过状态方程和观测方程来表示系统。它计算量小, 可实时计算, 而且可以以任意一点作为起点来观测。这里利用 Kalman 滤波器来估计目标的运动。

系统的状态方程和观测方程分别见式(9)和式(10):

$$\text{状态方程: } \mathbf{x}_k = \boldsymbol{\phi}_{k, k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (9)$$

$$\text{观测方程: } \mathbf{Y}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k \quad (10)$$

其中, $\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_{k-1}$ 是 k 和 $k-1$ 时刻系统的状态向量, $\boldsymbol{\phi}_{k, k-1}$ 是从 k 到 $k-1$ 时刻的状态转移矩阵, \mathbf{H}_k 是观测矩阵, $\mathbf{W}_{k-1}, \mathbf{V}_k$ 分别为状态和观测对应的噪声向量, 其方差阵分别为 \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k , 它们是互不相关的零均值正态白噪声序列。令系统状态变量 $\mathbf{x}_k = [x_k, y_k, xv_k, yv_k]$, 分别是目标在 x 轴和 y 轴上的位置和速度, 观测状态向量 $\mathbf{Y}_k = [xw_k, yw_k]$, 表示观测目标的位置。Kalman 滤波算法为:

(1) 在 t_0 时刻初始化 \mathbf{x}_k ;

(2) t_k 时刻, 系统状态预测方程为: $\mathbf{x}_{k, k-1} = \boldsymbol{\phi}_{k, k-1} \mathbf{x}_{k-1}$;

(3) 状态更新方程为: $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{k, k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Y}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{x}_{k, k-1})$ 。

滤波增益矩阵: $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k, k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k, k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_{k-1})^{-1}$

预测误差方差阵: $\mathbf{P}_{k, k-1} = \boldsymbol{\phi}_{k, k-1} \mathbf{P}_{k-1} \boldsymbol{\phi}_{k, k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$

估计误差方差阵: $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k, k-1}$

4 改进的 Mean Shift 运动目标跟踪算法

由于 Mean Shift 算法通过其收敛性, 在当前帧中不断迭代计算 Mean Shift 向量, 最终收敛到目标的真实位置而达到跟踪的目的, 因此, Mean Shift 跟踪算法要求相邻两帧间目标模板与候选目标具有一定的重叠区域。而当目标快速运动或帧间搜索范围较小时, Mean Shift 算法将不能保证对目标进行正确跟踪, 甚至会产生误跟踪。另外, Mean Shift 算法在跟踪过程中只关心候选目标和目标模板在颜色分布的相似性, 而没有利用目标的空间位置和运动速度信息。本文在使用基于颜色分布的 Mean Shift 算法的过程中, 结合了 Kalman 滤波器加入了对目标的位置的预测, 以保证跟踪效果的稳定性和鲁棒性。算法流程见图 1。

由图 1 可知, 新算法对均值偏移算法第二步的当前帧初始候选目标区域中心位置做了改进, 即将原算法中初始候选目标区域中心位置用 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 Mean Shift 跟踪算法, 能够提高算法效率以及跟踪准确性。

5 实验结果

为验证算法的有效性, 本文使用室外行人行走视频进行跟踪实验 (CPU: Inter 2.4 G; 内存: 512 M; 运行环境 Windows XP; Matlab 7.0)。均值偏移算法对于该视频的跟踪效果见图 2: 在视频第 90 帧时由于目标运动速度加快, Mean Shift 跟踪算法将目标丢失, 算法失效。本文算法的跟踪效果见图 3, 由于加入了

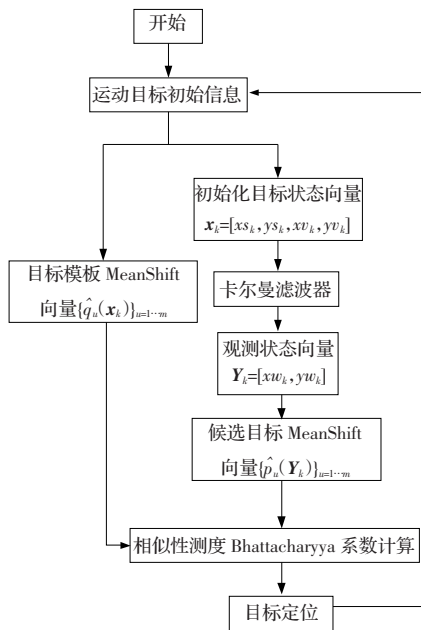


图1 改进的 Mean Shift 运动目标跟踪算法流程图

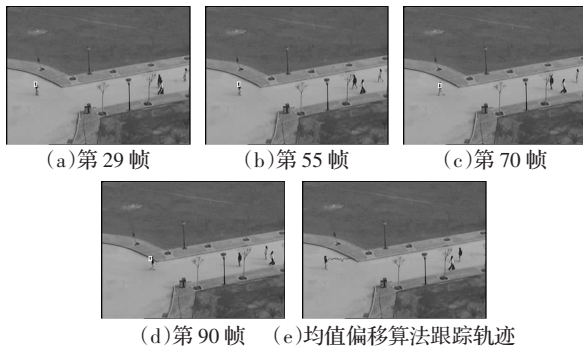


图2 均值偏移算法跟踪效果

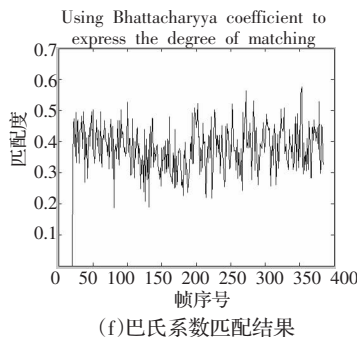
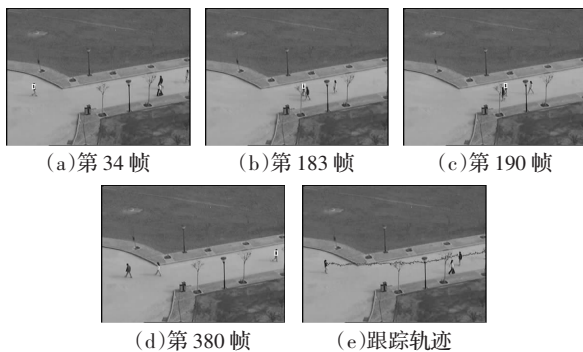


图3 改进均值偏移算法跟踪效果

标用白色矩形框锁定,并且在发生遮挡时也能得到很好的跟踪效果。本文改进算法对于快速运动目标的跟踪效果见图4。两种跟踪算法效率的对比见表1,可见,由于在当前帧搜索时使用 Kalman 滤波预测位置作为初始搜索中心,在一定程度上节约了搜索时间,从而提高了跟踪算法效率。

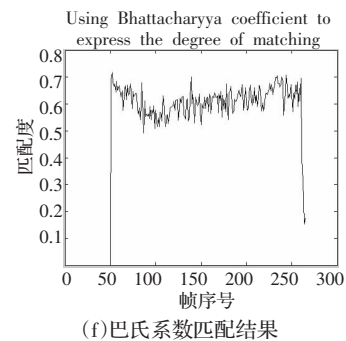
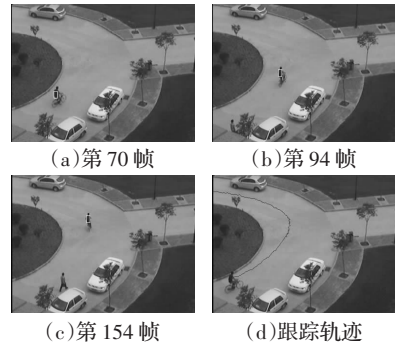


图4 改进均值偏移算法对快速运动目标的跟踪效果图

表1 两种跟踪算法效率的对比

算法	总耗时/s	帧数	每帧耗时/s
Mean-Shift 跟踪算法	5.04	70	0.072
本文跟踪算法	22.70	360	0.063

6 结论

由实验结果可以看出,由于算法本身的收敛性,均值偏移算法对于快速运动目标的跟踪并不具有鲁棒性,在目标速度发生改变或两帧目标模板重叠区域较小时容易发生目标丢失。本文提出的算法结合了卡尔曼滤波器,将预测的目标空间位置参数传递给候选目标初始搜索过程中,保证了目标空间运动过程中的一致性和连贯性,改善了对运动目标的跟踪效果,在目标发生冲突、部分遮挡的情况下,仍能实现有效的跟踪,提高了系统的鲁棒性。

参考文献:

- [1] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. IEEE Trans Info Theory, 1975, IT-21: 32-40.
- [2] Comaniciu D, Meer P. Mean Shift analysis and application [C]// Proceedings of the Seventh IEEE International Conference, Computer Vision, 1999, 2: 1197-1203.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift [C]// Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2000: 142-151.