

文章编号: 1007-2780(2012)03-0396-05

基于改进 MeanShift 的目标跟踪算法

王 田^{1,2}, 刘伟宁^{1*}, 韩广良¹, 杜 超^{1,2}, 刘 恋^{1,2}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033, E-mail: wt65060323@126.com;

2. 中国科学院 研究生院, 北京 100039)

摘 要: 针对传统 Meanshift 算法在某些干扰或遮挡情况下不能保证跟踪的准确性, 以及目标模型内的背景像素也会造成定位偏差的问题, 提出一种基于 MeanShift 的改进算法。首先对目标模型进行改进, 通过目标与背景的区别度引入权系数, 在目标模型中进行加权处理, 可达到降低目标模型内背景像素对跟踪定位精度的影响。然后, 将跟踪窗进行分块, 对各子块使用改进目标模型的 Meanshift 算法进行跟踪。最后, 用匹配度最大的两个子块加权决定目标的最终位置, 从而在目标发生遮挡时能有效剔除被遮挡子块对目标定位的影响。实验表明, 在复杂背景下, 新算法仍然可以有效、准确地跟踪运动目标。

关 键 词: Meanshift; 目标跟踪; 分块; 抗遮挡

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.3788/YJYXS20122703.0396

Target Tracking Algorithm Based on Improved Meanshift

WANG Tian^{1,2}, LIU Wei-ning^{1*}, HAN Guang-liang¹, DU Chao^{1,2}, LIU Lian^{1,2}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,

Changchun 130031, China, E-mail: wt65060323@126.com;

2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100039, China)

Abstract: Aiming at the problem that traditional Meanshift algorithm can not guarantee tracking accuracy in certain interference or occlusion case and background pixel in object model will induce localization error, a improved targets tracking algorithm based on Mean-shift algorithm was proposed. Firstly, the object model is improved by introducing weights which is decided by divisional degree between object and background, and then the weight was used in object model to reduce the localization error of object tracking. Secondly, the target in the tracking window is divided into a number of fragments, the improved Mean Shift algorithm is used in every fragments separately. Finally, the match degree of each fragment is computed and the fragment with the highest match degree is involved to achieve the whole target's coordinates and to avoid the influence of occluded fragments on the object location. Experimental results show that the new method can effectively and accurately track moving target in the cluttering background.

Key words: Meanshift; target tracking; fragments; anti-occlusion

收稿日期: 2011-12-05; 修订日期: 2012-02-21

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61172111)

作者简介: 王田(1987—), 女, 辽宁锦州人, 硕士研究生, 主要从事图像处理、目标跟踪方面的研究。

* 通讯联系人, E-mail: liu. weining@yahoo. com. cn

1 引 言

在计算机视觉领域中,运动目标的检测识别和跟踪是一重要的研究项目,广泛应用于人们生活的各个领域。Mean Shift 算法是一种基于密度梯度的无参数估计方法^[1],因其迭代次数少、计算量小已经广泛应用在目标实时跟踪中^[2-3]。但由于其收敛于局部极值点,故在某些背景干扰及遮挡情况下不能保证跟踪的准确性。

为了解决遮挡及背景干扰对 Meanshift 算法的影响,文献[5]把目标跟踪的问题转为了求取最大后验概率的问题,同时把目标周围的背景信息融合到该框架内。因为在求取各个像素的权重时考虑到了周围背景对该像素的影响:对和背景相似的像素赋予了低权重,而对于和背景不同的像素则赋予了较高的权重,这相当于增强了目标特征的区分性。因此,此算法提高了目标跟踪算法的有效性。不过,把背景信息融入到跟踪框架内不能够解决局部遮挡的问题。文献[6]通过将运动目标分块化来处理遮挡情况,但该方法在背景复杂环境下稳定性不够,而且对各子块未能赋予有效的权重。

鉴于背景抑制与分块思想的优缺点,本文将二者进行了有效的结合和改进,首先对目标模型进行改进,通过目标与背景的分度引入权系数,对目标模型不同的特征值进行加权处理从而降低背景像素对特征值的影响。然后,将跟踪窗进行分块,对各子块使用改进目标模型的 Meanshift 算法进行跟踪。最后,用匹配度最大的两个子块加权决定目标的最终位置,从而在目标发生遮挡时能有效剔除被遮挡子块对目标定位的影响。

2 Meanshift 算法原理

Meanshift 算法用于目标跟踪其本质就是寻找使目标模型和候选模型相似性函数取得最大值的点,这个点就是目标的中心位置。包括以下 3 个步骤:

2.1 目标模型与候选模型的建立

为了对目标进行描述,首先要确定特征空间。由于目标的灰度特征便于描述,且稳定性较好,所以本文对目标灰度特征进行描述,计算目标的加权灰度直方图,如式(1):

$$q_u = c \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i) - u] \quad (1)$$

其中, c 是归一化系数, $c = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}$; $k(x)$ 为核函数 $K(x)$ 的轮廓函数,使用核函数进行加权处理是由于边缘像素易受遮挡和背景噪音的干扰,这样起到弱化边缘像素而突出中心像素的作用。本文选用 Epanechnikov 核函数,如式(2):

$$F_E(x) = \begin{cases} 1-x & \text{while } \|x\| \leq 1 \\ 0 & \text{while } \|x\| > 1 \end{cases} \quad (2)$$

类似式(1),当前帧以 y_0 为中心的目标候选模型表示为:

$$p_u(y) = c \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \delta [b(x_i) - u] \quad (3)$$

2.2 相似性度量

目标跟踪可以简化为寻找最优的 y ,使得 $p_u(y)$ 与 q_u 最相似,使用 Bhattacharyya 系数 $\rho(y)$ 来度量目标模型与候选模型的相似性如式(4),搜索最大值的过程使用的就是均值漂移算法。

$$\hat{\rho}(y) \equiv \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (4)$$

2.3 目标定位

目标定位过程就是计算均值向量,并根据该向量来反复迭代更新核函数窗口的中心位置,直到满足条件,算法步骤如下:

(1) 计算当前窗内各像素点的权重:

$$w_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta [b(x_i) - u] \quad (5)$$

(2) 计算候选目标的下一个新位置:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g \left(\left\| \frac{y_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right)} \quad (6)$$

其中, $g(x) = -k'(x)$

(3) 若 $\|y_1 - y_0\| < \epsilon$,则停止计算。否则将 y_1 代替 y_0 返回到第一步,继续寻找满足条件的候选目标位置。

3 改进目标模型的 Meanshift 算法

由上一部分 Meanshift 算法的跟踪原理可

知,目标采用全局灰度直方图进行建模,所有像素(包括目标像素和背景像素)对灰度直方图分布都产生影响。当目标模型中包含的背景像素较少时,均值漂移算法可以获得较好的跟踪效果。但是大量的背景像素会造成目标定位的偏差。因此为减小背景像素对目标模型的影响,本文将像素的灰度 u 作为特征值,分别对目标与背景的特征值建立归一化直方图,采用文献[9]的方法定义目标与背景的区别度(如式 7),通过目标和背景的区别度引入权系数,对目标模型进行加权处理。在对目标建模时,若目标特征值与背景特征值区别度较小,即可认为这个特征是描述背景的,在对目标进行建模时要削弱此特征值对目标模型的影响,从而赋予较小权重;若目标特征值与背景特征值区别度较大,即可认为这个特征是描述目标的,在对目标进行建模时要加强此特征值对目标模型的影响,即赋予较大权重。

$$L(u) = \log \frac{\max\{q'(u), \epsilon\}}{\max\{p(u), \epsilon\}} \quad (7)$$

$q'(u)$ 为目标中灰度特征值 u 在目标归一化灰度直方图中的取值, $p(u)$ 为背景中灰度特征值 u 在背景归一化灰度直方图中的取值(背景为目标窗口外 20 pixels 的范围),其中 ϵ 是一个极小值(文章中取值为 0.0001)以避免公式无意义。 $L(u)$ 越大则表示目标与背景的区别度越高,表明该灰度特征值描述目标, $L(u)$ 越小则表示目标与背景的区别度越低,表明该灰度特征值描述背景。 $L(u)$ 的取值范围满足 $\log \epsilon \leq L(u) \leq -\log \epsilon$, 为将其转换为核直方图的带权因子,可以通过映射的方法将其转换到 $[0, 1]$ 范围内,本文采用映射方法如式(8):

$$\lambda_u = (L(u) + \log \epsilon) / 2 \log \epsilon \quad (8)$$

重新定义目标模型和候选模型:

$$q_u = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \lambda_u \delta [b(x_i) - u] \quad (9)$$

$$p_u(y) = \frac{1}{C_h} \sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \lambda_{uh} \delta [b(x_i) - u] \quad (10)$$

其中 $C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k \left(\left\| \frac{x_0 - x_i}{h} \right\|^2 \right) \lambda_u}$ 和 $C_h = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_h} k \left(\left\| \frac{y - x_i}{h} \right\|^2 \right) \lambda_{uh}}$ 分别为归一化常数,使

得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$ 和 $\sum_{u=1}^m p_u = 1$ 。其他步骤(相似性度量、目标的定位)与传统的 Meanshift 算法一致。

4 基于分块的目标跟踪算法

4 基于分块的目标跟踪算法

为提高 Meanshift 算法的抗遮挡能力,本文采用了分块的思想。考虑到算法计算实时性以及跟踪的准确度,子块的划分采用图 1 的方式。内部矩形为目标区域,外部 20 pixels 的环形为背景区域,首先按照(a)中所示,分为上下子块,反映目标的上下区域特征,然后按照(b)中所示,分为左右子块,反映目标左右区域特征。每个子块相对于目标中心的矢量距离为: $\Delta y_1, y_2, y_3, y_4$ 。

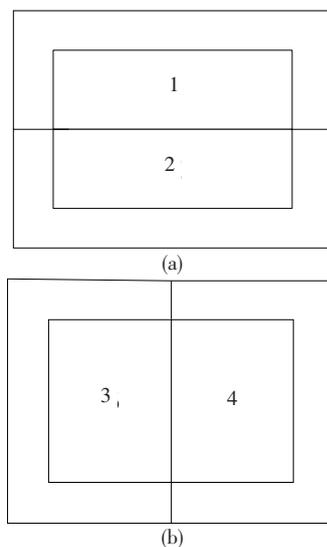


图 1 分块示意图

Fig. 1 Scheme of fragments

对每一个子块实施改进目标模型的 Meanshift 算法(每一子块为背景为每一子块外 20 pixels 的范围),得到每一子块的中心位置 $y_i, i = 1, 2, 3, 4$ 。本文利用 Bhattacharria 系数最大的两个子块(m 和 n)加权表决目标中心的最终位置,归一化这两个子块的 Bhattacharria 系数作为权重系数。这两个子块确定目标中心位置分别为:

$$Y_m = y_m + \Delta y_m \quad (11)$$

$$Y_n = y_n + \Delta y_n \quad (12)$$

目标中心的最终位置由式(13)计算

$$Y = \omega_m Y_m + \omega_n Y_n \quad (13)$$

其中, $\omega_m = \frac{\hat{\rho}_m}{\hat{\rho}_m + \hat{\rho}_n}$, $\omega_n = \frac{\hat{\rho}_n}{\hat{\rho}_m + \hat{\rho}_n}$ 。在得到目标的最终位置后,由每个子块相对于中心的

矢量距离更新各个子块的坐标值以便下一帧的跟踪。

5 算法流程

为了抑制背景像素对目标模型的影响,本文对目标模型进行改进,通过目标与背景的分度度引入权重系数,对目标模型不同的灰度特征值进行加权处理从而降低背景像素对目标模型以及候选模型的影响。同时由于将目标分块可以很有效地解决目标遮挡的问题,所以本文将二者结合到了 Meanshift 的跟踪框架下,具体算法如下所示:

(1)在初始帧中,本文采用鼠标手动选取目标区域(矩形区域),得到目标的中心位置,并按图1所示将目标分块。根据公式(9)计算初始帧每个子块目标模型;

(2)当前帧,对每一子块实施改进目标模型的 Meanshift 算法,得到每一子块在当前帧的中心位置:

- (a)按式(10)计算候选位置直方图;
- (b)根据式(5)求权重函数,式(6)求 y_1 ;
- (c)若 $\|Y_1 - y_0\| < \epsilon$,则停止迭代,否则将

y_1 代替 y_0 转到(a)继续迭代;

(3)确定当前帧中 Bhattacharrya 系数最大的两个子块(m 和 n),并按照式(11)、式(12)分别确定这两个子块对应的目标中心位置。

(4)按照式(13)计算目标中心的最终位置,并由每个子块相对于目标中心的矢量距离更新各个子块的坐标值以便下一帧的跟踪。

6 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性,本实验在 VC++ 6.0 平台上给出了实验结果。图2、图3为一段对运动状态多变且存在背景干扰和遮挡的足球运动员跟踪的视频,在未发生背景干扰时传统的算法与改进算法都可以准确地跟踪目标。图2为传统 Meanshift 算法的跟踪效果图,当背景产生较大干扰以及出现遮挡时(第95帧及99帧)传统跟踪算法产生偏移较大,最终跟踪失败(第112帧);而图3改进算法由于引入目标与背景分度度对背景干扰进行抑制,并采用分块技术,虽然部分产生变形仍可利用比较稳定的子块进行跟踪,最终实现对目标准确而稳定的跟踪。

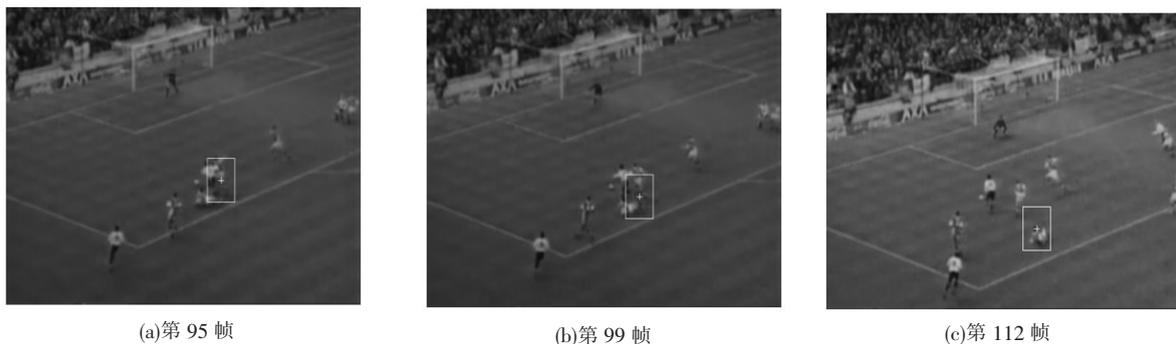


图2 传统 MeanShift 算法跟踪效果

Fig. 2 Tracking result of traditional MeanShift algorithm



图3 改进算法跟踪效果

Fig. 3 Tracking result of improved algorithm

图 4 给出了目标运动过程中两种算法的定位偏差,定位偏差的计算式为:

$$\text{error}(i) = \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2} \quad (14)$$

其中, (x_i, y_i) 为第 i 帧算法计算出来的目标中

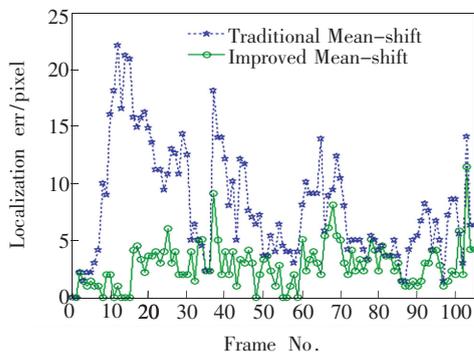


图 4 定位偏差

Fig. 4 Location error

心, (x_c, y_c) 为第 i 帧目标实际中心位置,图 4 表明改进算法的精度明显优于传统算法。

7 结 论

针对传统的均值漂移算法在某些背景像素的干扰及遮挡的情况下不能准确跟踪的问题,对传统算法中目标模型进行改进,根据目标与背景的分度引入权系数,对目标模型不同的特征值进行加权处理从而降低背景像素对特征值的影响。同时又将目标分块引入 Meanshift 框架中,从而可以很有效地解决背景干扰及目标遮挡的问题。实验表明,在存在干扰及遮挡的情况下,本文算法的准确度大大优于传统的跟踪算法,验证了改进算法的有效性。下一步的研究重点是如何在目标被完全遮挡的情况下保持正常的跟踪,及如何确定搜索策略保证目标出现时及时捕获。

参 考 文 献:

- [1] Chen Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence*, 1995, 17(8): 790-799.
- [2] Comanicu D, Meer P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [3] Comanicu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift[C]//*Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Hiton Head Island, USA:IEEE Computer Society, 2000:142-149.
- [4] 孙中森,孙俊喜,宋建中,等.一种抗遮挡的运动目标跟踪算法 [J]. *光学精密工程*, 2007, 15(2):267-171.
- [5] 韩晓波.基于背景建模和动态分块的目标跟踪 [J]. *电子技术研发*, 2010, 37(10):21-23.
- [6] Magglo E, Cavallaro A. Multi-part target representation for color tracking [C]//*IEEE International Conference on Image Processing*, Genova, Italy:IEEE,2005:729-732.
- [7] 颜佳,吴敏渊,陈淑珍,等.应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2010, 18(6):1413-1419.
- [8] 刘扬,张云峰,董月芳.复杂背景下抗遮挡的运动目标跟踪算法 [J]. *液晶与显示*, 2010, 25(6):890-895.
- [9] Collins R T, Liu Y,Leordeanu M. Online selection of discriminative tracking features [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(10):1631-1643.
- [10] 刘翔,周桢.基于分块背景建模的运动目标检测技术 [J]. *液晶与显示*, 2011, 26(6):831-835.