

基于目标质心的 Meanshift 跟踪算法

姚放吾^{1,2}, 许辰铭^{1,2}

(1. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003;

2. 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003)

摘要:运动目标跟踪涉及到计算机图像处理、视频图像处理、模式识别以及人工智能等诸多领域,是一门交叉性很强的学科。因此,研究一种实时性、鲁棒性好的运动目标跟踪方法依然是该领域面临的一个巨大挑战。快速运动目标跟踪技术是当今目标跟踪领域的难点之一。均值漂移算法在目标跟踪过程中没有利用目标的运动方向和速度信息,这就导致了无法准确跟踪快速目标。文中提出了一种基于质心算法的 Meanshift 跟踪模型算法。初始位置采用运动目标质心,并在质心位置处采用 Meanshift 迭代,以巴氏系数判断当前目标和参考目标的匹配程度。实验分析,该算法可实现快速、有效跟踪目标。

关键词:目标跟踪;质心;Meanshift

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2012)06-0104-03

A Meanshift Tracking Algorithm Based on Centroid

YAO Fang-wu^{1,2}, XU Chen-ming^{1,2}

(1. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. Key Lab of Jiangsu Province Wireless Sensor Network High Technology Research, Nanjing 210003, China)

Abstract: Moving target tracking is a highly cross-disciplinary, which involves many fields, such as computer image processing, video image processing, pattern recognition, artificial intelligence and so on. Therefore, the research of real-time and robustness is still a great challenge in the field of object tracking. Fast motion target tracking is one of the most difficulties in the field. Meanshift algorithm doesn't use the target's motion direction and speed information in process of target tracking. So it brings about failures in fast motion target tracking. An algorithm combined center of gravity with Meanshift algorithm is proposed in this paper. At first, use the centroid as initial position; And then Meanshift iteration is done in the location of the centroid; And the Bhattacharyya's coefficient is applied to judge the matching degree between the current target and reference target. Experimental results show that the new algorithm can help achieve fast and effective object tracking.

Key words: object tracking; centroid; Meanshift

0 引言

目标跟踪在计算机视觉领域有着非常重要的应用。目标跟踪,就是确定视频序列中每幅图像运动目标的位置,建立起运动目标在各幅图像中的联系^[1]。其中跟踪时目标速度过快,目标发生遮挡以及跟踪的实时性问题,是跟踪技术的难点^[2]。运动目标跟踪算法的优劣直接影响着运动目标跟踪的稳定性和精确度。2002年Dorin Comaniciu将Meanshift算法引入到了目标跟踪领域^[3],极大减少了跟踪算法的计算量。

Meanshift算法是一种基于无参密度估计的目标跟踪算法,以核密度直方图作为描述目标模型和候选模型的特征,颜色直方图本身对于目标对象的旋转、变形等不敏感,因此,Meanshift算法对于运动目标尺度变化有良好的适用性。同时,由于核函数的单峰性和有局部支撑性,核函数对于目标对象遇到部分遮挡的情况时,算法仍具有良好的鲁棒性。

1 Meanshift 算法

1.1 Meanshift 算法原理

在 d 维空间 R^d 中给出 n 个样本点 $x_i, i=1, \dots, n$,可以定义在 x 点的Meanshift向量基本形式为:

$$M_h(x) \equiv \frac{1}{k} \sum_{x_i \in s_k} (x_i - x) \quad (1)$$

可以知道 $(x_i - x)$ 是样本点 x_i 对于选定参考点 x

收稿日期:2011-10-29;修回日期:2012-02-01

基金项目:江苏高校优势学科建设工程资助项目(yx002001)

作者简介:姚放吾(1953-),男,教授,硕士生导师,研究方向为数字图像处理、嵌入式技术及在通信中的应用;许辰铭(1986-),男,江苏常州人,硕士研究生,研究方向为数字图像处理。

的位置偏移量, Meanshift 基本向量 $M_h(x)$ 所表示的意义即为高维空间中,对于选定的参考点 x ,每个样本点 x_i 的偏移量先求和再平均的过程。更进一步可以看到,样本点 x_i 是从概率密度函数 $f(x)$ 中采样得到,在概率统计学中若概率密度梯度不为零,则函数梯度指向概率密度增加最大的方向, s_h 区域中的采样样本有很大的概率落在沿着概率密度梯度的方向。显然,对应的 Meanshift 向量 $M_h(x)$ 指向概率密度梯度的方向。

如图1所示,大圆的范围即为 s_h ,箭头表示参考点 x 的偏移向量,空心圆既是落入 s_h 中的 n 个采样点 $x_i \in s_h$,而实心圆就是 Meanshift 参考点 x 。很明显的 $M_h(x)$ 的结果就是使采样点朝采样点密度大的方向偏移。

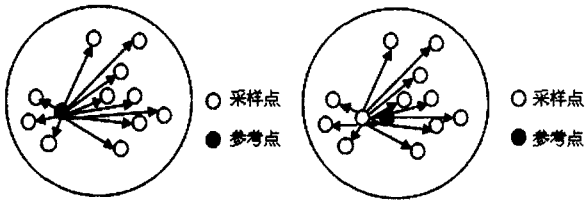


图1 均值漂移示意图

从(1)式中可以知道,在 $s_h(x)$ 中的采样点 x_i ,无论选取的参考点 x 离其远近,对最终的 Meanshift 基本向量 $M_h(x)$ 的影响是一致的,而我们可以看出这样权值一致形式的一个弊端就是参考点收敛到最终结果速度比较慢。一般来说,采样点越靠近参考点 x 对估计其周围的统计就越有价值,因此对不同的偏移向量给予不同的权值,常用的 Meanshift 扩展形式为:

$$M_h(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i) (x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{h}\right) w(x_i)} \quad (2)$$

1.2 Meanshift 跟踪算法

假定目标所在区域的点集为 $\{x_i^*\}, i = 1, \dots, n$, 目标区域中心坐标为 x_0 , 并按区域大小 h 进行归一化。则对于中心在 x_0 的参考目标模板,位置 x_i 的颜色概率分布 $q_u = \{\hat{q}_u(y)\}, u = 1, \dots, m$, 表示为:

$$\hat{q}_u = C \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i - x_0}{h}\right\|\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (3)$$

其中, δ 为克罗内克 δ 函数。 $k(x)$ 是核函数的轮廓函数,它是用来给像素点赋权值的,离中心点远的点权值较小,反之,则权值较大。以此来增加密度估计的稳定性和可靠性。 C 为规范化常数:

$$k(x)C = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x - x_i}{h}\right\|\right)}, \sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1 \quad (4)$$

同样可得在候选目标模板中位置 y 的的目标的颜色

概率分布 $p_u = \{\hat{p}_u(y)\}, u = 1, \dots, m$, 则可以描述为

$$\begin{aligned} \hat{p}_u &= C_h \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i^* - y}{h}\right\|\right) \delta[b(x_i^*) - u], C_h \\ &= \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|\right)} \end{aligned} \quad (5)$$

这里可以看到 C_h 与 y 值大小无关,这是由于像素位置 x_i 以规则化网格形式组成,所以在核密度及尺度 h 给定后, C_h 也就确定了。

这里可以看出,整个目标跟踪过程就是在连续的视频帧序列中根据目标参考模板寻找最合适的候选模板与之匹配。采用颜色概率分布 $\hat{p}_u(y)$ 与 \hat{q}_u 的相似性来度量参考模板与候选模板的相似关系。选用 Bhattacharyya 相似系数来定义其匹配程度,所以颜色概率分布 $\hat{p}_u(y)$ 与 \hat{q}_u 相似性度量可定为:

$$\rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (6)$$

y_0 为当前初始位置,上式在 y_0 处泰勒展开得

$$\rho[p(y), q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} +$$

$$\frac{C_h}{2} w_i k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|\right) \quad (7)$$

可以看到经过泰勒展开后只有右边第二项随 y 变化,可以利用 Meanshift 算法进行迭代,从而找到该领域内概率密度估计的极大值,由此得到跟踪的新位置 y_1 。最终迭代过程结束后 y_1 的值即是最后匹配的位置。

2 改进的 Meanshift 算法

均值漂移算法,在多数情况下能保证跟踪的准确性和实时性,是一种快速且有效的跟踪算法。但是 Meanshift 算法在目标跟踪过程中没有考虑目标实际的宏观运动,而仅仅是以漂移向量的方向来定位目标位置,这就导致目标实际在空间中的运动速度和运动方向信息的丢失^[4]。目标运动速度过快时,Meanshift 算法往往会“追不上”目标,这就会导致目标的跟踪丢失。产生这种情况最根本的原因是迭代的初始值^[5]。在 Meanshift 算法中,为使巴氏系数最大化,进行了泰勒展开,而泰勒展开的值是个近似值,只有当 y_1 值与 y_0 值接近时泰勒展开才有意义^[6,7]。此时,如果将前一帧的真实目标位置作为初始值,在快速运动的前提下显然是错误的^[8,9]。

文中提出的解决方法是:基于特征匹配的运动目标检测和均值漂移跟踪算法相结合的方法解决快速运动目标的跟踪问题。用于目标的跟踪的个体特征有很多,例如用曲线^[10]、直线^[11]、参照点^[12]等个体特征来

实现对运动目标的跟踪。

选用物体质心作为个体特征。质心计算的前提需要对目标和背景进行有效地阈值分割。然后对各个跟踪窗口进行标记,最后根据每个标记窗口内的运动目标像素信息来求取质心。把前景图 $fb(x,y)$ 进行二值化,则

$$fb(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{运动目标} \\ 0 & \text{背景} \end{cases} \quad (8)$$

则运动目标的质心计算为:

$$\begin{cases} x_m = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M x \times fb(x,y)}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M fb(x,y)} \\ y_m = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M y \times fb(x,y)}{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M fb(x,y)} \end{cases} \quad (9)$$

式中, N 、 M 为跟踪窗口长、宽方向的像素点数, x_m 和 y_m 为目标质心位置。

基于均值漂移算法与特征匹配法相结合的视频对

象跟踪算法整体系统流程如下:

Step1:使用特征匹配法对视频对象进行检测,求取运动区域的质心位置 y_0 ;

Step2:计算视频对象的概率分布模型 $p(y_0)$,计算相似性函数 $\rho[p(y_0),q]$;

Step3:计算权值 w_i ;

Step4:利用 Meanshift 计算新的漂移位置 y_1 ;

Step5:更新新的视频对象的概率分布模型 $p(y_1)$,计算相似性函数 $\rho[p(y_1),q]$;

Step6:设定最大的迭代次数 N ,当 $n > N$ 时迭代结束。

3 实验结果

文中采用的测试视频为斯诺克比赛时大力击打黑球的场景,实验发现,采用普通的 Meanshift 算法当跟踪到图像 32 帧时开始“跟不上”运动目标,导致跟踪失败,跟踪结果如图 2 所示。而文中采用的结合质心匹配的 Meanshift 算法对于快速运动的黑球仍然具有良好的跟踪效果,如图 3 所示。

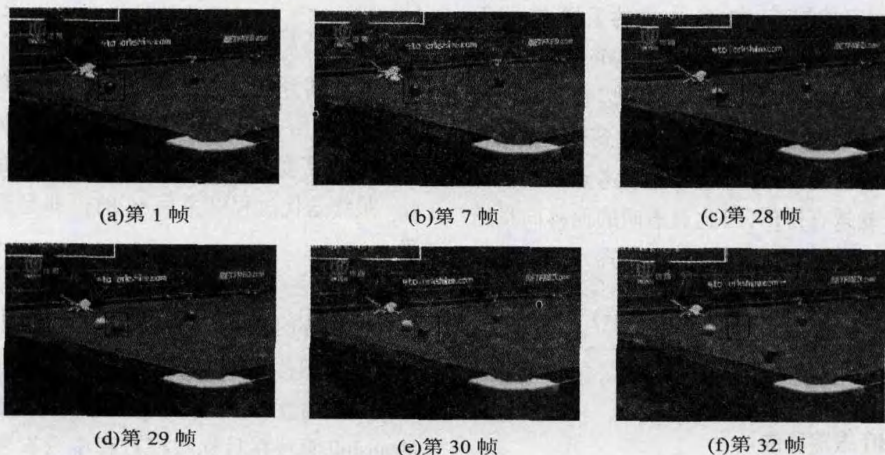


图 2 传统 Meanshift 算法跟踪效果

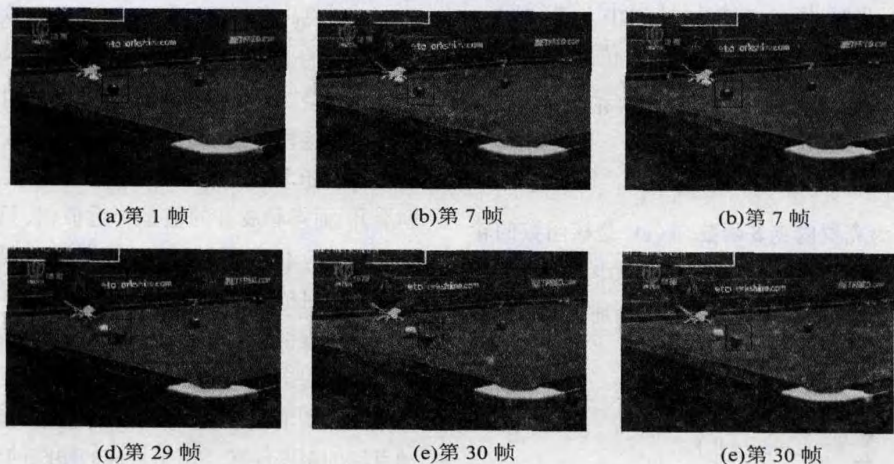


图 3 改进 Meanshift 算法跟踪效果

(下转第 110 页)

含有正样本和负样本以及训练集和测试集。将正样本作为内部结点,而将负样本作为离群点。将 95% 的正样本作为训练集,其余 5% 作为测试集。

实验结果(离群点检测精度)如表 1 所示,可以看出 PM-KLIEP 的性能要优于 KLIEP 和 GM-KLIEP。

表 1 各个算法的检测精度

Datasets	KLIEP	GM-KLIEP	PM-KLIEP
banana	56.9	70	60.4
diabetes	64	53.1	67.4
heart	71	73.1	73.6

4 结束语

文中提出了一种新的概率密度比值估计算法,该算法使用混合概率密度主成分分析的方法来估计概率密度比值。对算法的优化,可以通过期望最大化算法有效实现。实验证明该算法相比其他算法更有效。

参考文献:

- [1] 梅灿华,张玉红,胡学钢,等.一种基于最大熵模型的加权归纳迁移学习[J].计算机研究与发展,2011,48(9):1722-1728.
- [2] 许棣华,王志坚.基于多任务学习的邮件过滤系统的研究[J].计算机技术与发展,2010,20(10):137-141.
- [3] 施冬冬,贾瑞玉,黄义堂.基于遗传算法的高维离群点检测

算法的改进[J].计算机技术与发展,1999,19(3):141-147.

- [4] 张家柏,王小玲.基于聚类和二进制 PSO 的特征选择[J].计算机技术与发展,2010,20(6):25-28.
- [5] 姜鹤,陈丽亚.SVM 文本分类中一种新的特征提取方法[J].计算机技术与发展,2010,20(3):17-23.
- [6] 袁健,姚明海.基于简化局部二元法的人脸特征提取[J].计算机技术与发展,2009,19(6):84-90.
- [7] Suzuki T, Sugiyama M, Kanamori T, et al. Mutual information estimation reveals global associations between stimuli and biological processes[J]. BMC Bioinformatics, 2009, 10(1): S52.
- [8] Suzuki T, Sugiyama M. Sufficient dimension reduction via squared-loss mutual information estimation[C]//Intl. Conf. on Artificial Intelligence and Statistics. [s. l.]: [s. n.], 2010: 804-811.
- [9] Sugiyama M, Suzuki T, Nakajima S, et al. Direct importance estimation for covariate shift adaptation[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 2008, 60(4): 699-746.
- [10] Yamada M, Sugiyama M. Direct importance estimation with Gaussian mixture models[J]. IEICE Trans. on Information and Systems, 2009, E92-D(10): 2159-2162.
- [11] Tipping M E, Bishop C M. Mixtures of probabilistic principal component analyzers[J]. Neural Computation, 1999, 11(2): 443-482.
- [12] Bishop C M. Pattern recognition and machine learning[M]. New York, USA: Springer-Verlag, 2006.

(上接第 106 页)

4 结束语

分析了传统 Meanshift 算法的局限性,针对快速运动目标容易跟踪丢失,提出了基于目标质心的 Mean-shift 目标跟踪算法,经实验仿真该方法对快速运动目标具有良好的跟踪性能,有较高的应用价值。

参考文献:

- [1] 雷云,王夏黎,孙华.基于视频的交通目标跟踪方法研究[J].计算机技术与发展,2010,20(7):44-47.
- [2] 刘卫光,李广鑫.一种通用的视频目标跟踪系统设计[J].计算机技术与发展,2009,19(10):110-113.
- [3] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE transaction on pattern analysis and machine intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [4] Luo Cheng, Cai Xiongcai, Zhang Jian. Robust object tracking using the particle filtering and level set methods: a comparative experiment[C]//Proceedings of the 2008 IEEE 10th Workshop on Multimedia Signal Processing. Cairns, Australia: [s. n.], 2008: 359-364.
- [5] 朱胜利. Meanshift 及相关算法在视频跟踪中的研究[D].

杭州:浙江大学,2006.

- [6] Cheng Y. Meanshift, Mode Seeking and Clustering[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [7] 施华,李翠华.图像中的运动目标跟踪[J].计算机工程与应用,2005,41(10):56-58.
- [8] Collins R. Meanshift blob tracking through scale space[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [s. l.]: [s. n.], 2003: 234-240.
- [9] McFarlane N J B, Schofield C P. Segmentation and tracking of piglets in images[J]. Machine Vision and Applications, 1995(8): 187-193.
- [10] Hang Z, Faugeras O D. Three dimensional motion computation and object segmentation in along sequence of stereo frames[J]. International Journal on Computer Vision, 1992(3): 211-241.
- [11] Liu Y, Huang T S. Determining straight line correspondences from intensity images[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(6): 119-216.
- [12] Ferruz J, Ollero A. Integrated real time vision system for vehicle control in non-structured environments[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2000(13): 215-236.