

基于均值漂移和卡尔曼滤波的跟踪算法研究

吴佳家¹, 高 珏², 李 敏¹, 许华虎³

(1. 上海大学 计算机工程与科学学院, 上海 200444;

2. 上海大学 计算机中心, 上海 200444;

3. 上海大学 上海上大海润信息系统有限公司, 上海 200444)

摘 要: 为了寻找一种可以实际运用到学校监控系统的目标跟踪算法, 文中对基本 Mean Shift 算法进行描述, 并阐述算法的实际意义。Mean Shift 虽然以其不需要参数、不需要穷尽搜索区域等特性可以较好地实现目标跟踪, 但是同时其也有不足, 让其在某些跟踪条件下达不到很好的效果。为了使 Mean Shift 目标跟踪算法满足实际应用需求, 通过添加核函数和增加权重的方式对基础 Mean Shift 算法进行扩展, 并在分析 Mean Shift 算法的不足之后, 提出一种 Mean Shift 与 Kalman 滤波相结合的目标跟踪算法。通过学校的视频监控平台对提出算法进行验证, 实验结果表明, 该算法可以有效地对目标进行跟踪。

关键词: Mean Shift; 目标跟踪; 智能监控

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)01-0005-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.01.002

Research on Target Tracking Algorithm Based on Mean Shift and Kalman Filter

WU Jia-jia¹, GAO Jue², LI Min¹, XU Hua-hu³

(1. School of Computer Engineering and Science, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

2. Computer Center, Shanghai University, Shanghai 200444, China;

3. Shangda Hairun Information System Co., Ltd, Shanghai 200444, China)

Abstract: In order to find a practical target tracking algorithm using in school monitoring system, the original Mean Shift algorithm is described in detail, and the practical significance of the algorithm is described too. Mean Shift algorithm can get better target tracking without arguments and searching no exhaustive area or other features, but at the same time it has shortcomings, so that it cannot get good results. In order to meet the actual application requirements, the Mean Shift algorithm is extended by kernel function and weight and the meaning on this expansion is also explained, and in the analysis of the lack of the Mean Shift algorithm, an algorithm combined Mean Shift and Kalman filter was proposed. Through the school's video surveillance, the algorithm was verified, and the results showed that the proposed algorithm can effectively track the target.

Key words: Mean Shift; target tracking; intelligent surveillance

0 引 言

目前, 智能视频监控涉及计算机视觉、图像视频处理与分析、人工智能、数字信号处理等诸多学科。智能视频监控已经在多个行业开始应用, 例如交通领域中的交通违章和流量控制等。

智能视频监控技术中涉及运动目标检测、目标识

别、运动目标跟踪及运动行为理解等关键技术。其中运动目标跟踪属于运动目标检测和目标识别与运动行为理解的中间处理部分。运动目标跟踪通过对运动目标检测的结果进行处理, 来支撑运动目标行为的理解与分析。运动目标跟踪结果的好坏直接影响智能视频监控系统的核心有效性, 是智能视频监控系统的核心技术。

收稿日期: 2013-03-11

修回日期: 2013-06-18

网络出版时间: 2013-11-12

基金项目: 上海市科技计划项目 (12111101004)

作者简介: 吴佳家 (1987-), 男, 硕士, 研究方向为多媒体; 许华虎, 教授, 研究方向为多媒体。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20131112.1653.053.html>

所以对运动目标跟踪的研究,具有很实际的应用价值^[1]。

1 运动目标跟踪技术

运动目标跟踪,就是利用视频图像处理等相关技术,在连续的视频图像序列中找到目标位置和相关运动信息,从而完成对特定目标的跟踪。

运动目标跟踪方法大致可以分为两种思路:一种就是不依赖目标的先验知识,直接从视频图像序列中检测并提取运动目标,紧接着对提取的目标进行识别和判断,如果是要跟踪的目标,则对其继续进行跟踪,否则重新进行检测和判断;另一种思路是依赖目标的先验知识,首先对跟踪目标进行运动建模,然后再到视频图像序列中寻找与之相匹配的跟踪目标。

2 Mean Shift 目标跟踪方法

Mean Shift 方法是一种最优的寻找概率密度极大值的梯度上升算法,由于算法收敛速度快,而且不需要先验知识,已经被广泛应用在聚类分析、图像分割、目标跟踪等领域^[2]。

2.1 Mean Shift 方法

假设在给定的空间中有 n 个样本点, $x_i, i=1, \dots, n$, 则在 x 点的 Mean Shift 向量的基本形式定义为:

$$\mathbf{M}_h(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_h} (x_i - x) \quad (1)$$

其中, S_h 是一个半径为 h 的高维球区域,它是满足下面关系式的所有点的集合:

$$S_h(x) = \{y: (y - x)^T(y - x) \leq h^2\} \quad (2)$$

k 表示的是在上述的多个样本点中,有多少个样本点落入了区域内。如图 1 所示,大圆所圈定的范围是相关的区域,小球代表落入该区域内的样本点,圆心代表 Mean Shift 的基准偏移中心 x ,箭头表示样本点 x_i 相对于基准点的偏移向量。

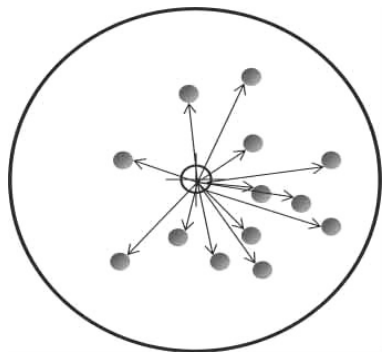


图 1 Mean Shift 示意图

在式(1)中, $(x_i - x)$ 表示的是相关区域内的样本点相对于中心的偏移向量。所以计算得到的 Mean Shift 向量 $\mathbf{M}_h(x)$ 是对落入区域内的所有样本点相对

于中心偏移向量的平均值。不过这是建立在一个假设条件下,即所有的样本点是服从同一个概率密度分布。由梯度的相关知识可知,非零概率密度函数的梯度总是指向概率密度函数增加最快的方向。而相关区域内的样本点会更倾向于落在了概率密度梯度的方向上。因此,Mean Shift 向量指向概率密度函数增加最快的方向,即梯度方向。如图 1 所示, $\mathbf{M}_h(x)$ 指向样本分布相对较多的区域^[3-4]。

2.2 对 Mean Shift 算法的扩展

通过增加核函数和权重对 Mean Shift 算法进行扩展。核函数只是粗略限定了样本的重要性,不能确切地反映各个样本的重要性。目标跟踪中,离中心点的距离不能完全决定点的重要性,所以引入权重系数就显得很有用。对于落入相关区域中的样本点,它们的权重 $\omega(x_i)$ 由各个样本点的特征来决定。特征不仅是指样本点本身的特征,还可以是统计特征。

把核函数和权重添加进来,基本的 Mean Shift 可以扩展为:

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^n G_H(x_i - x) \omega(x_i - x)}{\sum_{i=1}^n G_H(x_i - x) \omega(x_i)} \quad (3)$$

其中, $G_H(x_i - x) = |\mathbf{H}|^{-\frac{1}{2}} G(\mathbf{H}^{-\frac{1}{2}}(x_i - x))$, $G(x)$ 是高斯单位核函数; \mathbf{H} 是一个正定的 $d \times d$ 的矩阵,称为带宽矩阵; $\omega(x_i)$ 表示样本点 x_i 的权重。

式(3)太过复杂,在实际应用中通过对其简化以达到应用。在图像处理中,常把带宽矩阵限定为一个对角矩阵,甚至单位矩阵。式(3)可以改写为:

$$m(x) = \frac{\sum_{i=1}^n x_i g(\| \frac{x_i - x}{h} \|^2) \omega(x_i)}{\sum_{i=1}^n g(\| \frac{x_i - x}{h} \|^2) \omega(x_i)} - x \quad (4)$$

通过数学证明,知道在 x 点使用核函数 G 得到的 Mean Shift 矢量与归一化地用核函数 K 估计出来的概率密度函数的梯度成正比,这里的归一化因子为在 x 处使用核函数 G 估计得到的概率密度函数。

$$m_{h,G}(x) = \frac{h^2 \nabla f_{h,G}(x)}{2 f_{h,G}(x)} \quad (5)$$

其中, $\nabla f_{h,G}(x)$ 为概率密度函数的梯度; $f_{h,G}(x)$ 为以 G 为核函数的概率密度函数的估计。

因此,Mean Shift 矢量和移动相关区域就可以找到概率密度分布的梯度为零的区域,也就是常说的稳态点。所以寻求稳态点可以通过下述迭代过程得到:

- (1) 计算偏移基准点的 Mean Shift 向量;
- (2) 将核函数移动到 $m_{h,G}(x)$;
- (3) 返回 1,直至收敛到某个邻域点或者满足迭代结束条件。

2.3 Mean Shift 跟踪方法

(1) 目标模型。

设 $\{x_i\}, i = 1, \dots, n$ 是目标模型的归一化像素坐标, 则目标模型的核函数直方图定义为:

$$q_u = c \sum_{i=1}^n k\left(\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (6)$$

其中, x 是中心点向量值, x_i 是第 i 个点的向量值, h 为核函数的带宽; 函数 k 中, $\left\|\frac{x_i - x}{h}\right\|^2$ 消除物体大小

形状不同的影响; c 是归一化常数, 使得 $\sum_{u=1}^m q_u = 1$, 其中 m 为特征值个数, 对于图像处理可以选择灰度划分等级的个数; $\delta[b(x_i) - u]$ 用来判断是否属于特征值 u , 属于这函数值为 1, 不属于为 0。

(2) 候选区域。

在第一帧后的每一帧中可能包含要跟踪目标的区域称为候选区域, 其中心坐标为 y , 则其核函数直方图表示为:

$$p_u(y) = c_h \sum_{i=1}^{n_h} k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \delta[b(x_i) - u] \quad (7)$$

(3) 相似性函数。

利用相似性函数用来计算目标模型与候选模型之间的相似程度。文中选用 Bhattacharyya 系数作为相似性函数, B 系数定义为:

$$\rho(y) = \rho[p(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y) q_u} \quad (8)$$

(4) Mean Shift 算法。

匹配过程就是求相似函数最大值的寻优过程, 对相似性函数进行泰勒展开, 去前两项得到:

$$\begin{aligned} \rho[p(y), q] &\approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \\ &\quad \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m p_u(y) \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \end{aligned} \quad (9)$$

$$\text{取 } \omega_i = \sum_{u=1}^m \sqrt{\frac{q_u}{p_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u], G(x) = -k'(x)$$

则

$$\begin{aligned} \rho[p(y), q] &\approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0) q_u} + \\ &\quad \frac{1}{2} c_k \sum_{u=1}^m \omega_i k\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \end{aligned} \quad (10)$$

要使相似函数取最大值, 让 y 的搜索方向与梯度方向保持一致, 对 y_0 求导可得其梯度方向:

$$\begin{aligned} \nabla \rho[p(y), q] &= \rho'[p(y), q] = \\ &= \frac{c_k \sum_{i=1}^n \omega_i (y_0 - x_i) G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}{h^2} = \end{aligned}$$

$$\frac{c_k}{h^2} \sum_{i=1}^n G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right) \left[\frac{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)} - y_0 \right] \quad (11)$$

然后计算候选区域中心 y_0 到真实区域 y_1 的向量:

$$m(y) = y_1 - y_0 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)} - y_0 \right] \quad (12)$$

则每次 Mean Shift 算法迭代以后, 目标区域的中心位置由 y_0 移动到 y_1 。

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)}{\sum_{i=1}^n \omega_i G\left(\left\|\frac{y - x_i}{h}\right\|^2\right)} \quad (13)$$

计算 $m(y)$ 向量的模, 如果其不满足迭代终止条件, 则根据新的坐标中心点 y_1 , 计算候选模型核函数直方图, 直到迭代结束, 迭代结束则进入计算下一帧图像^[5-7]。

3 Mean Shift 实际应用

3.1 Mean Shift 的不足

Mean Shift 虽然以其不需要参数、不需要穷尽搜索区域等特性而可以较好地实现目标跟踪, 但是同时其也有不足, 让其在某些跟踪条件下达不到很好的效果。

当背景比较复杂时, 容易陷入局部极值, 跟踪效果不理想。如果选择灰度或者颜色特征进行跟踪, 当背景中出现与目标颜色或者灰度类似, 目标跟踪效果不理想。传统的 Mean Shift 算法在跟踪窗口尺寸上选择固定尺寸, 即核函数带宽 H 为定义一个对角矩阵或者单位矩阵。这会在运动目标速度较快或者目标尺寸发生较大变化时, 容易导致跟踪失败。当有遮挡发生时, 在跟踪目标区域就会出现一定尺寸和新的灰度的区域, 从而导致目标跟踪失败^[8-12]。

3.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波器是一种由卡尔曼 (Kalman) 提出的用于时变线性系统的递归滤波器。这个系统可用包含正交状态变量的微分方程模型来描述, 这种滤波器是将过去的测量估计误差合并到新的测量误差中来估计将来的误差。

卡尔曼滤波是一种高效率的递归滤波器 (自回归滤波器), 它能够从一系列的不完全及包含噪声的测量中, 估计动态系统的状态。

3.3 改进方法

Mean Shift 算法相对比较简单, 运算复杂度也比较

低,可以满足实时性的要求。

通过实验证明,Mean Shift 以其相对简单,复杂度不高,通过改进及与其他跟踪方法相配合取得了很好的跟踪效果。

但 Mean Shift 算法是基于特征的跟踪,对运动目标的运动不做任何预测,在运动目标存在较大遮挡的情况下,算法很容易失效,从而导致跟踪目标的丢失。为了克服遮挡问题,文中采用卡尔曼滤波与 Mean Shift 算法相结合的方法来实现运动目标跟踪算法。

算法步骤如下:

(1)根据 Mean Shift 算法对运动目标进行跟踪,并记录运动目标在当前帧的位置和其他相关信息。

(2)根据 B 式系数对遮挡进行判定,如果未发生遮挡,则跳转至步骤(1)继续进行跟踪,如果发生遮挡,则运行算法步骤(3)。

(3)引入卡尔曼滤波器对运动目标进行运动参数分析,对发生遮挡的运动目标进行状态预测,然后跳转至步骤(1),继续进行运动跟踪。

文中主要采用 Mean Shift 算法对运动目标进行跟踪,在每帧图像中记录运动目标的位置及相关信息,通过 B 氏系数对遮挡进行判定,判定阈值根据实验决定,在该实验系统,阈值为 0.78。当判定发生遮挡时,采用卡尔曼滤波器对运动目标进行运动预测,从而保证其跟踪的连续准确。当遮挡结束,重新归到 Mean Shift 算法。文中采用的跟踪算法最终实验表明,对遮挡具有较好的抵抗性,从而保证跟踪效果的有效性。

根据对 Mean Shift 实际应用中的不足,提出以下改进方法。采取带宽自适应方法,不再把核函数带宽 H 定义为一个固定的对角矩阵或单位矩阵,对检测到当前帧位置周围的轮廓进行检测,计算其尺寸,根据这个尺寸来确定新的带宽,进行下一帧的迭代。这样带宽窗口就会随目标尺寸变化而变化,从而克服目标尺寸变化的问题。从而可以较好解决尺寸变化的问题。

图 2 为实验结果截图。

4 结束语

文中主要采用 Mean Shift 算法对运动目标进行跟踪,在每帧图像中记录运动目标的位置及相关信息,通过 B 氏系数对遮挡进行判定,判定阈值根据实验决定,在该实验中阈值为 0.78。当判定发生遮挡时,采用卡尔曼滤波器对运动目标进行运动预测,从而保证其跟踪的连续准确。当遮挡结束,重新归到 Mean Shift 算法。文中采用的跟踪算法最终实验表明,对遮挡具有较好的抵抗性,从而保证跟踪效果的有效性。

根据对 Mean Shift 实际应用中的不足提出以下改进方法。采取带宽自适应方法,不再把核函数带宽 H

定义为一个固定的对角矩阵或单位矩阵,对检测到当前帧位置周围的轮廓进行检测,然后计算其尺寸,根据这个尺寸来确定新的带宽,然后进行下一帧的迭代。这样带宽窗口就会随目标尺寸变化而变化,从而克服目标尺寸变化的问题。

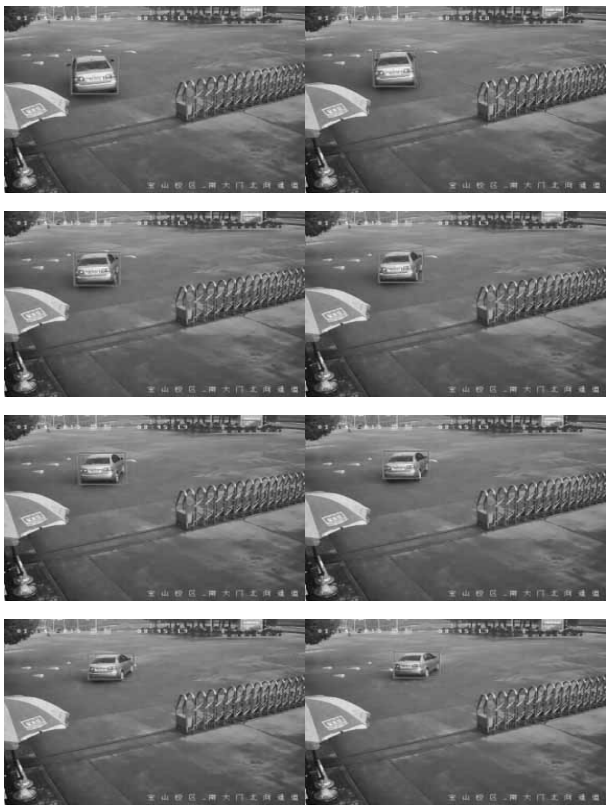


图 2 实验结果截图

通过实验证明,Mean Shift 以其相对简单、复杂度不高的特性,通过改进并与卡尔曼滤波方法相结合,可以达到很好的跟踪效果。

参考文献:

- [1] Zhou Huiyu, Yuan Yuan, Shi Chunmei. Object tracking using SIFT features and mean shift[J]. CVIU, 2009, 113(3): 345-352.
- [2] Yilmaz A. Object tracking by asymmetric kernel mean shift with automatic scale and orientation selection [C]//Proc of IEEE conf on comp vision pattern recognition. [s. l.]: [s. n.], 2007: 1-6.
- [3] Yang Changjiang, Duraiswami R, Davis L. Efficient mean-shift tracking via a new similarity measure [C]//Proc of IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: [s. n.], 2005: 176-183.
- [4] 夏长俊, 李 翊, 顾文锦, 等. 基于 Canny 边缘检测的 Mean-Shift 跟踪核窗宽确定方法[J]. 海军航空工程学院学报, 2008(3): 308-313.
- [5] 韩晓波. 视频目标跟踪算法研究及应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2010.

文件中,做简单的处理后,使用 ximage 对实验结果进行显示(图片没有在文中显示),将得到的结果与 PK-TM 的 CPU 实现得到的结果进行对比,取得了很好的一致性。

在此次实验中,只对计算部分所花时间进行统计,结果如图 4 所示。

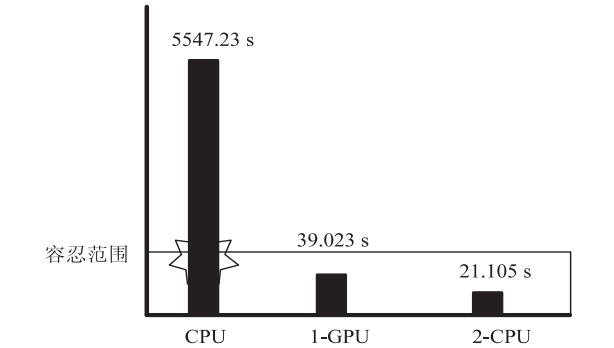


图 4 PKTM 处理所需时间

对比数据处理所花的时间,在没有 GPU 的情况下,PKTM 的处理过程时间花费大约是 9 min;使用单个 GPU 的 PKTM 处理,所需时间已经降为 39 s 左右,提速比例达到 140 倍左右,节省了 99.3% 的计算时间;当使用 GPU 集群,仅仅使用两个 GPU 的计算能力,PKTM 的处理已经缩减为接近一半,更是极大地缩短了计算时间。因此,文中的系统对此类的计算可以达到较好的提速。

5 结束语

文中所介绍的基于 GPU 的 MapReduce 编程框架提供了较好的编程模式,使得开发者更加方便、灵活的开发自定义的应用程序。此外,简化了对大规模数据的管理,开发者可以将更多的精力放在对 GPU 计算资源上。

然而,并未解决通信非常频繁一类的应用,GPU 相比较 CPU,优势在于计算的能力,仍应用 GPU 的计算换取通信量的减少。此外,也在着手做 CUDA 的 RDMA^[12],希望 CUDA 的显存内容能够通过 RDMA 技

术实现跨节点间的内存直接读取。

参考文献:

[1] Dean J, Ghemawat S. MapReduce: Simplified data processing on large clusters [C]//Proceedings of the 6th conference on operating systems design & implementation. Berkeley, CA, USA:USENIX Association, 2004.

[2] 张 舒, 诸艳利. GPU 高性能运算之 CUDA [M]. 北京:中国水利水电出版社, 2009.

[3] Yang C T, Huang C L, Lin C F. Hybrid CUDA, OpenMP, and MPI parallel programming on multicore GPU clusters [J]. Computer physics communications, 2011, 182(1): 266-269.

[4] 都志辉. 高性能计算之并行编程技术-MPI 并行程序设计 [M]. 北京:清华大学出版社, 2001.

[5] He B, Fang W, Luo Q, et al. Mars: A MapReduce framework on graphics processors [C]//Proceedings of the 17th international conference on parallel architectures and compilation techniques. New York, NY, USA: ACM, 2008: 260-269.

[6] Stuart J A, Owens J D. Multi-GPU MapReduce on GPU clusters [C]//Proceedings of the 25th IEEE international parallel and distributed processing symposium. [s. l.]: IEEE, 2011.

[7] Hoberock J, Bell N. Thrust: A parallel template library [M]. [s. l.]: [s. n.], 2010.

[8] 刘兆春, 李光辉, 王庆国, 等. 并行文件系统 PVFS [J]. 信息技术, 2005(4): 108-109.

[9] 卢 照, 张锦娟, 师 军, 等. MPI 动态负载均衡策略的研究与实现 [J]. 计算机技术与发展, 2010, 20(5): 132-135.

[10] Nieplocha J, Palmer B, Tipparaju V, et al. Advances, applications and performance of the global arrays shared memory programming toolkit [J]. Int J high perform comput, 2006, 20(2): 203-231.

[11] 刘 芳, 邓笋根, 聂宁明, 等. 克希霍夫时间偏移在 GPU 集群上的 MPI/CUDA 混合编程实现 [J]. 科研信息化技术与应用, 2012, 3(5): 34-41.

[12] 刘天华, 朱宏峰, 杜 梅, 等. RDMA 技术的研究与应用 [J]. 沈阳师范大学学报(自然科学版), 2006, 24(2): 185-188.

(上接第 8 页)

[6] 宫幼林. 基于图像分割和支持向量机的半自动图像标记系统的研究 [D]. 济南: 山东大学, 2008.

[7] 张宏志, 张金换, 岳 卉, 等. 基于 CamShift 的目标跟踪算法 [J]. 计算机工程与设计, 2006, 27(11): 2012-2014.

[8] 云 霄, 肖 刚. 基于 CamShift 的多特征自适应融合船舶跟踪算法 [J]. 光电工程, 2011, 38(5): 52-58.

[9] 张海青, 李厚强. 基于蒙特卡罗方法的目标跟踪 [J]. 中国

图象图形学报, 2008, 13(5): 937-943.

[10] 刘 雪, 常发亮, 王华杰. 基于改进 Camshift 算法的视频对象跟踪方法 [J]. 微计算机信息, 2007, 23(7-3): 297-298.

[11] 王 亮, 胡卫明, 谭铁牛. 人运动的视觉分析综述 [J]. 计算机学报, 2002, 25(3): 225-237.

[12] 王 亮, 胡卫明, 谭铁牛. 基于步态的身份识别 [J]. 计算机学报, 2003, 26(3): 353-360.

基于均值漂移和卡尔曼滤波的跟踪算法研究

作者：
作者单位：

吴佳家, 高珏, 李敏, 许华虎, WU Jia-jia, GAO Jue, LI Min, XU Hua-hu
吴佳家, 李敏, WU Jia-jia, LI Min(上海大学 计算机工程与科学学院, 上海, 200444), 高珏, GAO Jue(上海大学 计算机中心, 上海, 200444), 许华虎, XU Hua-hu(上海大学 上海上大
海润信息系统有限公司, 上海, 200444)

刊名：
计算机技术与发展

英文刊名：

ISTIC
Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2014(1)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjz201401002.aspx