

运动图像快速跟踪技术研究*

曲巨宝¹, 林宏基², 梁洪涛³, 刘 胜¹

(1. 武夷学院 数学与计算机系, 福建 武夷山 354300 ; 2. 福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350002 ;

3. 武夷学院实验管理中心, 福建 武夷山 354300)

摘要 :针对运动图像目标检测需人工干预,跟踪核窗固定、目标易丢失等问题,提出了融合背景差分、帧间差分和灰度阈值技术的变背景帧间差分法,并结合灰度质心定位和自适应核窗宽改进了 MeanShift 跟踪算法。该方法能够在复杂环境下检测出各种运动目标,并进行实时跟踪,当目标发生尺度、旋转、无规律大位移变化时都能够快速准确地检出并跟踪。大量实验仿真表明,本算法检出率高,迭代次数少,实时性强,具有很好的适应性和鲁棒性。

关键词 :图像;跟踪;自适应;MeanShift;检测

中图分类号 :TP393

文献标识码 :A

文章编号 :1672-6693(2011)01-0044-05

运动目标的检测、跟踪和测量是数字图像处理技术的一个重要部分,它融合了计算机视觉、模式识别、人工智能等学科内容,是一种应用前景非常广泛的技术。所谓的运动图像跟踪通常是指从连续的视频图像中检测出移动目标,再对目标进行识别和跟踪,并对其行为进行理解和描述^[1]。正确的检测运动目标,是实现精确跟踪的关键,而跟踪速度和质量又决定了跟踪的成败。目前运动检测的方法主要有背景差分法、帧间差分法和光流法。背景差分法是利用当前图像与背景图像差分,并阈值化来检测出运动物体,是分割运动图像目前最常用的一种方法^[2],但其对背景环境要求比较苛刻,帧间差分法是对连续两帧的视频图像进行相减得到一幅差分图像,然后在差分图像上检测运动变化区域,根据变化区域的灰度信息恢复原来的运动目标^[3]。算法复杂度低,但因其往往无法检测出目标的完整区域,只能提取部分边界值,光流法计算复杂,且抗噪性能差。

目标跟踪的方法也很多,目前比较常用的方法有 Kalman 滤波器、粒子滤波器、MeanShift 算法等。然而,这些算法都是针对某一场合下非常有效,对复杂环境就略显不足。例如, Kalman 滤波器计算量大,构造运动模型困难,不适合复杂环境下的实时运动目标跟踪^[4]。粒子滤波算法也因经过多次迭代

后,大量粒子只集中了较小的权值^[5],它们对后验概率的估计几乎不起作用。MeanShift 算法缺乏模板更新与核带宽自适应功能,容易出现目标丢失情况^[6]。但是 MeanShift 算法是一个无参数估计算法,硬件实现比较容易,加之采用核函数直方图建模,对边缘遮挡、目标旋转、变形和背景运动不太敏感。因此本文采用改进背景差分法与核宽自适应的 MeanShift 算法相结合,进行运动目标检查与跟踪。该方法能够较好地克服传统相关算法中存在的计算量大和易受遮挡干扰的缺点,同时也克服 MeanShift 算法本身的不足。充分利用运动目标检测的结果,提高目标跟踪时的匹配效率,并采用灰度质心技术与核带宽自适应算法提高 MeanShift 跟踪效率和鲁棒性。

1 运动目标检测

所谓的背景差分法是用最初的背景模板与当前帧图像做差分,求得当前帧中的运动目标。如果当前帧背景像素发生较大变化,如太阳光线变化时,往往就失去了目标。帧间差分法是对相邻两帧差分,受光线变化影响小,但不能完全提取出运动物体所有相关的特征像素点,易产生空洞现象。本文通过对背景差分法、帧间差分法进行深入研究,结合灰度阈值技术提出了变背景帧间差分法。

* 收稿日期 2010-03-09 修回日期 2010-07-09

资助项目 :福建省教育厅科技项目(No. JA09240)、武夷学院智能计算网络科研团队(2009)

作者简介 :曲巨宝,男,副教授,硕士,主要研究方向为计算机视觉、图形图像、人工智能。

具体过程如下:视频序列图像截取画面后,经灰度化得到的图像的像素总点数为 N 。

1) 读入初始帧灰度图像 $f(x_i, 0)$ 作为背景图像,其中 $\{x_i\}_{i=1\dots N}$ 为序列化的灰度像素点。

2) 读入下一时刻的灰度图像 $f(x_i, t)$ 作为当前帧图像,其中 $\{x_i\}_{i=1\dots N}$ 为序列化的灰度像素点。

3) 确定目标空间:传统的背景差分法只是简单地对差分图像做二值化处理,不能更好地利用像素的信息,本文对二值化阈值过程进行改造,得到了灰度化阈值运动目标序列

$$M(x_i, t) = \begin{cases} f(x_i, t) & \text{当 } |f(x_i, t) - f(x_i, 0)| \geq \tau \\ 0 & \text{当 } |f(x_i, t) - f(x_i, 0)| < \tau \end{cases} \quad (1)$$

其中 $i = 1 \dots N$,为减少相邻两帧间可能存在的背景光线变化等噪声干扰,设置 τ 为差分阈值(经验值是 3),当两帧间像素差值小于 τ 时,令目标值为 0;当差值超过 τ 时则认为有目标出现,令目标值为当前帧该点的灰度值。

4) 计算灰度质心:如图 1,对 $M(x_i, t) \neq 0$ 的像素点进行序列化,得到目标模板像素坐标集合 $\{x_i\}_{i=1\dots n}$ 称作目标特征空间。其中 n 为 $M(x_i, t)$ 中非零像素点个数。为了充分运用像素信息,本文提出用灰度质心作为 $\{x_i\}$ 序列的中心点进行目标定位和核窗跟踪。具体做法是将 $\{x_i\}_{i=1\dots n}$ 中每个像素的灰度值向 x 和 y 轴上投影,得到灰度投影点 $m(i, j)$,并用(2)式、(3)式计算灰度质心 $M_0(x_0, y_0)$ 坐标

$$x_0 = \left[\frac{\sum_{j=1}^{py} \sum_{i=1}^{px} m(i, j) \times i}{\sum_{j=1}^{py} \sum_{i=1}^{px} m(i, j)} \right] \quad (2)$$

$$y_0 = \left[\frac{\sum_{j=1}^{py} \sum_{i=1}^{px} m(i, j) \times j}{\sum_{j=1}^{py} \sum_{i=1}^{px} m(i, j)} \right] \quad (3)$$

其中 p_x, p_y 为介于 $[x_a, x_b], [y_a, y_b]$ 内的点数,并令外接矩形 $(x_b - x_a) \times (y_b - y_a)$ 作为初始核窗宽 H 。灰度质心点 $m(x_0, y_0)$ 作为 MeanShift 跟踪时的初始点。



图 1 质心投影算法示意图

5) 更新背景:为了使背景随目标的运动而不断

进化,对背景模板要不断更新,新背景模板由两部分构成,一部分是当前帧中的背景点,一部分是当前帧中运动目标所遮挡位置的原背景帧中的像素点,用公式表示为

$$f(x_i, 0) = \begin{cases} f(x_i, t) & \text{当 } |f(x_i, t) - f(x_i, 0)| < \tau \\ f(x_i, 0) & \text{当 } |f(x_i, t) - f(x_i, 0)| \geq \tau \end{cases} \quad (4)$$

通过上述几步,就可以实现对当前帧图像的快速检出,并获得其目标点集合。经大量的仿真实验表明,本方法可以快速、完整地检测到图像中出现的任何运动目标,即使目标变形、部分被遮挡,都能正确检出,当目标被完全遮挡,它再次出现后依然能准确检查出来。实验仿真结果如图 2 所示。

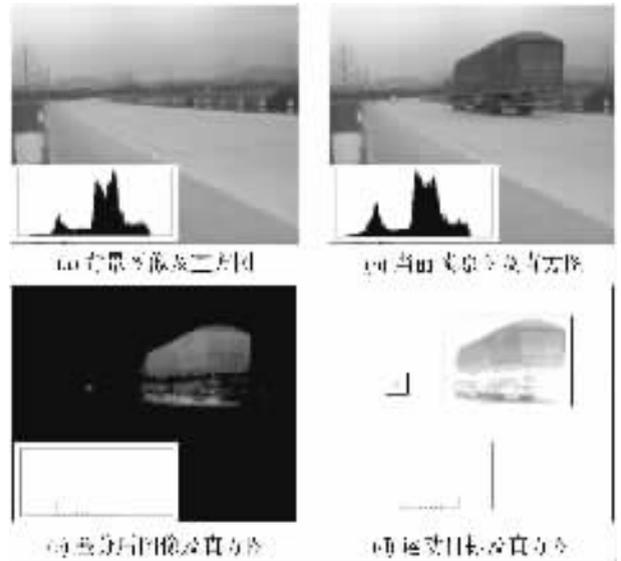


图 2 运动图像灰度差分检测仿真结果

2 MeanShift 跟踪算法

MeanShift(均值偏移)算法最初是由 Fukunaga 等人作为一种聚类分析方法提出来的^[7]。后来又由 Comaniciu 等人将其引入到目标跟踪算法中,以其无需参数、迭代过程收敛速度快等特性被广泛应用到计算机视觉领域中^[8-11]。但因其搜索窗(核带宽)固定及模板不能更新等缺陷,经常会导致目标丢失,为此本文提出了自适应核带宽和质心搜索法对其进行完善和改进。

2.1 计算目标区概率密度

利用本文第一节中的方法对当前帧进行目标检测,获得若干个矩形的目标区域,每个区域都代表一个运动物体,即待跟踪的目标区域。取 $\{x_i\}_{i=1\dots n}$ 为整个目标区特征空间像素点集合, x_0 为 $\{x_i\}$ 的灰度质

心 M_0 的映射点。接下来将特征空间量化为 m 个特征值,即分成 m 类(例如,对于灰度序列其特征值在 $0 \sim 255$ 范围随机分布,如将其分成 $m = 16$ 类,每类就有 16 个灰度级差)。则特征 $u \in [1 \dots m]$ 在特征空间中出现的概率密度定义为

$$q_u(x_0) = C \sum_{i=1}^n \mathcal{K}[\|(x_i - x_0)/H\|] \delta[k(x_i) - u] \quad (5)$$

其中 $k(x)$ 是归类函数,将 x_i 归类到所隶属的某个 u 特征子空间。 $k(x)$ 是单调增加的核函数,其作用是给目标区域像素加权,越靠近中心区域的点权值越大,以强化中心区弱化边缘点,增强密度估计的鲁棒性。

系数 $C = 1 / \sum_{i=1}^n \mathcal{K}[\|(x_0 - x_i)/H\|]$ 是一个使得

$\sum_{u=1}^m \hat{q}_u = 1$ 的归一化常量 δ 是 Kroneckerdelta 函数^[12],且 $\sum_{u=1}^m \delta[x] = 1$;本文采用高斯函数 $k(x) =$

$(2\pi)^{-d/2} \exp(-\|x\|^2/2)$ 作为核函数; H 是核函数的带宽,即目标窗口宽度。

2.2 计算候选区概率密度

再次调入新的一帧图像作为候选区进行目标跟踪。同样先做目标检测,对检出的区域进行序列化,得到候选区特征空间序列 $\{x_i\}_{i=1 \dots n_h}$,其中 n_h 为 $\mathcal{M}(x_i, t)$ 中非零像素点个数,令 y 为 $\{x_i\}$ 的灰度质心 W_0 的映射点。同样将候选区特征空间量化为 m 个特征值,则特征 $u \in [1 \dots m]$ 在候选区特征空间中出现的概率密度定义为

$$p_u(y) = C_h \sum_{i=1}^{n_h} \mathcal{K}[\|(x_i - y)/H_h\|] \mathcal{H}[k(x_i) - u] \quad (6)$$

其中 C_h 是一个使得 $\sum_{u=1}^m \hat{p}_u = 1$ 的归一化常量 H_h 表示候选区核函数的带宽。

2.3 确定匹配相似度

为了比较前后两幅图像中检出目标的相似度,本文采用 Bhattacharyya 系数^[13],作为衡量目标模型与候选区模型两者的相似准则。

$$\rho(y) \approx \rho[\rho(y)q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y)q_u} \quad (7)$$

$\rho(y)$ 的值在 $[0, 1]$ 之间, $\rho(y)$ 的值越大,相似度越大,说明目标与候选区匹配越好,相似度的极大值点即为当前帧中所跟踪目标的中心位置。

2.4 搜索目标位

根据相似度准则,目标最可能的位置是使得

(7) 式中 $\rho(y)$ 取最大时 y 的取值。以目标在当前帧中的灰度中心点 W_0 为搜索窗中心起点 y_0 ,开始搜寻其在当前帧中的位置。为此,将 $\rho(y)$ 在 y_0 处泰勒展开得到

$$\rho[\rho(y)q] \approx \frac{1}{2} \sum_{u=1}^m \sqrt{p_u(y_0)q_u} + \frac{C_h}{2} \sum_{i=1}^{n_h} w_i \mathcal{K}[\|(x_i - y)/H_h\|^2] \quad (8)$$

其中 $w_i = \frac{\delta[k(x_i) - u]}{\sum_{u=1}^m \delta[k(x_i) - u]} \sqrt{q_u/p_u(y_0)}$ 为加权系数(8)式右侧第一项与 y 无关,要使得相似度达到最大值,只需要使(8)式第二项达到最大即可,而这一项正代表着当前帧中位于 y 处的核密度估计。那么我们的任务就变成在初始点附近寻找使(8)式第二项取极大值的点,并将该点作为当前目标所在位置。这个过程正好可以通过 MeanShift 迭代来实现,将(8)式中的第二项对 y 求偏导,并令其等于 0,可得到

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i g[\|(x_i - y_0)/H_h\|^2]}{\sum_{i=1}^{n_h} w_i g[\|(x_i - y_0)/H_h\|^2]} \quad (9)$$

其中 $g(x) = -k'(x)$, y_1 是 y_0 经过(9)式一次迭代后的值。由于 MeanShift 的收敛性^[12]保证了经过有限次的迭代后有 $\|y_1 - y_0\| < \varepsilon$ 成立(试验中 ε 通常取 0.01)。此时 y_1 就作为候选区当前目标新的中心位置,从而完成目标定位。

通常,传统的 MeanShifts 算法定位目标点的工作就完成了,但是当目标的大小发生变化、数量有多个时,由于 MeanShifts 算法本身并不具有核窗带宽的自适应更新机制,这就给目标识别和跟踪带来很多不便。为此本文对 MeanShifts 算法提出了改进。

3 改进 MeanShift 算法跟踪策略

许多学者在改进 MeanShifts 核窗宽问题上提出了好的方法。比如 Collins^[14]引入了 Lindbeger 图像多尺度理论,该方法是在迭代过程中不断用 DOG 算子与搜索窗作卷积来改变搜索窗宽度,但是计算量较大,影响算法的实时性;陈昌涛等^[15-16]利用边缘加权与中心加权法计算 Bhattacharyya 系数,能有效地判断目标是在变大或变小,以增减核带宽,但是当目标与背景接近或噪声干扰强烈时就无法正确跟踪

了。鉴于此,本文提出了基于灰度质心的自适应核窗宽算法,以目标检测时得到的灰度质心 M_0 作为 MeanShift 迭代的初始点,而不是简单地用上次目标中心点,并进一步对公式(7)中的第二项对 H_h 求偏导,并令其为 0,则得到核带宽 H_h 自适应迭代公式

$$H_{h1} = \frac{\sum_{i=1}^{n_{H_{h0}}} w_i \|x_i - y_0\|^2 g[\|(x_i - y_0) \setminus H_{h0}\|^2]}{(1 - \gamma) \sum_{i=1}^{n_{H_{h0}}} w_i g[\|(x_i - y_0) \setminus H_{h0}\|^2]} \quad (10)$$

其中 H_{h0} 为上次的带宽值, $n_{H_{h0}}$ 为带宽 H_{h0} 时核窗内的像素点数, γ 为核窗调节因子(经验值取 0.12)。经实验表明,以此自适应带宽代替原来的固定带宽,既能减少迭代次数,又能快速跟随目标的大小变化自适应地改变窗口大小。

图 3 是使用自适应核窗跟踪时的相似度曲面。从图中能够看到相似度曲面是一个上凸面,说明靠近中心点位置具有最大的相似度,核窗迭代是光滑收敛的。

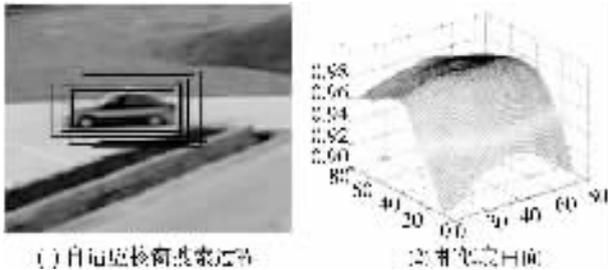


图 3 灰度质心自适应核窗宽跟踪目标相似度曲面仿真

4 仿真实验及性能分析

为了验证本文所提出的检测跟踪算法,作者在 Windows2003 下,以 VC++6.0 及 MATLAB7.0 为平台开发了实验程序,机器的配置为 P4/3.0GHz/512M 内存。经大量实验仿真,证明了本算法的有效性。

图 4 是对一段道路监控视频录像使用本算法跟踪后,所截取的有代表性的几帧图像。这组图中初始帧作为背景帧事先存入计算机内存中,运动检查从第一帧图(2)开始。当画面同时出现 3 个目标,系统很快检查出来,并进行跟踪,当到 34 帧时,目标 1 改变了行进路线并发生了形变,此时我们看到,跟踪窗会自动改变并自动跟踪,这正是由于采用了本文的质心不变、核窗宽自适应算法的缘故。至 67 帧时目标 1 消失,系统仍会继续对其余目标进行跟踪,

直到跟踪结束。

为了分析本文算法的性能,使用同样一段视频录像进行 3 种算法检测跟踪实验效果测试,比较结果如表 1 所示。从表中看出本方法在响应时间上有明显优势,这是因为采用了灰度质心作为核窗迭代初值和自适应改变核窗宽,当目标发生变形时其他两种方法在最初变形小时还可以跟踪上,当出现大的变形后就发生目标丢失了,而本文方法受变形因素影响却很小,抗噪能力也优于其他算法,从而证明了本方法的鲁棒性和实时性能是可靠的。

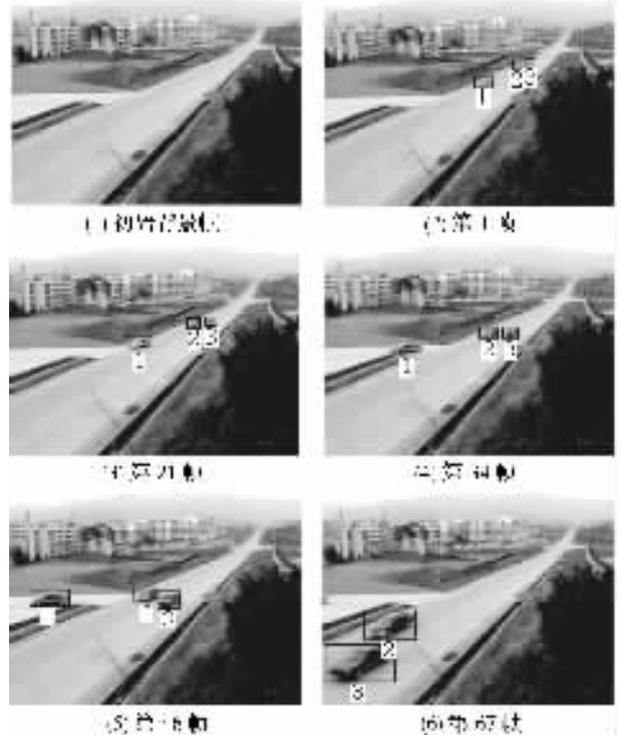


图 4 对运动车辆检测与跟踪仿真结果

表 1 本算法与其他算法跟踪效果比较

	确定目标	带宽	目标数量/个	快速性/ms	目标变形	椒盐噪声/%
MeanShift 算法	手动	固定	1	25	偏离	87
卡尔曼滤波器	手动	固定	1	38	偏离	91
本文算法	自动	自适应	3	13	正常	97

5 结束语

在研究了序列运动图像目标检测法和跟踪法的基础上,针对目标检测法中背景差分法固定背景不变、帧间差分法提取目标不完整等不足,对传统的跟

踪技术进行了改进,提出了基于质心映射的变模板背景差分和多目标跟踪匹配方法,并结合灰度质心初始定位,核带宽自适应技术对 MeanShift 跟踪算法进行了改进。结果表明,本方法在目标发生遮挡、变形和无规律大位移运动情况时,都能准确、高效地检测并跟踪目标,具有很好的适应能力和鲁棒性。

参考文献:

- [1] Doucet A ,Gordon N ,Krishnamurthy V. Particle filter for state estimation of jump Markov linear systems[J]. IEEE Transactions on Signal Processing 2001 49(3) 613-624.
- [2] Haritaoglu I ,Harwood D D ,Davis L. W4 : real-time surveillance of people and their activities[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence 2000 22(8) 809-830.
- [3] Mckenna S. Tracking groups of people[J]. Computer Vision and Image Understanding 2000 80(1) 42-56.
- [4] Xia L M. Image restoration based on particle filter [C]// In :Proceedings of 7th International Conference on Signal Processing. Beijing 2004 :1084-1087.
- [5] 兰晓红. 基于 VG2 的多制式图形视频叠加系统设计[J]. 重庆师范大学学报 :自然科学版 2006 23(1) 25-26.
- [6] Comaniciu D ,Ramesh V ,Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using MeanShift [C]//In : Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island ,South Carolina ,USA , 2000 :142-149.
- [7] Fukunaga K ,Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function ,with applications in pattern recognition [J]. IEEE Trans Information Theory ,1975 21 :32-40.
- [8] 龙兴明,郭世刚. 维测量中基于脊波变换的图像预处理及拐点检测[J]. 重庆师范大学学报 :自然科学版 2007 ,4(2) 46-49.
- [9] Elgammal A ,Duraiswami R ,Davis L. Probabilistic tracking in joint feature-fspatial spaces[J]. In Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2003(1) 781-788.
- [10] Yang C ,Duraiswami R ,Davis L. Efficient MeanShift tracking via a new similarity measure[J]. In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2005(1) :176-183.
- [11] 彭宁篙,杨杰,刘志,等. MeanShift 跟踪算法中核函数窗宽的自动选取[J]. 软件学报 2005 ,16(9) :1542-1550.
- [12] Comaniciu. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2003 25(2) 564-577.
- [13] Jiang B A ,Lu H Z. Particle filter for target tracking[J]. Radar Science and Technology 2003 ,1(3) :170-178.
- [14] Collins R T. Mean-Shift blob tracking through scale space [J]. In :Proc of the IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition 2003(1) 234-240.
- [15] 陈昌涛,朱勤,周圣毅,等. 核函数带宽自适应的 MeanShift 跟踪算法[J]. 计算机应用 2009 29(6) 1680-1682.
- [16] Collins R. MeanShift blob tracking through scale space[J]. In Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2003(2) 234-240.

Research for the Technology of Motion Image Fast Tracking

QU Ju-bao¹ , LIN Hong-ji² , LIANG Hong-tao³ , LIU Sheng¹

(1. Dept. of Mathematics & Computer , Wuyi University , Wuyishan Fujian 354300 ;

2. College of Mathematics and Computer Science , Wuyishan Fuzhou University , Fuzhou 350002 ;

3. Center of Experiment Management , Wuyi University , Wuyishan Fujian 354300 , China)

Abstract : according to some problems , such as requiring the manual intervention for motion image target detection , tracking the core window to be fixed , the goal easy to lose and so on , the paper proposes a method that changes the background frame difference based on background difference , frame difference and threshold value , and combines with the grayscale centroid location and auto-adapted core window width , then improved the MeanShift tracking algorithm. This method can detect all variety of moving targets in a complex environment , and carry on real-time tracking , even when the target makes big changes in the scale , rotation , and disorder large displacement situation , it also can carry on the fast and accurate detection and tracking. A large number of simulation experiments show that this algorithm has the high detection rate , fewer iteration numbers , strong real-time , good adaptability and robustness.

Key words : image ; track ; adaptability ; MeanShift ; detection