

# 基于分块和改进粒子滤波的运动目标检测方法

张明<sup>1,2</sup> 孟丽丽<sup>1,2</sup> 刘丽红<sup>3</sup> 齐妙<sup>1,2</sup>

(东北师范大学计算机科学与技术学院 长春 130117)<sup>1</sup>

(东北师范大学智能信息处理吉林省高校重点实验室 长春 130117)<sup>2</sup>

(北京理工大学信息与电子学院 通信技术研究所 北京 100081)<sup>3</sup>

**摘要** 为了快速准确地检测到视频场景中的运动目标,提出了一种基于分块和改进的粒子滤波的运动目标检测方法。首先,对视频图像序列分块并提取每个图像块的颜色特征;然后,用改进的粒子滤波对每个图像块进行操作,计算出每个块对应的粒子的权重;最后,根据粒子的平均权重建立背景模型,提取运动目标。将分块和粒子滤波相结合,能够在不降低检测精度的基础上,大幅减少算法的计算量,提高算法的执行速度。实验结果表明,该方法具有较好的鲁棒性、抗噪性和抗光照变化能力,提取的运动目标更加完整。

**关键词** 运动目标检测,图像分块,粒子滤波

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## Approach of Moving Object Detection Based on Image Blocks and Improved Particle Filter Algorithm

ZHANG Ming<sup>1,2</sup> MENG Li-li<sup>1,2</sup> LIU Li-hong<sup>3</sup> QI Miao<sup>1,2</sup>

(School of Computer Science and Information Technology, Northeast Normal University, Changchun 130117, China)<sup>1</sup>

(Key Laboratory of Intelligent Information Processing of Jilin Universities, Northeast Normal University, Changchun 130117, China)<sup>2</sup>

(Communication Technology Research Institution, School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)<sup>3</sup>

**Abstract** In order to detect moving objects quickly and accurately, a method of moving object detection based on image blocks and improved particle filter algorithm was proposed. Firstly, image sequence was split into blocks and color features were extracted. Then, each image block was processed by the improved particle filter to obtain the weights of particles. Finally, according to the average weight of particles, we constructed background model and subtract moving objects. Compared with other detection methods based on single pixel, the proposed method reduces the algorithm computation obviously and improves the execution speed of the code. Experimental results show that this method can accurately and intactly detect moving objects even when faced with repetitive background movement, multi-modal background and illumination changes.

**Keywords** Moving object detection, Image blocks, Particle filter algorithm

## 1 引言

运动目标检测是智能视频监控和计算机视觉的基础和关键环节,快速正确检测目标可为后续的目标分类、跟踪和行为理解等提供良好基础<sup>[1]</sup>。根据摄像机的状态,可以分为静态背景检测和动态背景检测两类。静态背景目标检测中,摄像机保持静止,背景图像通常是静态的;动态背景目标检测中,摄像机的移动和旋转导致图像中的背景和物体同时运动。

目前主要的检测方法有帧间差分法<sup>[2]</sup>、光流法<sup>[3]</sup>、背景减除法<sup>[4]</sup>等。帧间差分法通过比较相邻二或三帧图像的差异实现运动目标检测,对动态环境有较强适应性,但检测精度不高,难以获得目标的精确描述。光流法的主要任务是计算光流场,即在适当的平滑性约束条件下,根据图像序列的时空梯

度估算运动场,通过分析运动场的变化对运动目标和场景进行检测与分割。光流法不需要预先知道场景的任何信息,就能够检测到运动目标,可用于摄像机运动情形,但计算复杂度高,抗噪和抗光照变化的性能差。背景减除法的基本思想是将图像看成是前景与背景的组合,然后从图像中将背景减除就可以得到完整的运动目标。背景减除法的关键步骤是背景建模,典型算法有中值、高斯模型、码书、多模态均值等<sup>[5]</sup>。其中混合高斯模型(GMM)<sup>[6]</sup>针对高噪声的复杂背景,能处理缓慢光照变化和重复扰动(如树叶摇动)等问题,但其初始建模速度慢、计算和存储量大,检测目标含大量阴影。对于运动目标短暂停留后继续运动的情景,GMM将短暂停留的运动目标判断为背景。Elgammal等人<sup>[7]</sup>提出无须假设高斯分布,直接由样本估计背景概率密度的无参数模型,这样更新较简单,

到稿日期:2012-03-15 返修日期:2012-05-05 本文受吉林省科技发展计划项目青年科研基金(201201070,201201063),东北师范大学校内青年基金(10QNJJ004),吉林大学符号计算与知识工程教育部重点实验室项目(93K172012K13)资助。

张明(1978—),女,博士生,讲师,主要研究方向为数字图像处理,E-mail: zhangm545@nenu.edu.cn;孟丽丽(1986—),女,硕士生,主要研究方向为机器视觉和模式识别;齐妙(1981—),女,博士生,讲师,主要研究方向为信息安全和模式识别。

但需存储样本,计算复杂度高。码书<sup>[8]</sup>利用像素的颜色和亮度信息构建背景,使背景特征得到有效利用,但漏检率高、存储量大是该运动目标检测方法的不足。Yair Movshovitz-Attias等<sup>[9]</sup>提出了摄像机固定的场景下,利用粒子滤波创建背景模型的方法,即为每个像素点创建一个粒子滤波,利用粒子集中粒子的权重估计该像素点的颜色分布,从而建立背景模型。该方法能够为多模态分布建模,能处理重复的背景扰动,但是该方法以像素为处理对象,计算量和存储量较大。以上方法都是基于像素的处理,不考虑像素的邻域信息,对光照变化和动态背景敏感,而且几乎都需要后续的形态学处理去噪。基于分块的运动目标提取算法,可以克服基于像素的算法的一些缺点。Mason等<sup>[10]</sup>通过计算边缘直方图来对块进行描述。Matsuyan等<sup>[11]</sup>则将块之间的相关性利用归一化矢量距离(Normalised vector distance)来表示。这些方法虽然能够克服光照变化的影响,但不能解决重复背景扰动等问题。

本文是对文献<sup>[9]</sup>的改进,针对摄像头固定的情景,提出了一种基于图像分块和改进粒子滤波的运动目标检测方法。该算法融合分块和粒子滤波思想,对视频帧分块,并对每个图像块进行改进的粒子滤波,根据粒子的平均权重建立背景模型,检测出运动目标。本文方法克服了需要形态学处理才能够检测出运动目标的问题,能够很好地处理运动目标短暂停留后继续运动的情景,并且检测出的运动目标具有很强的抗噪和抗光照变化能力。算法以图像块为操作对象,不仅考虑了像素的邻域信息,增强了算法的鲁棒性,而且能够有效地减少计算量,提高运算速度。实验表明该算法与基于像素的粒子滤波方法相比,其计算和存储量小,能够更快速、准确地检测出运动目标。

## 2 典型粒子滤波简介

粒子滤波思想最早是在1953年由Rosenbluth等<sup>[12]</sup>提出的,为了克服算法的退化问题,Gordon在1993年提出了重采样(resampling)概念<sup>[13]</sup>,出现了第一个可操作的粒子滤波,即典型粒子滤波。为了抑制粒子退化现象,随后出现了各种改进的粒子滤波算法,例如辅助粒子滤波算法(APF)<sup>[14]</sup>、正则粒子滤波(RPF)<sup>[15]</sup>、高斯粒子滤波(GPF)<sup>[16]</sup>等。

典型粒子滤波(Particle Filter)的思想基于蒙特卡洛方法(Monte Carlo methods),它是利用粒子集来表示概率,可以用在任何形式的状态空间模型上,通过寻找一组在状态空间传播的随机样本对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得状态最小方差分布的过程,是一种序列重要性采样法(Sequential Importance Sampling)。

典型粒子滤波的基本思想是,通过后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布,利用一组带有相应权值的随机样本(即粒子) $\{x_i^t | i=1, 2, \dots, N\}$ 估计状态 $x_t$ 的后验概率密度, $t=1, 2, \dots$ 为时间索引。每个样本都对应一个权重 $\omega_i^t$ ,其代表该样本的重要性。一个粒子集可以描述为:

$$\chi = \{\langle x_i^t, \omega_i^t \rangle | i=1, 2, \dots, N\} \quad (1)$$

粒子滤波算法利用状态空间中一组随机的自适应演化粒子去探索状态的发展变化,每个粒子代表状态 $x_t$ 的一条可能轨迹,具有较好的鲁棒性,适用于强非线性非高斯问题。典型粒子滤波算法具体步骤如下:

(1)初始化:在 $t=0$ 时刻,根据样本先验分布 $p(x_0)$ ,取

$N$ 个粒子,第 $i$ 个粒子的重要性权值 $\omega_i^0$ 初始值为 $1/N$ 。

(2)序贯重要性采样:在 $t$ 时刻,粒子滤波算法从一个重要性分布函数中采样,独立地抽取 $N$ 个样本,然后对粒子进行权值更新,得到后一时刻状态的后验概率密度及后验概率的粒子权值。

(3)重采样:将粒子按照权值大小进行简单排序,淘汰权值低的粒子,复制权值高的粒子,保持粒子的数目不变。重采样后的粒子用 $(\hat{x}_i^t, \hat{\omega}_i^t) |_{i=1}^N$ 表示。

(4)估计状态信息:

$$x_t \approx \sum_{i=1}^N \hat{\omega}_i^t \hat{x}_i^t \quad (2)$$

(5)在 $t+1$ 时刻,重复第(2)步至第(4)步。

## 3 本文的方法

本文提出的基于分块和改进粒子滤波的运动目标检测方法主要由以下3部分组成:

- ①对视频序列图像分块,提取每个图像块的颜色特征;
- ②对每个图像块采用改进的粒子滤波;
- ③整合图像块,构建背景模型,提取运动目标。

### 3.1 图像分块

一般情况下,运动目标只占视频序列图像的小部分,采用像素为操作对象,会产生大量的冗余计算。本文采用分块的思想,不仅能够减少计算量,提高运算效率,而且考虑了像素的邻域信息,提高了算法的抗噪和抗光照能力。

对每个视频序列图像采用分块处理的方法,本文以图像分成 $4 \times 4$ 的小块为例。图像序列的大小为 $W \times H$ ,则图像可以分成 $\text{int}(W/4) \times \text{int}(H/4)$ , $\text{int}(\cdot)$ 表示取整运算。在RGB颜色空间,计算每个图像块的R、G、B3个颜色通道的平均值,组成该块的特征向量:

$$I(r) = [\bar{I}^R(r), \bar{I}^G(r), \bar{I}^B(r)]^T \quad (3)$$

式中, $\bar{I}^R(r)$ 、 $\bar{I}^G(r)$ 、 $\bar{I}^B(r)$ 表示图像块 $r$ 的R(G,B)颜色通道的平均值。

### 3.2 改进的粒子滤波

监控视频中,运动目标检测算法需要解决如下问题:环境光线随时间渐变,建筑物、树木或云层投射到地面的阴影随光线的变化而变化,运动目标临时停止运动等各种背景发生渐变或突变。

粒子滤波虽然能够表示多模态的场景,但是需要大量的粒子来描述这些模态,随着粒子数量的增加,需要的内存空间也相应增加。减少粒子的个数能够减小内存空间的使用和降低计算量,但是重采样阶段会出现丢失多样性(Loss of Diversity)的问题。

针对这些问题,将粒子分成两类:活动粒子和休眠粒子。如果粒子对背景颜色(RGB)的当前估计接近当前图像的RGB颜色值,即该粒子的权重大于某个给定阈值 $P$ ,则该粒子标记为活动粒子,否则,标记为休眠粒子。

在第 $t+1$ 帧图像中,这两类粒子有不同的预测和更新过程,对于每一个图像块 $r_i$ ( $i=1, 2, \dots, \text{int}(\frac{W}{4}) * \text{int}(\frac{H}{4})$ )的粒子 $x_{i+1}^t(r_i)$ ( $j=1, 2, \dots, N$ ),粒子的分类、预测和更新步骤如下:

(1)计算每个粒子 $x_{i+1}^t(r_i)$ 的权重 $\omega_{i+1}^t(r_i)$

$$\omega_{t+1}^i(r_i) = \exp\left(\frac{-\cos \text{dist}\{x_{t+1}^i(r_i), I_{t+1}(r_i)\}}{2\sigma_t^2(r_i)}\right) \quad (4)$$

式中,  $I_{t+1}(r_i)$  是第  $t+1$  帧图像块  $r_i$  的特征向量,  $\cos \text{dist}\{\cdot\}$  表示每个图像块的粒子预测值和该块的像素值的余弦距离, 余弦距离不受刻度的影响, 例如: 向量 (3, 3) 和 (5, 5) 与向量 (2, 2) 的余弦距离都是 0, 而它们的欧氏距离却不同。在不同的光照条件, 同一个像素块的余弦距离不变, 余弦距离计算如下:

$$\cos \text{dist}\{x, I\} = 1 - \frac{x^T I}{\|x\| \|I\|} \quad (5)$$

式中,  $\sigma_t(r_i)$  是该块的标准差, 计算如下:

$$\mu_t(r_i) = \alpha * \mu_{t-1}(r_i) + (1-\alpha) * I_t(r_i) \quad (6)$$

$$\sigma_t^2(r_i) = \alpha * \sigma_{t-1}^2(r_i) + (1-\alpha) * (I_t(r_i) - \mu_t(r_i))^2 \quad (7)$$

(2) 根据粒子的权重分类。若粒子  $x_{t+1}^i(r_i)$  的权重小于某个给定阈值  $P$ , 则将该粒子标记为休眠粒子, 否则, 将该粒子标记为活动粒子。

(3) 粒子的预测和更新。休眠粒子和活动粒子有不同的预测过程, 休眠粒子的预测值为:

$$x_{t+1}^i(r_i) = \begin{cases} I_{t+1}(r_i), & p < T_1 \\ x_{t+1}^i(r_i), & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $p$  是  $[0, 1]$  之间的随机数,  $T_1$  是粒子休眠状态的持续时间。

活动粒子用一个简单的传递函数进行预测, 传递函数的定义如下:

$$x_{t+1}^i(r_i) = x_t^i(r_i) + N(0, \sigma) \quad (9)$$

式中,  $N$  是取自均值为 0、标准差为  $\sigma$  的正态分布的一个样本。

活动粒子重采样的过程同第 2 节介绍的典型粒子滤波相同; 而休眠粒子不参与粒子重采样过程。

### 3.3 运动目标检测

每个图像块的背景概率由该图像块的粒子中权重较大的粒子的平均权重决定。图像块  $r_i$  的粒子根据其权重降序排列, 取前  $K$  个权重较大的粒子, 图像块  $r_i$  的背景概率计算公式如下:

$$P_b(r_i) = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K \omega_{t+1}^j(r_i) \quad (10)$$

式中,  $\omega_{t+1}^j(r_i)$  是降序排列后的粒子对应的权重,  $K=0.75N$ 。

如果图像块  $r_i$  的背景概率小于一个给定的阈值  $P$ , 则认为该图像块为前景块, 否则, 认为该图像块为背景块。

## 4 实验结果及分析

为了验证本文算法对实际视频序列是否能有效地检测出运动目标, 选用 3 个彩色的视频: highway、TwoPerson、PetsDITec2, 序列图像的分辨率分别为  $320 \times 240$ ,  $320 \times 240$ ,  $384 \times 288$ 。仿真平台为 Matlab 2009b, 计算机配置为 Intel Pentium Dual 1.6GHz 处理器, 1Gbyte 内存。实验中,  $T_1 = 0.001$ ,  $P=0.3$ ,  $\alpha=0.99$ , 图像块的大小为  $4 \times 4$ 。粒子集中有 20 个粒子, 用视频序列的前 100 帧的平均值对这些粒子初始化。利用混合高斯模型(GMM)<sup>[6]</sup>、基于像素的粒子滤波方法(pixel-based PF)<sup>[9]</sup>和本文提出的方法分别对图像序列进行实验。为了更好地判断方法的性能, 实验结果不进行任何形态学处理。

我们从定性和定量两方面对实验结果进行分析。图 1 显

示的是视频的原始图像和利用 GMM、pixel-based PF、本文方法检测出的运动目标图像, 其中图 1(a)~图 1(c) 分别是视频 highway 第 248 帧的原始图像、视频 TwoPerson 第 202 帧的原始图像和视频 PetsDITec2 第 700 帧的原始图像, 图 1(d)~图 1(f) 分别是手动画出的视频 highway 第 248 帧、视频 TwoPerson 第 202 帧、视频 PetsDITec2 第 700 帧的 groundtruth, 图 1(g)~图 1(i) 是混合高斯模型(GMM)<sup>[6]</sup> 检测出的运动目标图像, 图 1(j)~图 1(l) 是基于像素的粒子滤波方法<sup>[9]</sup> 检测出的运动目标图像, 图 1(m)~图 1(o) 是本文方法检测出的运动目标图像。

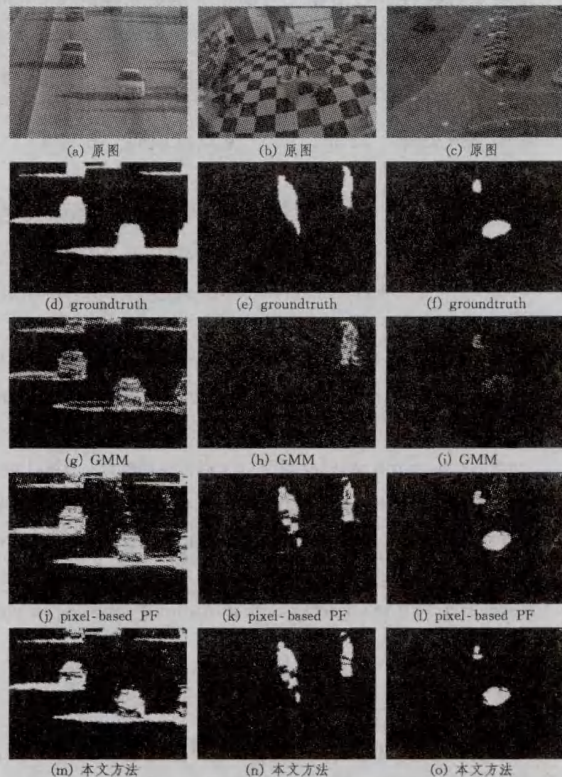


图 1 GMM、pixel-based PF 和本文方法的实验结果

视频中存在光照变化、运动目标短暂停留后继续运动和运动目标缓慢运动等情况。从图 1 可以看出, 高斯混合模型检测到的运动目标噪声点较多, 而基本检测不到缓慢运动的目标, 并且不能解决运动目标短暂停留的问题。基于像素的粒子滤波方法计算量大而且抗噪和抗光照变化能力也较弱。本文提出的方法能够很好地解决这些问题, 不需要后期的形态学去噪处理就能检测出准确完整的运动目标。

对于实验结果的定量分析, 采用准确率(Precision)和召回率(Recall)<sup>[17]</sup> 分别度量检测到的运动目标的精确性和完整性。

$$\text{precision} = \frac{\text{true positive}}{\text{true positive} + \text{false positive}} \quad (11)$$

$$\text{recall} = \frac{\text{true positive}}{\text{true positive} + \text{false negative}} \quad (12)$$

图 2(a)、图 2(b) 分别表示利用 GMM、pixel-based PF 和本文方法检测出的运动目标的准确率和召回率, 水平方向表示视频的帧数, 垂直方向表示准确率和召回率。从图 2 可以

(下转第 276 页)

- [3] Mech R, Wolborn M. A noise robust method for 2D shape estimation of moving objects in video sequences considering a moving camera [J]. *Signal Processing*, 1998, 66(2): 203-217
- [4] Thomas M, Ngan K N. Automatic segmentation of moving objects for video object plane generation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 1998, 8(5): 525-538
- [5] Nguyen H T, Worring M, Dev A. Detection of moving objects in video using a robust motion similarity measure [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, 9(1): 137-141

- [6] 毛燕芬,施鹏飞. 基于对象的视频图像分割技术[J]. *中国图象图形学报*, 2003, 8A(7): 726-731
- [7] 樊冬进,孙冰,封举富. 基于方差及方差梯度的指纹图像自适应分割算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(6): 742-747
- [8] 李士勇. *模糊控制·神经控制和智能控制论*[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004: 259-271
- [9] Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. Real-time surveillance of people and their activities [J]. *IEEE Trans. PAMI*, 2000, 22(8): 809-830

(上接第 263 页)

看出,本文提出的方法检测到的运动目标具有较好的精确性和完整性。

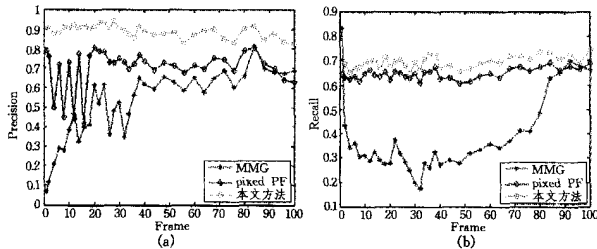


图2 GMM、pixel-based PF 和本文方法的准确率和召回率

GMM、pixel-based PF 和本文方法在运行时间上的比较,实验结果如表 1 所列。

表 1 本文方法和文献[9]方法的运行时间比较(s/frame)

视频	GMM	pixel-based PF	本文方法
highway(320 * 240)	3.986	55.832	4.566
PetsD1TeC2(384 * 288)	4.396	85.122	5.424
TwoPerson(320 * 240)	3.961	55.112	4.572

从表 1 可以看出,在运行速度上,本文提出的基于分块的方法比高斯混合模型略低,但明显优于文献[9]提出的基于像素的运动目标检测方法。

综上所述实验结果表明,本文提出的基于分块和改进粒子滤波的运动目标检测方法能够准确、有效地检测出运动目标,能够很好地处理光照变化、短暂停留和缓慢运动等情况。采用图像块作为处理对象,不仅使本文提出的方法具有更好的抗光照变化能力,而且大大减小了算法的计算量,使得本文方法在运行速度上显著高于基于像素的运动目标检测方法。

**结束语** 本文针对摄像头的固定情景,采用基于分块和粒子滤波的方法来检测运动目标,该方法融合了分块和粒子滤波的思想,为了节省存储空间,解决光照变化和前景物体的暂时停止运动等情况,将粒子分为活动粒子和休眠粒子,同时为了提高运行效率,对图像分块处理。实验证明,本文的方法与基于像素的粒子滤波方法相比,其大幅提高了系统的运行速度。本文方法能够在复杂的室内外环境中,克服光照变化、重复扰动、前景物体的暂时停止运动等情况,能够建立较好的背景模型,并准确、有效地检测出运动目标。

## 参考文献

- [1] Doretto G, Chiuso A, Wu Ying-nian, et al. Dynamic textures[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 51(2): 91-109
- [2] Jain R, Nagel H H. On the analysis of accumulative difference pictures from image sequence of real world scenes[J]. *IEEE*

*Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1979, 1(2): 206-214

- [3] Barron J, Fleet D, Beauchemin S. Performance of optical flow techniques [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12(1): 42-77
- [4] 代科学,李国辉,涂丹,等. 监控视频运动目标检测减背景技术的研究现状和展望[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(7): 921-927
- [5] Piccardi M. Background subtraction techniques: a review[C]// *IEEE International Conference on Systems Man and Cybernetics*. 2000: 3099-3104
- [6] Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2000, 22(8): 747-757
- [7] Elgammal A, Harwood D, Davis L S. Non-parametric model for background subtraction[C]// *Proc of the 6th European Conference on Computer Vision(ECCV)*. 2000: 751-767
- [8] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model[J]. *Real-time Imaging*, 2005, 11(3): 172-185
- [9] Movshovitz-Attias Y, Peleg S. Bacteria-Filters; Persistent Particle Filters for Background Subtraction[C]// *IEEE International Conference on Image Processing*. 2010: 677-680
- [10] Mason M, Duric Z. Using histograms to detect and track objects in color video[C]// *Proc. Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*. 2001: 154-159
- [11] Heikkila M, Pietikainen M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. *IEEE Trans, PAMI*, 2006, 28(4): 657-662
- [12] Meropolis N, Rosenbluth A W, Rosenbluth M N, et al. Equation of State Calculations by Fast Computing Machines[J]. *Journal of Chemical Physics*, 1953, 21(6): 1087-1092
- [13] Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to non-linear/non-Gaussian Bayesian state estimation [J]. *IEEE Proceedings-F*, 1993, 140(2): 107-113
- [14] Pitt M K, Shephard N. Filtering via simulation: auxiliary particle filters [J]. *J of the American Statistical Association*, 1999, 94(446): 590-599
- [15] Musso C, Oudjane N, Legland F. Improving regularized particle filters [M]. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. New York: springer-Verlag, 2001: 247-272
- [16] Kotecha J, Djuric P M. Gaussian particle filtering [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2003, 51(10): 2592-2601
- [17] Makhoul J, Kubala F, Schwartz R, et al. Performance measures for information extraction[C]// *DARPA Broadcast News Workshop*. 1999: 249-252