

# 基于码书的运动目标检测方法

甘新胜

(中国船舶重工集团公司江苏自动化研究所, 连云港 222006)

**摘要** 运动目标检测是视频监控系统需要解决的关键问题之一。背景差法是固定的单摄像头监控中常用的一种运动目标检测方法,其核心是背景的构造。提出了一种基于码书的背景构造方法,它能在有限的存储空间开销下使用长时间的图像序列估计背景模型。该方法首先对每一个像素点的抽样进行聚类分析,即构造初始的码书;然后根据背景模型的条件从中挑选出合格的码字构造背景码书;最后通过判断当前的像素值是否可以划归于背景码书以区分背景点和前景点,同时做相应的更新。实验结果表明,即使背景本身存在运动和光照条件发生变化,该方法构造的背景也能有效检测运动目标。

**关键词** 运动目标检测 背景差法 码书

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0365-07

## Moving Targets Detection Using Codebook

GAN Xin-sheng

(Jiangsu Automation Research Institute of CSIC, Lianyungang 222006)

**Abstract** Moving target detection is one of the critical issues in video surveillance. Background subtraction is a typical approach to detect moving targets in surveillance using only one static camera. The performance of background subtraction algorithms depends on how to construct background model. In this paper, codebook is used to estimate the background model using a long clip under limited memory. First, an initialization codebook is constructed for each pixel. Second, codewords in the initialization codebook are selected to construct background codebook based on the assumptions about the background model. The image can be partitioned to foreground and background according to the background codebook, and in the meanwhile codebook is updated correspondingly. Experimental results demonstrate the effectiveness of the method presented in this paper, even when there are moving clutters in the background and illumination variations.

**Keywords** moving targets detection, background subtraction, codebook

## 1 引言

运动目标检测是视频监控系统需要解决的一个关键问题,也是当前计算机视觉领域的研究热点之一。视频监控系统的典型应用是,使用固定的单摄像头和计算机系统对办公室、公园、道路、停车场等进行监控。针对这一类应用,现有的运动目标检测方法有:时间差分法、光流法、背景差法等<sup>[1]</sup>。时间差分法通过比较相邻的 2 帧或 3 帧图像的差异

实现场景变化检测,它对动态环境具有较强的自适应性,但一般不能完整提取运动目标,在运动实体内部容易产生空洞现象。光流法利用运动目标随时间变化的光流特性,优点是在摄像机运动的情况下也能检测出运动目标,缺点是大多数的光流法计算方法相当复杂,且抗噪性能差,如果没有特别的硬件装置,则无法使用光流法进行全帧视频流的实时处理。

背景差法是当前常用的一种运动目标检测方法,思路是将视频图像与背景参考图像进行差分,差分的结果将图像分为背景点和前景点,前景点即是

收稿日期: 2007-06-20 改回日期: 2007-12-02

第一作者简介: 甘新胜 (1979~), 男, 现为江苏省自动化研究所系统工程专业硕士研究生。研究方向为计算机视觉。E-mail: aganxs@

运动目标。背景差法的关键不在于差分运算,而是背景参考图像的构造即背景建模。背景模型与监控场景的复杂情况和系统的要求有关。Wren 等人使用单个高斯分布对每个像素点  $x$  在 YUV 空间构造背景:  $I(x) \sim N(u(x), \Sigma(x))$ , 其中  $u(x)$ ,  $\Sigma(x)$  是均值和方差, 它们由过去观察值的无限滤波器 (IR) 方式计算得到; 背景建立后, 通过比较当前的观察值与均值的偏离距离来区分背景点与前景点<sup>[2]</sup>。

在预先能够得到静态背景的室内场景下单高斯背景模型具有很好的检测效果, 但是它不能解决户外场景中背景存在扰动以及背景物体的阴影等问题。Stauffer 和 Grimson 使用混合高斯模型 (MOG)

对每个像素点构造背景<sup>[3]</sup>:  $P(I_t) = \sum_{i=1}^K \bar{\omega}_i \cdot \eta(I_t; u_i, \Sigma_i)$ , 其中,  $K$  是高斯分布的数目,  $I_t$  是  $t$  时刻的像素值,  $\eta$  是高斯分布,  $u_i, \Sigma_i$  为第  $i$  个高斯分布的均值和协方差;  $\bar{\omega}_i$  是估计的权值, 它反映该高斯分布出现的比例。背景是从  $K$  个高斯分布中选取符合条件的一个或多个分布。前景点的检测是通过比较  $I_t$  与背景所有分布的均值  $u_i$ , 如果偏离都比较远, 该点就是前景点, 否则是背景点。若是背景点就把相应的高斯分布的权值、均值、方差均作更新。如果是前景点只有权值更新, 其他保持不变。混合高斯模型可以解决背景存在扰动、物体进入场景后持续停留、光照的变化等问题, 但是在处理背景存在的快速变化 (如树林场景) 和运动缓慢的目标时, 当背景的更新速度太高, 它会把运动缓慢的目标融入背景中, 导致较高的“漏报”, 反之, 背景的更新速度太低, 扰动的背景物体会产生过多的“虚警”。为了克服这种情况, Elgammal 等人提出了使用非参数的内核估计函数对每个像素点构造背景<sup>[4]</sup>, 首先设计一个内核估计函数  $P(I_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K(I_t - I_i)$ , 其中,

$K(\cdot)$  是内核估计函数, 它必须满足当  $I_t - I_i$  接近零时函数值大, 而当  $I_t - I_i$  偏离零时相应的函数值小, 如  $N(0, \Sigma)$ ,  $I_t$  为当前的像素值,  $n$  是存储的抽样的观察值数目。如果  $P(x_t) < th$  ( $th$  为阈值), 那么该点就是前景点。此方法假定在  $n$  个像素值中, 属于背景类别的像素值比属于前景类别的像素值数要多, 因而当  $I_t$  靠近大的类别时, 它就有较大的估计函数值。显然, 存储的视频图像数目  $n$  的设定很关键,  $n$  太大时, 存储空间开销和计算时间都会增大,  $n$  太小时, 又不能有效地估计出背景。

本文提出一种基于码书的背景构造方法。首先对历史图像序列进行量化, 由此每一像素点得到一本码书, 其次根据前景点和背景点在图像序列中的分布特性选择合适的码字构造背景。该方法能在有限的存储空间下表示长时间的图像序列, 从而有效实现对抗动的背景物体地融合, 同时克服运动缓慢的目标融入背景, 并能适应缓慢的光照变化。

## 2 背景建模

背景是从过去的图像序列中估计得到。设  $X = \{x_{t-T+1}, x_{t-T+2}, \dots, x_t\}$  是某个像素点的最近  $T$  个历史值, 其中,  $x_i$  ( $i = t - T + 1, \dots, t$ ) 是 RGB 向量或者单色灰度值。通过对  $X$  聚类分析得到一本码书  $C$ ,  $C = \{c_1, \dots, c_L\}$ , 其中,  $c_j$  ( $j = 1, \dots, L$ ) 是码字<sup>[5]</sup>。码书包含一个或多个码字, 每一个码字是样本集的一个聚类的形心, 码字可以近似地表示聚类。聚类分布可以是高斯分布, 也可以是其他的参数分布。样本与聚类的关系通过样本与聚类的形心的距离来判断。

码书只是对样本聚类的表示, 而如何使用码字构造背景就涉及到码字的统计信息。因此, 表示一个码字需要 5 个参量:  $\langle v, \sigma, f, \lambda, T_{\text{last}} \rangle$ , 其中,  $v$  是聚类形心;  $\sigma$  是聚类距离偏差, 是聚类成员对形心的最大距离偏差, 它是判别一个样本是否属于该聚类的唯一参考量, 训练阶段采用公共的距离偏差, 初始背景 (由训练得到的背景) 的  $\sigma$  由训练得到, 检测过程中实时创建的码字的  $\sigma$  由先验知识赋予初值, 并按属于聚类的样本与码字的距离关系实时更新;  $f$  是码字出现的频率, 记录自从码字出现以来码字出现的次数, 初始背景的码字的频率为训练过程中的频率;  $\lambda$  是码字相邻两次出现的最长时间间隔, 训练阶段由  $\lambda$  和  $f$  生成初始的背景, 初始背景码字的  $\lambda$  全部赋为 1 (这是为了在检测过程中更真实地反映该码字的  $\lambda$ );  $T_{\text{last}}$  是码字最后出现的时间, 是为了统计  $\lambda$  而使用的参量, 初始背景码字的  $T_{\text{last}}$  全部赋为 1。

通过观察知道, 对一个像素点, 在足够长的图像序列下, 属于背景的像素值出现的数目总比属于前景的要多, 而且前景的出现总是在零散的时间里, 同一个目标多次经过该像素点的次数总是比较少而且他们的时间间隔也是比较长的 (跟背景的像素值相比)。由此得到背景是一本码书, 它包含一个或多

个码字, 每个码字都具有出现频率较高、相邻两次出现的时间间隔都比较短的特点。

### 2.1 初始码书的训练

初始码书是通过对一段图像序列训练得到, 训练算法采用两次扫描的方法, 首先使用渐进构造聚类算法构造初始的码书, 然后合并距离相近的码字, 再由此对样本重新分类, 同时计算各个码字的参量。

渐进构造聚类算法的基本思想是对训练样本只进行一次扫描, 渐进的产生码字。算法首先把第 1 个样本作为码书, 其次依序输入其他样本, 对每一个样本  $x$ , 计算它到所有码字的距离, 取其中的最小距离  $E = \min(d(x, c_i), c_i \in C)$ , 然后比较  $E$  与预先设置的距离偏差  $\sigma$  的关系。如果  $E > \sigma$  就把  $x$  作为新的码字的形心  $v = x$ , 记  $f = 1$  否则把  $x$  判为该聚类的成员, 并调整  $v = v \times f / (f + 1) + x \times 1 / (f + 1)$ ;  $f = f + 1$ 。

当样本集存在大的聚类时, 渐进构造聚类算法可能把大的聚类划分为多个聚类, 这就需要把它们合并成一个聚类。为了更真实地统计合并后的聚类参量, 把所有码字除了形心  $v$  以外的参数归零, 然后在此基础上依序判别每一个样本的归属, 同时计算码字的参量。对任意  $t$  时刻的样本  $x$ , 计算  $x$  与每一个码字的距离并取最小距离  $E = \min(d(x, c_i), c_i \in C)$ , 若  $E < \sigma$ ,  $x$  就判属码字  $c_i$ , 如果  $x$  是  $c_i$  的首个样本, 则赋值  $\langle c_i, E, 1, 1, t \rangle$ ; 否则,  $f = f + 1, \lambda = \max(\lambda, t - T_{\text{last}}), \sigma = \max(\sigma, E), T_{\text{last}} = t$ 。

以上介绍的训练算法能保证每一个样本到聚类的距离最小, 而且克服了一遍扫描生成的冗余码字, 接下来介绍使用的距离计算公式  $d(x, c)$ 。

### 2.2 距离 $d(x, c)$

像素值变化的主要原因一是场景物体的变化, 也就是反射面的变化; 二是场景内光照条件的变化; 三是传感器的噪声。场景物体的变化是运动目标检测所关注的焦点。光照变化、噪声都是干扰运动目标检测的因素, 它们是要抑制的对象, 也是背景需要融合的因素。由 RGB 模型和 HSI 模型的关系<sup>[6]</sup> 构造一种距离计算模型, 如图 1 所示。

任意一个码字  $c$  (形心为  $v$ ) 和样本  $x$ , 设  $\mathbf{v}, \mathbf{x}$  是  $O(0, 0, 0)$  到  $v, x$  的向量。定义强度轴  $\mathbf{g}$  是点  $O$  到点  $(255, 255, 255)$ 。  $\mathbf{g}'$  是过  $v$  与  $\mathbf{g}$  同方向的向量。距离  $d(x, c)$  可以分为两个分量, 一个是  $\mathbf{g}'$  方向的距离  $d_1$ , 另一个是垂直  $\mathbf{g}'$  的距离  $d_2$ 。令  $\mathbf{x}' = \mathbf{x} - \mathbf{v}$ ,  $\theta$  为  $\mathbf{x}'$  与  $\mathbf{g}'$  的夹角, 则

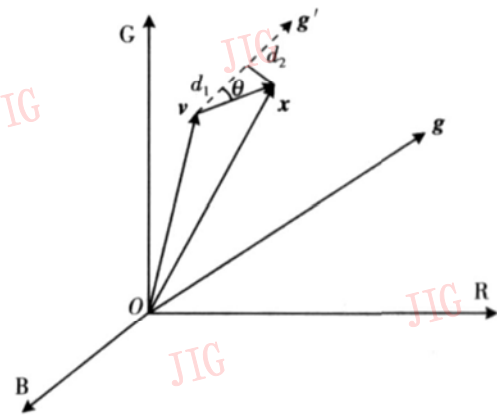


图 1 距离计算模型

Fig 1 Model of computing distance

$$d_1 = \|\mathbf{x}'\| \cos\theta \tag{1}$$

$$d_2 = \|\mathbf{x}'\| \sin\theta \tag{2}$$

其中,  $\|\mathbf{x}'\|$  是向量  $\mathbf{x}'$  的模,  $\cos\theta = \frac{\mathbf{x}' \cdot \mathbf{g}'}{\|\mathbf{x}'\| \times \|\mathbf{g}'\|}$ 。

$d(x, c)$  定义为

$$d(x, c) = \sqrt{a \times d_1^2 + b \times d_2^2} \tag{3}$$

其中,  $a, b$  是权值,  $a + b = 1, a > 0, b > 0$ ,  $a$  和  $b$  反映了两个方向的距离在总距离中的分量。由此聚类的判别式  $d(x, c) < \sigma$  的点的轨迹描述了一个以  $v$  为中心平行强度轴的实心 3 维椭球。

### 2.3 初始的背景构造

背景码书是由出现频率较高、相邻两次出现的时间间隔比较短的码字构成。背景码书  $B$  满足:

$$B = \{c_i | f_{c_i} > \xi \cap \lambda_{c_i} > \varepsilon_\lambda, c_i \in C\} \tag{4}$$

其中,  $C$  是初始训练得到的码书;  $\xi, \varepsilon_\lambda$  分别是码字的频率和码字相邻两次出现的最长时间间隔的阈值, 它们的设置与场景有关,  $\xi$  如果取值过大而  $\varepsilon_\lambda$  取值太小, 将会无法融合周期运动的背景物体, 甚至出现没有满足条件的码字; 反之,  $\xi$  如果取值过小而  $\varepsilon_\lambda$  取值太大, 背景融入过多的前景物体, 也会影响检测工作。

### 2.4 背景的更新

监控场景是变化的, 因此背景模型也要随着监控场景的变化相应地更新, 即具有自适应能力。每个像素点都有两本码书: 背景码书和前景码书。背景的更新包括把背景码书内不合格码字移出背景码书和原先不合格的前景码字满足背景条件了也要加入背景码书, 而且每一个码字都具有自适应能力。背景码字的删除通过按式 (4) 检验码字的统计信息, 而码字的更新只限于当样本被判归它时。样本  $x$  被判属码字  $c$  的判别式为  $d(x, c) < \sigma$ , 若满足, 则

码字  $c$  进行如下更新:

$$v = (1 - \alpha) \times v + \alpha \times x \quad (5)$$

$$\sigma = (1 - \rho) \times \sigma + \rho \times d(x, c) \quad (6)$$

其中,  $\alpha$  是初始设定的背景更新速率,  $\rho$  是  $d(x, c)$  和  $\sigma$  计算得到, 同时  $T_{\text{last}}$  设置为当前时刻  $t$  频率  $f=f+1$ 。如果不属于码字  $c$ , 仅修改  $\lambda = \max(\lambda, t - T_{\text{last}})$ 。

如果样本  $x$  在背景码书找不到匹配的码字, 就到前景码书中寻找匹配的码字, 过程与背景码字相同。如果都找不到就创建一个前景码字, 码字的参数设置为  $\langle \alpha, \sigma_{\text{init}}, 1, 1, t \rangle$ 。最后检测前景码书中是否有满足式 (4) 的码字, 如果有就将它移入背景码书。

### 3 前景点检测

前景点的检测只需要对每一个像素点的像素值逐个判断它们是否属于它们的背景码书。设任意的像素点的像素值为  $x$ , 该点背景码书的任一个码字  $c$ , 首先计算它们之间的距离  $d(x, c)$ , 如果  $d(x, c) < \sigma$ , 那么该点就是背景, 如果没有一个码字满足, 那么该点就是前景点。

为了消除孤立的噪声点和填充空洞, 使用形态学图像处理的开操作和闭操作进行处理包含前景点和背景点二类的二值图像。

## 4 实验分析

为了验证基于码书的背景构造方法及相应的运动目标检测算法的有效性, 利用标准测试数据实现本文算法, 并与基于混合高斯模型 (MOG) 的背景构造方法进行了比较。使用的视频数据来源 PET2001 (<http://fig.pets2001.cs.rdg.ac.uk>)。视频包含训练部分和测试部分, 训练部分用于每一个方法初始背景模型的训练, 测试部分用于测试算法的性能, 训练视频共 2989 帧, 测试视频共 2823 帧。

### 4.1 初始化设置

混合高斯模型 (MOG) 的初始高斯参数采用期望最大化 (EM) 算法<sup>[7]</sup>估计, 每一个像素点的 RGB 3 个颜色通道是独立分布的, 方差不等, 背景按  $\bar{\omega}/\sigma$  排序,  $\sigma = \sigma_R + \sigma_G + \sigma_B$ 。MOG 分两组, 一组背景的自适应率较高, 另一组较低, 参数设置: 第 1 组  $K = 3$   $\lambda = 2.5$   $\alpha = 0.01$   $T = 0.75$   $\bar{\omega}_{\text{init}} = 0.1$   $\sigma_{\text{init}} = 20$  视频率为 8 帧 /s 第 2 组为  $K = 3$   $\lambda = 2.5$   $\alpha = 0.05$

$T = 0.75$   $\bar{\omega}_{\text{init}} = 0.1$   $\sigma_{\text{init}} = 20$  视频率为 8 帧 /s 其中  $\rho$  取文献 [8] 中修正的  $\rho \approx \alpha/\bar{\omega}$ 。

码书的初始训练算法采用 2.1 节介绍的方法, 初始的距离标准差  $\sigma = 16$  初始背景的背景码书平均包含的 1.36 个码字, 图 2 是训练得到的背景, 每一个像素点取频率最大的码字的形心。每本码书至少有一个码字, 最多的是 3 个。检测过程中新创建的码字的距离偏差  $\sigma = 16$  视频率为 8 帧 /s。



图 2 训练得到的初始背景

Fig 2 The initial background

### 4.2 各种情况的比较分析

分析使用码书和混合高斯模型 (MOG) 在背景存在扰动、运动缓慢目标的检测、光线缓慢变化、场景物体运动变化等方面的检测效果。

#### (1) 背景存在扰动的情况

MOG 对扰动物体的融合通过背景自适应率对各个分布的权值进行修正, 分布命中越多, 相应的权值也越大。码书方法是通过统计码字的出现次数与出现的时间间隔, 当物体扰动的周期较小时, 它在出现一定的次数后就很快能融入背景, 当物体扰动周期较大时, 只要每两次出现的间隔在一定的时间内, 即  $\lambda$  小于设定的门限, 那么在足够长的时间后也能融入背景模型中。图 3 是码书方法和 MOG 检测在背景存在扰动的检测结果, 图 3(b) 是当时对应背景 (取频率最大的码字的形心), 由图 3(d) ~ (e) 可以看出由于树木摆动导致的误检, 而在图 3(c) 中没有。

#### (2) 运动缓慢目标的检测

运动缓慢的目标在背景的更新速率较高时, 目标会部分或全部的融入背景, 从而导致检测准确率的下降, 这在 MOG 常遇到。图 4 是 MOG 和码书方法对这种情况的检测效果, 第 2 组 MOG 在车子减速到速度很小时车子部分融入了背景 (图 4(d) 第 2

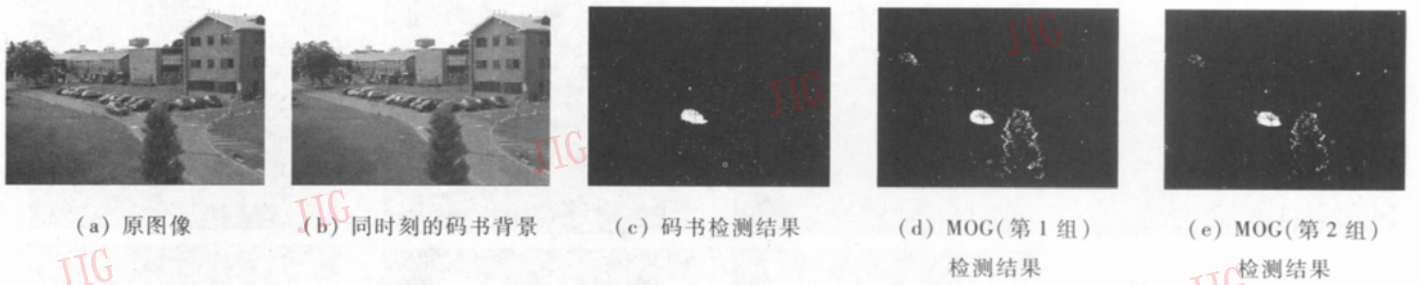


图 3 背景存在扰动的检测结果

Fig. 3 Detection results of moving background

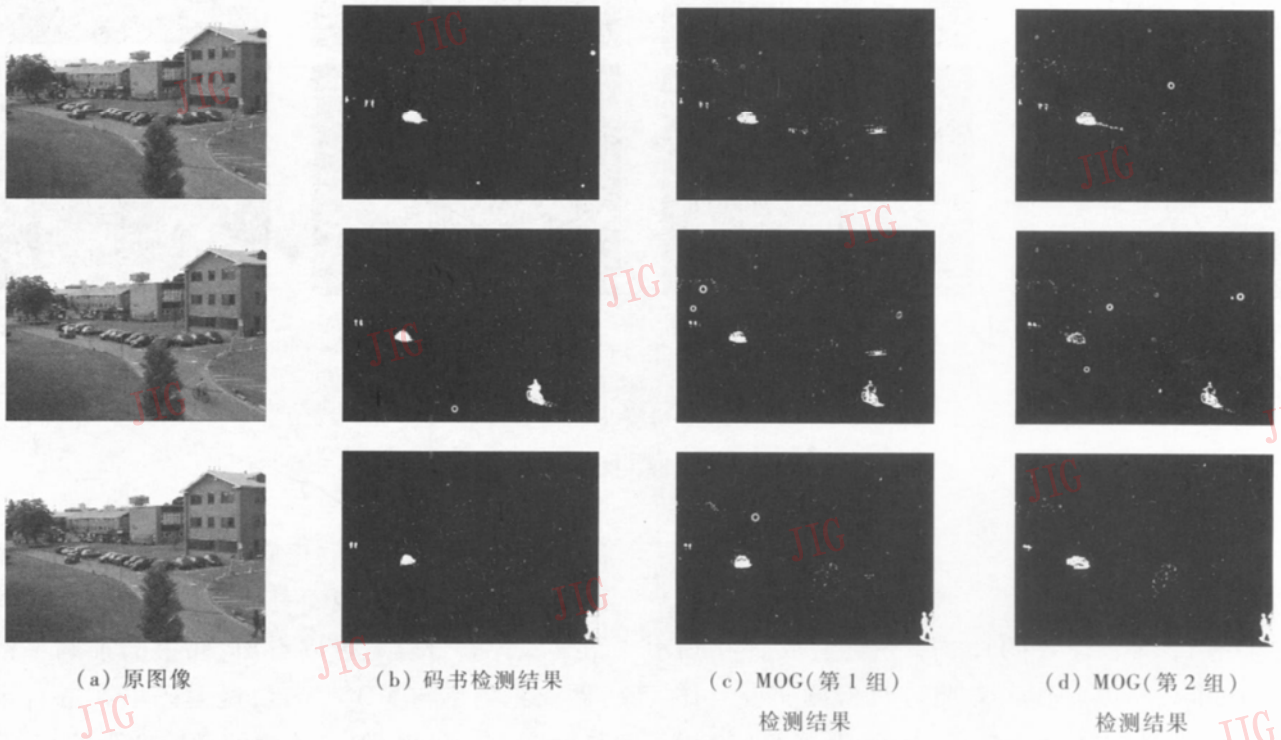


图 4 缓慢运动目标检测结果

Fig. 4 Detection results of slowly moving targets

行), 当车辆转弯进入停车位时产生“误检”(图 4(d)第 3 行), 而且在车辆速度较慢时在车的后面留下一条“尾巴”(图 4(d)第 1 行)。第 1 组 MOG 和码书没有以上的情况。码书对目标融入背景是通过判断是目标在原地停留的时间与设定的时间门限。如果停留的时间超过门限, 相应的码字频率增大, 目标就会融入背景。时间门限可以由先验知识估计得到。

### (3) 光照缓慢变化

两种方法都采用自适应的方式因此都具有融合光线缓慢变化的能力, MOG 采用欧几里德距离, 码书构造采用 2.2 节介绍的分解后加权和。当场景由光线由阴暗转为比较亮时, 码书方法不受影响, MOG 在自适应率较高时也能不受影响。图 5 是光线由暗缓慢转为明亮的 MOG 和码书检测效果。图

5 第 1 行是光线比较暗的场景, 第 2 行是光线由暗缓慢变亮的场景, 第 3 行是场景光线变为更加明亮, 局部有太阳照射。

### (4) 场景的运动变化

目标进入场景后持续停留在某处或者原先静止的物体突然移动, 这些情况在监测过程中都常常发生。码书方法对此的处理是由码字的频率决定, 当目标停留超过设置的门限即码字的频率大于门限时, 目标就能融入背景。对静止目标突然运动的处理与目标停留的时间有关, 如果该目标停留时间相对较短, 原先的背景还停留在背景码书中, 此时不会出现误检, 如果原先的背景已经删除, 将会出现误检。MOG 的处理是通过背景更新速率的修改, 都会出现误检。码书方法可以对初始训练得到的背景进行标识, 它们作为永久码字停留在背景中, 从而避免

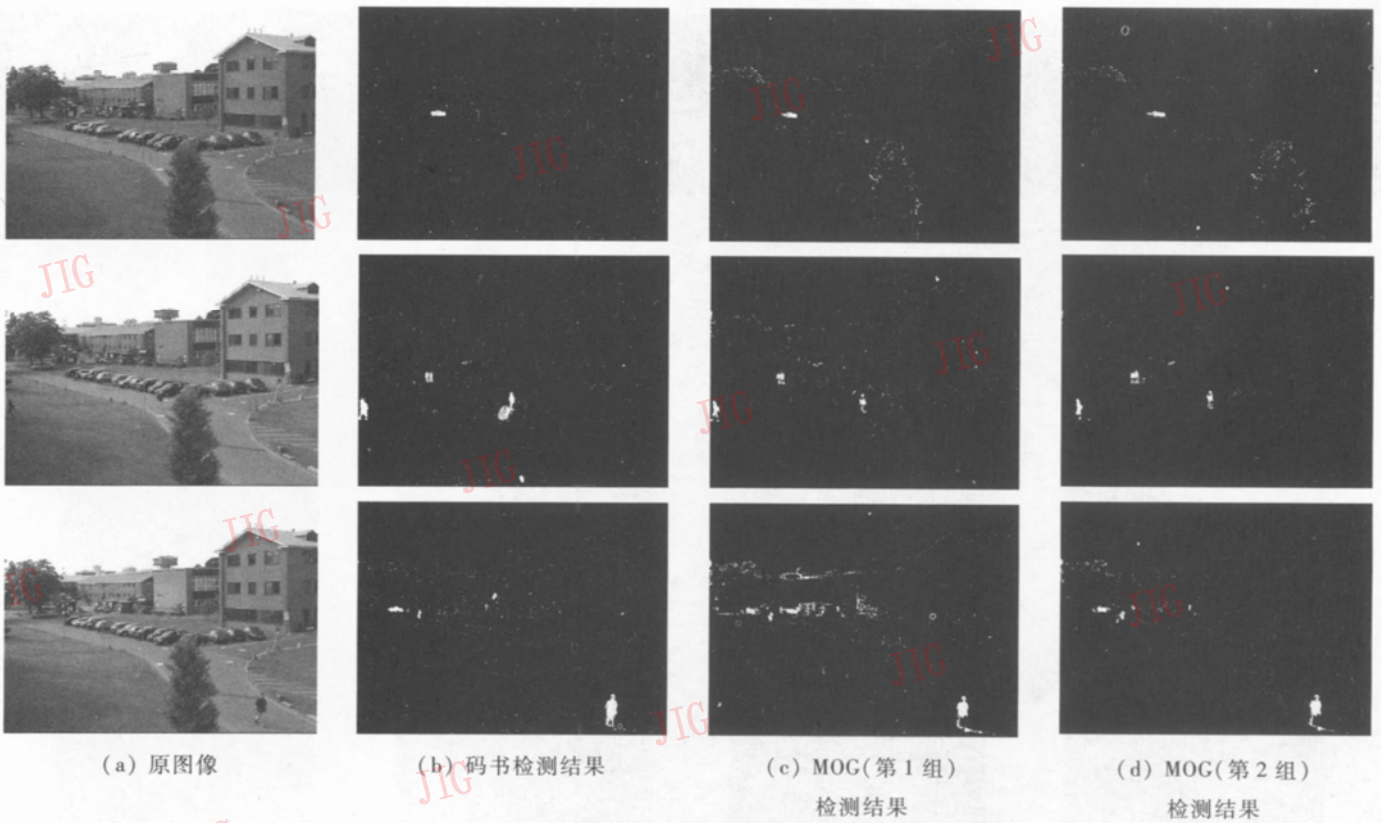


图 5 光照缓慢变化的检测结果

Fig. 5 Detection results of illumination changes slowly

这类误检的出现。

### 4.3 定量分析

为了得到一个有效的评估,手动生成真实值 (ground-truth), 并以此作为参照分析检测实验。比较的实验数据都经过相同的后处理 (开操作、闭操作)。真实值是从测试视频中选取 10 帧图像, 手动区分出前景点和背景点, 如图 6 所示。

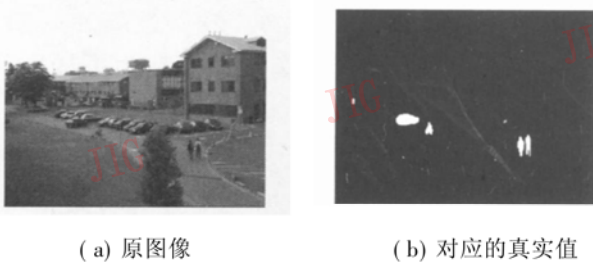


图 6 真实值

Fig 6 The ground truth

两个分析的量分别是正确率和准确率<sup>[9]</sup>:

$$\text{正确率} = \frac{\text{算法正确检测到的前景点数目}}{\text{真实值中前景点数目}} \quad (7)$$

$$\text{准确率} = \frac{\text{算法正确检测到的前景点数目}}{\text{算法检测到的前景点总数}} \quad (8)$$

正确率和准确率是一对相互制约的参量, 当提

高准确率时, 就会导致正确率的下降, 而正确率提高准确率也会下降。表 1 是 MOG 和码书方法的检测结果统计。由表 1 可以看出, 码书的准确率都比较高, 而正确率与 MOG 相近, 说明码书在融合干扰信息的能力比较强, 但是检测的敏感度不够高; 前 3 个抽样 MOG 的准确率比较低, 原因是初始运动目标

表 1 码书和 MOG 的检测结果统计

Tab 1 The Stat of detection results using codebook and MOG

抽样	码书		第 1 组		第 2 组	
	正确率	准确率	正确率	准确率	正确率	准确率
1	0.9784	0.67447	0.86111	0.30693	0.84568	0.34422
2	0.96544	0.82931	0.88697	0.38178	0.88913	0.47209
3	0.7656	0.91663	0.87823	0.61893	0.87976	0.58193
4	0.78238	0.70214	0.78187	0.8056	0.78238	0.81357
5	0.9109	0.73913	0.90336	0.75559	0.9017	0.81342
6	0.77671	0.88039	0.83041	0.61703	0.83041	0.5542
7	0.85425	0.77177	0.75879	0.71611	0.74459	0.79276
8	0.72143	0.85122	0.86184	0.79772	0.75634	0.72747
9	0.71589	0.83356	0.73627	0.59541	0.57826	0.75715
10	0.70182	0.70458	0.73633	0.36816	0.74544	0.61034

少而背景物体运动(树木摆动)比较明显; MOG 的第 1 组和第 2 组在前 7 个抽样的正确率都很相近, 第 8、9 个抽样第 1 组优于第 2 组, 原因是这两个抽样出现存在缓慢运动的目标, 自适应率高的把目标融入背景; 码书的正确率、准确率都比较平稳, 而 MOG 两组数据的波动比较大。

## 5 结 论

背景的构造是使用背景差法进行运动目标检测的难点。本文使用矢量量化的方法实现对长时间图像序列的压缩表示, 并根据背景和前景在图像序列的分布特点构造背景。实验结果表明, 该方法构造背景能够克服扰动的背景物体, 并能够很好的检测出缓慢运动的目标, 同时融合了场景的缓慢的光线变化。研究工作的下一步是如何把算法应用于实时环境中。

### 参考文献 (References)

- 1 Hu Weiming, Tan Tianli, Wang Liang, *et al*. A survey on visual surveillance of object motion and behaviors [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 2004, 34(3): 334~352
- 2 Wren C, Azarbayejani A, Darrel T, *et al*. Pfunder. Realtime tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 780~785
- 3 Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for real-time tracking [A]. In Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado USA, 1999, 246~252
- 4 Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric model for background subtraction [A]. In Proceedings of International Conference on Computer Vision [C], Kerkyra Greece, 1999, 751~767
- 5 Shen F, Hasegawa O. An adaptive incremental LBG for vector quantization [J]. Neural Networks, 2006, 19(5): 694~704
- 6 Gonzalez R C, Woods R E. Digital Image Processing [M]. Beijing: House of Electronics Industry, 2003, 233~239 [阮秋琦, 阮宇智. 数字图像处理(第二版) [M]. 北京: 电子工业出版社, 2003, 233~239]
- 7 Tomasi C. Estimating Gaussian mixture densities with EM—a tutorial [EB/OL]. <http://www.cs.duke.edu/courses/spring04/cps196/1/handouts/EM/tomasiEM.pdf> 2004-03-18
- 8 Power P W, Schoonees J A. Understanding background mixture models for foreground segmentation [A]. In Proceedings of Image and Vision Computing [C], Auckland, New Zealand, 2002, 267~271
- 9 Cheung S C, Kamnath C. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video [A]. In Proceedings of SPIE Electronic Imaging, Visual Communications and Image Processing [C], San Jose, California, USA, 2004, 881~892



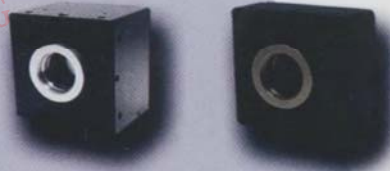
微视图像  
Microview

GiGE™  
VISION  
兼容GenICam

# 北京微视新纪元科技有限公司

Beijing Microview Science and Technology Co., Ltd

微视图像千兆网产品系列—高清晰CMOS摄像机



推荐型号	分辨率	帧率
MVC300SA-GE200	640*480	200 fps
MVC360SA-GE60	752*480	60 fps
MVC1000SA-GE30	1280*1024	30 fps
MVC2000SA-GE20	1600*1200	20 fps
MVC3000SA-GE12	2048*1536	12 fps
MVC1280SA-GE30	1280*1024	27 fps
MVC6600SA-GE5	2210*3002	5 fps

微视图像千兆网产品系列—高灵敏CCD摄像机

推荐型号	分辨率	帧率
MVC600DA-GE60	659*494	60 fps
MVC610DA-GE110	659*494	110 fps
MVC800DA-GE45	1024*1024	45 fps
MVC900DA-GE30	1392*1036	30 fps
MVC1800DA-GE30	1380*1034	30 fps
MVC1830DA-GE30	1024*1024	30 fps
MVC2000DA-GE16	1620*1036	16 fps
MVC2048DLM (线阵)	2048*1	15-19k



图像传输距离受限? 传输线笨重? 性能不稳定? 成本太高?  
所有问题, 让微视图像千兆网产品系列助您轻松解决!

微视图像千兆网产品系列—千兆网转换盒

- 推荐型号
- MVCL2GE-B
  - MVLV2GE-S
  - MVDIG2GE-S
  - QUAD MVCL2GE-B



三维立体相机

- 推荐型号
- MVDC360SAM-GE60ST (合体式)
  - MVC360SAM-GE60ST (分体式)
  - MVC1000SAM-GE30ST (分体式)



地址: 北京市海淀区中关村东路18号财智国际大厦A座10层  
网址: www.microview.com.cn, www.microview.cn  
电话: 010-82600088 (中继线) 传真: 010-82600088-6600  
邮箱: sales@microview.com.cn support@microview.com.cn

一流产品 超一流服务

ISO9001: 2000质量管理体系认证企业

Journal of Image and Graphics

中国图象图形学报

标准刊号: CN11-3758/TB 邮发代号: 82-831 定价: 35元

ISSN 1006-8961



9 771006 896003