

文章编号: 2095-4980(2013)02-0286-05

## 基于运动目标的快速背景建模算法

吴 边, 卿 粼波, 王正勇, 何小海

(四川大学 电子信息学院 图像信息研究所, 四川 成都 610064)

**摘 要:** 针对智能交通车流量检测系统, 提出了一种适用于嵌入式系统的快速轻量背景建模方法。该方法先由帧差法过滤视频序列, 抽取运动物体少的帧进行存储, 再利用改进的高斯模型快速学习获得基础模型, 并结合帧差和像素统计的方法对背景模型进行自适应更新, 对传统混合高斯模型的缺陷进行了改善, 在基于 TMS320DM648 的图像处理客户端上表现出较好的实时性和天气适应性, 以及更高的处理效能。

**关键词:** 背景建模; 帧差法; 高斯模型; 运动目标; 自适应

**中图分类号:** TN911.73

**文献标识码:** A

## A motion objects based fast background modeling algorithm

WU Bian, QIN Lin-bo, WANG Zheng-yong, HE Xiao-hai

(Image Information Institute, School of Electronics and Information, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610064, China)

**Abstract:** Aiming at intelligent traffic flow detection system, a fast and light weighted background modeling algorithm based on embedded system is proposed. It filters video sequences by frame difference method, buffers the extracted motion-less frames, and adopts an improved Gaussian model to learn the buffered frames in result of a basic model. To improve the defects of Gaussian mixture model, an adaptive updating manner combining frame difference and pixel statistic have been realized, which shows a better real-time image processing performance and ideal weather adaptability on a TMS320DM648 platform.

**Key words:** background modeling; frame difference; Gaussian model; motion object; adaptive

随着交通运输体系的快速发展, 智能交通系统(Intelligent Traffic System, ITS)已成为交通管理网络发展的主要方向<sup>[1]</sup>。车流量检测系统作为基本组成部分, 直接影响 ITS 系统的精确度与性能。

车流量检测系统是一种基于计算机视觉的运动目标检测统计系统。成熟的运动目标检测方法主要有: 块匹配法、光流法、帧差法、背景差分法等<sup>[2]</sup>, 其中光流法与块匹配法精确度较高, 运算量大, 如果没有专门的硬件支持, 尤其是性能有限的嵌入式系统, 基本无法实现高分辨率下的实时处理。相对地, 帧差法和背景差分法计算量小, 已有很多通过数字信号处理器等实现的范例<sup>[3-4]</sup>, 包括应用在智能交通系统的车流量检测设备, 它们分别针对帧差法或背景差分法进行修改, 以适合于车流量检测的场合<sup>[5-7]</sup>, 在一些特殊情况下比传统的算法获得了更好的效果。

本文由帧差法快速筛选帧, 结合改进的混合高斯模型进行背景建模, 提出一种适用基于数字信号处理器的车流量检测终端的层次快速背景建模方法。

### 1 基于帧差法的运动目标识别

帧差法是一种在运动视频中将相邻 2 帧图像进行差分以提取运动目标轮廓的方法, 其思想主要是将相邻的 2 帧图像的像素亮度值逐一差分, 当画面中存在运动物体时, 相邻 2 帧会产生一定的差别, 将差值的绝对值与设定的阈值进行比较判断, 以分离出运动目标。一个灰度图像的帧间差分模型为:

$$r(x, y) = |c(x, y) - p(x, y)| \quad (1)$$

$$\text{diff}(x, y) = \begin{cases} 0, & r(x, y) < \text{threshold} \\ 1, & r(x, y) \geq \text{threshold} \end{cases} \quad (2)$$

式(1)~式(2)中:  $p(x, y)$ 与  $c(x, y)$ 分别对应  $t$  时刻的  $p$  帧与  $t+\tau$  时刻的  $p+1$  帧的像素亮度值; Threshold 表示给定的阈值, 阈值越小, 差分结果对 2 帧间的变化敏感度越高, 越容易受到图像噪声等的干扰; 阈值过大, 则容易漏掉运动速度很慢的物体;  $\text{diff}(x, y)$  为差分结果的二值图像像素值。

由于只是像素的加减比较, 因此硬件开销小, 但是帧差法容易受到重叠运动物体影响而产生空洞、拖影等, 不适合提取完整物体, 如图 1 所示。

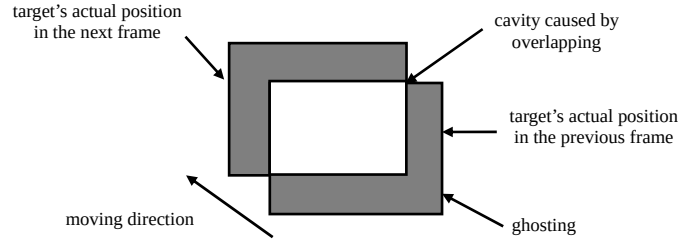


Fig.1 Defect of frame difference  
图 1 帧差法缺陷示意图

## 2 结合帧差法的高斯背景建模

背景差分是一种比较理想的运动目标提取方法, 主要思想是: 对一段背景基本不变的运动图像序列, 运用统计理论, 去掉临时存在的运动物体, 获得干净的背景, 然后将采集到的新图像与背景进行差分, 从而提取出运动物体。其数学模型类似于帧间差分方法:

$$s(x, y) = |q(x, y) - b(x, y)| \quad (3)$$

式中:  $b(x, y)$  为背景模型像素值;  $q(x, y)$  是当前帧与背景相同位置的像素值;  $s(x, y)$  是当前帧与背景模型之间的差值。

### 2.1 背景建模过程

建立干净的背景模型, 是背景差分运算中最重要的一环, 也是最热门的研究方向。最简单的是均值模型, 其效率高, 但适应性差。对此, Stauffer 等人以高斯统计理论为基础, 提出一种用多个高斯混合模型<sup>[8]</sup>描述每个像素值变化规律的方式, 以改善对如天气/光照变化、背景变化等的适应能力, 在智能交通系统中获得了较好的效果。在任意时间  $t$  内, 归纳图像序列像素值  $(X_1, X_2, \dots, X_t) = \{I(x, y, n) | 1 < t < \tau\}$ , 则像素值的混合统计模型如式(4)所示:

$$f(X_{t,n}) = \sum_{n=1}^{\tau} w_{t,n} \eta_n(X_t, \mu_{t,n}, \Sigma_{t,n}) \quad (4)$$

式中:  $\eta_n(X_t, \mu_{t,n}, \Sigma_{t,n})$  为第  $n$  个模型的高斯分布的概率密度函数,  $\mu_{t,n}$  为其均值矩阵,  $\Sigma_{t,n}$  为协方差矩阵;  $w_{t,n}$  为该分布的权重, 满足  $\sum w_{t,n} = 1$ ; 模型数  $n$  一般为 3 到 5 个<sup>[8]</sup>。高斯概率密度函数  $\eta$  定义如下:

$$\eta = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu)} \quad (5)$$

协方差矩阵  $\Sigma = \sigma^2 I$ , 通常近似认为绿色、蓝色与红色像素值相互独立, 且方差相等。为提高效率, 可以使用灰度来表示, 避免多次矩阵转置带来的大量性能消耗。

混合高斯模型的建立主要通过反复将采集的新帧送入已有模型进行学习, 对各参数进行调整更新以适应背景。对某些特定情况, 如当一个给定像素的初始值来自前景物体, 其权重等同于整体的高斯分布, 后续背景值颜色比较单一, 该像素需要经过  $\log_{(1-\alpha)}(T)$  帧后, 原本的背景值才会被认为是真正的背景值, 而  $\log_{(1-\alpha)}(0.5)$  帧后才会完全收敛<sup>[9]</sup>, 当  $\alpha=0.002$ , 且至少有 60% 的帧为背景值, 则经过 346 帧该点才能完全被背景更新。而运动物体较多的时候, 如交通繁忙的街道上, 情况会更加恶化。

对于一个交通系统如街道, 其变化量主要有<sup>[10]</sup>:

1) 大面积图像变化: 长期性光照变化如自然光线; 瞬间性光照变化如运动物体影子, 来自建筑工地的闪光、雷电; 镜头前树叶摇摆; 镜头位置的忽然调整。

2) 局部性变化: 运动车辆、人、运动的光斑等。

针对以上情况, 通过帧差法过滤, 除去运动点较多的帧, 取运动点少的帧, 并设定一个取帧最小间隔, 剩下的帧中的图像变化只有: 运动速度较慢的物体, 自然光照的变化, 镜头位置忽然调整发生的变动。

由于车流量系统所方位随时都有运动车辆, 混合高斯模型的缺点更加凸显, 为此将背景模型的建立分成学习期与更新期。学习期对滤除后剩下的  $N$  帧图像进行集中学习, 该  $N$  帧图像  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  属于一段连续图像序列

的子集, 更新算法可等效简化为:

$$\mu_N = \frac{\sum_{i=1}^N X_i}{N} \quad (6)$$

$$\sigma_N^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \mu_N)^T (X_i - \mu_N)}{N} \quad (7)$$

经过式(6)与式(7)训练获得首次  $\mu_N$  与  $\sigma_N$  后, 这 2 个值受前景点的影响, 因此将子样本集  $\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  中满足  $|X_i - \mu_N| \leq 2.5 \sigma_N$  的像素值再次送入式(6)及式(7)训练, 得到  $\bar{\mu}_N$  与  $\bar{\sigma}_N$ 。此时的背景参数  $\bar{\mu}_N$  与  $\bar{\sigma}_N$  最接近真实背景, 作为背景模型, 理论上避免了初始像素受到前景物体的影响。

## 2.2 背景模型的更新

根据街道车辆情况统计规律<sup>[11]</sup>, 可以发现街道的繁忙程度分时段相差很大, 当路面非常忙碌时, 车辆行驶较慢, 此时车辆对画面的影响是大范围的, 对高斯模型进行反复更新会产生相反效果, 浪费大量的性能, 给后续的检测算法带来误差。对此仍需引入帧差过滤, 以去除大量前景物体对高斯模型的影响。通过式(1)~式(2)对新来帧进行处理, 统计点数:

$$S_p = \sum_x \sum_y \text{diff}(x, y) \quad (8)$$

对  $S_p$  进行归一化处理,  $R_p = S_p / XY$ , 根据实际情况给予全局标准  $T_p$ : 若  $R_p > T_p$ , 则选取该帧作为背景候选帧, 其中满足  $|X_i - \bar{\mu}_N| \leq 2.5 \bar{\sigma}_N$  的像素值送入已有的高斯模型按以下方法更新:

$$\bar{\mu}_N = (1 - \beta) \bar{\mu}_{N-1} + \beta X_i \quad (9)$$

$$\bar{\sigma}_N^2 = (1 - \beta) \bar{\sigma}_{N-1}^2 + \beta (X_i - \bar{\mu}_N)^T (X_i - \bar{\mu}_N) \quad (10)$$

式中:  $X_i$  代表当前帧像素点的值;  $\bar{\mu}_N$  与  $\bar{\sigma}_N$  表示高斯模型在当前的均值与方差矩阵;  $\beta$  为更新率, 是一个自定义值, 取值大小会影响参数更新速度, 对背景变化更加敏感。对候选图像序列的集中学习, 实际上是基于交通监控系统的特点, 通过连续快速学习, 快速达到短时间获得可用背景的目的。其限制主要表现在淡化了权值更新对混合高斯模型的自适应选择, 因此在更新过程中要加入统计。帧差已经降低运动物体的影响, 实际高斯模型的更新主要来自于背景的大面积变化, 如摄像头的移动, 被物体遮挡, 光线发生变化等, 因为帧差过滤的引入, 背景更新的收敛变慢。通过设定变化因素  $F_g$  对此进行改善, 其定义为:

$$f(x, y) = \begin{cases} 1 & |X_i - \bar{\mu}_N| > 2.5 \bar{\sigma}_N \\ 0 & |X_i - \bar{\mu}_N| \leq 2.5 \bar{\sigma}_N \end{cases} \quad (11)$$

$$F_g = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y)}{XY} \quad (12)$$

式中  $X, Y$  分别代表图像的列像素数和行像素数。如  $F_g > 0.4$ , 对该候选帧之后的帧进行存储并重新进入学习期, 这样平衡了背景建模的运算量, 保证了在车流量大的情况下, 背景更新运算量较小。

## 3 实验结果分析

### 3.1 测试平台与环境

视频输入部分通过德仪 TI(Texas Instrument)公司的 TVP5154 芯片, 将模拟视频信号转成 YCbCr 数字图像信号, 输入 TMS320DM648 数字信号处理器进行算法处理; 配置了 128 MB DDR2, 用于帧数据的缓存, 新采集的帧可以通过 EDMA3 方式直接搬移到 DDR2 上。视频输出部分: 处理结果通过 THS8200 转为 VGA(Video Graphic Array)模拟信号输出显示。片上程序开发与测试采用 TI CCS3.3 配合 DVSDK(Digital Video Software Development Kit)开发包。

为了实时采集结果, 使用事先在实际道路上用工业摄像头采集的路段交通视频在 PC 机上播放, 并通过 VGA 输出转为模拟视频信号, 输入 TVP5154 后, 进入 DSP 的 VP0 口, 模拟现场采集的效果, 图像运算结果再通过

THS8200 输出到另一台 PC 采集卡, 进行采集后输出。

### 3.2 测试结果

图 2 和图 3 使用了相同的交通道路视频, 分别使用传统的混合高斯模型和本文所述方式对其进行建模; 图 4 和图 5 为分别在不同的光照和路面条件下采用本文所述方式与之前的实验在相同条件下进行建模的结果。结果表明, 基于帧差法改进的高斯模型, 利用较少数目的帧进行建模, 其建模效率明显提高, 对于不同交通路面及天气情况, 具有很好的适应性。



Fig.2 From left to right is a 20, 80 and 150 frames updated real-world road background model using an Gaussian mixture model  
图 2 从左到右依次为混合高斯模型背景更新 20 帧, 80 帧与 150 帧后的背景模型



Fig.3 From left to right is a 10 frames learning, 10 frames learning plus 10 frames update and 20 frames learning background model of the same real-world road using proposed method in this thesis.  
图 3 从左到右依次是本文方法的 10 帧模型, 10 帧模型更新 10 帧, 以及 20 帧模型的背景



Fig.4 10 frames learning, 10 frames learning plus 10 frames update and 20 frames learning background model using proposed method under sunny weather situation  
图 4 晴天的路面使用本方法 10 帧模型, 10 帧模型更新 10 帧, 以及 20 帧模型的场景



Fig.5 10 frames learning, 10 frames learning plus 10 frames update and 20 frames learning background model using proposed method under rainy weather, reflective situation  
图 5 雨天反光情况下使用本文方法 10 帧模型, 10 帧模型加 10 帧更新以及 20 帧模型

## 4 结论

提出了一种帧差法和混合高斯模型相结合的适应交通车流量检测系统的快速背景建模方法,该方法通过帧差法选取最佳候选帧序列,并由改进的混合高斯模型对缓存帧序列进行集中学习,再结合帧差及像素统计的方式对背景模型进行自适应更新,有效弥补了混合高斯模型运算量大,初始背景容易受到前景物体影响的问题,降低了缓慢运动物体对画面的影响,由于背景更新速率随着车流量大小自适应变化,该算法合理分配了嵌入式系统的运算资源,在基于 DSP 的图像处理终端系统上表现出较高的建模效率。

### 参考文献:

- [1] 史其信,熊辉. 展望 21 世纪智能交通系统(ITS)的发展[J]. 黑龙江工程学院学报, 2001,15(1):52-56,62.
- [2] 田雨露,杨刚,王波,等. 基于块的背景重构算法研究及应用[J]. 液晶与显示, 2011,26(5):693-697.
- [3] 谢勤岚,齐希,杨丁丁. 基于 DSP 的车辆检测系统的设计[J]. 中南民族大学学报:自然科学版, 2012,31(1):84-87.
- [4] 蔡英凤,王海,张为公. 基于视频的城市快速路交通流检测及车辆行为监控[J]. 东南大学学报:英文版, 2011,27(2):164-168.
- [5] 汤中泽,张春燕,申传家,等. 帧差法和 Mean-shift 相结合的运动目标自动检测与跟踪[J]. 科学技术与工程, 2011,10(24):5895-5899.
- [6] 李秋林,何家峰. 基于三帧差法和交叉熵阈值的车辆检测[J]. 计算机工程, 2011,37(4):172-174.
- [7] 赵小明,王新新. 一种基于机器视觉的视频交通流检测系统[J]. 信息与电子工程, 2011,9(2):258-263.
- [8] Stauffer C, Grimson E E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(8):747-757.
- [9] KaewTraKulPong P, Bowden R. An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking with Shadow Detection[C]// In Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, 2001. [S.l.]: Kluwer Academic publishers, 2001.
- [10] Regazzoni C S, Cavallaro A, Wu Y, et al. Video Analytics for Surveillance: Theory and Practice[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010,27(5):16-17.
- [11] 刘召燕. 复杂背景下车流量统计研究[D]. 青岛:青岛大学, 2009.

### 作者简介:



吴 边(1987-), 男, 成都市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理与硬件研发.  
email: noctilux@163.com.

卿粼波(1982-), 男, 四川省资阳市人, 博士, 讲师, 主要研究方向为图像处理与图像通信.

王正勇(1969-), 女, 四川省达州市人, 副教授, 主要研究方向为通信与信息系统.

何小海(1964-), 男, 四川省绵阳市人, 博士, 教授, 主要研究方向为图像处理与图像通信.