

基于自适应学习率的背景建模方法

李 伟, 陈临强, 殷伟良

(杭州电子科技大学图形图像研究所, 杭州 310018)

摘 要: 针对高斯混合模型中均值和方差的学习, 提出基于自适应学习率的背景建模方法。统计每个像素模型被匹配的次数, 在线更新学习率。在初始化背景时, 分配一个全局的学习率, 采用传统高斯混合模型的学习方式; 在更新背景时, 为每个像素分配一个学习率, 采用自适应的学习方式。实验结果表明, 该方法与传统高斯混合背景模型相比, 有较好的学习能力与稳定性, 能提高运动目标检测的正确率。

关键词: 高斯混合模型; 学习率; 目标检测; 匹配; 背景差分

Background Modeling Approach Based on Self-adaptive Learning Rate

LI Wei, CHEN Lin-qiang, YIN Wei-liang

(Institute of Graphics and Image, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

【Abstract】 This paper proposes a background modeling approach based on self-adaptive learning rate aiming at the update of the learning rate about Gaussian mixture model. The initial background is established using the traditional Gaussian mixture model with a global learning rate. The self-adaptive learning rate is used for each pixel according to the number of matching when the background is updated. Experimental results show that compared with moving object detection approach based on conventional Gaussian mixture model, it has a desirable stability and learning ability.

【Key words】 Gaussian mixture model; learning rate; object detection; matching; background subtraction

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.15.059

1 概述

在智能视频监控中, 运动目标检测是计算视觉应用中信息提取的第一步, 其主要任务是检测出全部真实运动目标和去除各种原因引起的虚假目标和噪声的影响, 以便后续目标跟踪、目标识别和行为分析等阶段的处理。

对于静止的摄像机, 运动目标检测常用的方法是高斯混合法。Grimson 高斯混合法^[1]能较好地解决多模态背景问题, 但缺点是采用固定的学习率。文献[2]针对 Grimson 高斯混合法中均值和方差自适应性慢等缺点, 采用 2 种模型更新方式, 在背景初始化时学习率固定为 N 的倒数, 即若 N 为 200, 则其学习率为 $1 \sim 1/200$ 。虽然该方法在初始阶段效果比较好, 但达到一定帧数后学习率, 则采用普通迭代方式更新, 因此学习率变小, 由于学习率小, 使得学习新的前景物体时效果并不理想。文献[3]提出学习率为 $\rho = \alpha / \omega$, 通过该学习率, 均值收敛很快且准确, 但用于方差学习却存在问题。文献[4]引入权值均值的概念, 对均值和方差的学习采用不同的学习率进行运动目标检测。文献[5]用周围颜色信息来修改学习率。

上述方法中采用的学习率是固定的或是自适应的学习率, 但都只使用一个全局的学习率, 没有充分利用已建立好的背景信息。本文对高斯模型的背景学习方法进行深入分析, 提出了一种改进方法, 统计每个像素每个模型被匹配的次数, 为每个像素分配一个学习率, 并且在线更新学习率。

2 基本方法

2.1 传统高斯混合模型

对于不复杂的场景, 用单高斯模型就可以很好地表示每个像素上颜色矢量的变化。为了使背景模型可以很好地适应室内外场景的变化, Grimson 等提出了高斯混合法对颜色特征建模。对每个像素使用 K 个高斯分布来模拟像素的背景值,

那么每一个观察到的颜色矢量 X_t 的概率为:

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \cdot \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (1)$$

其中, K 是分布的个数(一般取 3~5); $\omega_{i,t}$ 、 $\mu_{i,t}$ 和 $\Sigma_{i,t}$ 分别为 t 时刻高斯混合模型中第 i 个高斯分布的权重、均值和协方差矩阵; η 为高斯分布的概率密度函数:

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

为了计算方便, 协方差矩阵一般被假设为如下形式:

$$\Sigma = \sigma^2 I \quad (3)$$

t 时刻像素 X_t 与已排列好的 K 个高斯模型分布进行匹配, 如满足下式:

$$|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq D \cdot \sigma_{i,t-1} \quad (4)$$

其中, D 为参数(一般取 2.5); $\sigma_{i,t-1}$ 为标准差。则 X_t 和该高斯函数匹配, 其参数按下式更新:

$$\begin{cases} \omega_{i,t} = (1 - \alpha) \omega_{i,t-1} + \alpha \\ \mu_{i,t} = (1 - \beta) \mu_{i,t-1} + \beta X_t \\ \sigma_{i,t}^2 = (1 - \beta) \sigma_{i,t-1}^2 + \beta (X_t - \mu_{i,t-1})^T (X_t - \mu_{i,t-1}) \\ \beta = \alpha \eta(X_t | \mu_{i,t-1}, \sigma_{i,t-1}) \end{cases} \quad (5)$$

其中, α 、 β 为学习率。

如果没有高斯分布和 X_t 匹配, 则 $\rho_{i,t} = \omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 中最小的一个被一个新的均值为 X_t 的高斯分布取代, 初始化一个较大

基金项目: 浙江省科技计划基金资助项目(2009C03015-4)

作者简介: 李 伟(1985—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 计算机视觉, 图像处理; 陈临强, 教授; 殷伟良, 硕士研究生

收稿日期: 2011-02-14 **E-mail:** lw2009hzdz@163.com

的标准差和较小的权值。余下的高斯分布保持相同的均值和方差,但它们可能会按下式变小:

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1} \quad (6)$$

按 $\rho_{i,t} = \omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 由大到小对 K 个高斯混合模型进行排列,则最有可能代表背景的高斯分布排在序列前面,故按式(7)取前 B 个高斯分布生成背景:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \quad (7)$$

其中, T 为权重阈值。

由于 $\eta(X_t | u_{i,t}, \sigma_{i,t})$ 的原因,更新方程的学习率非常小,导致模型收敛很慢并且不够精确。同时对于固定的学习率 α ,如果初始化背景时学习率过大,虽然有利于背景模型的建立,但是当初始背景模型建立后,还是用相同的学习率,最终会导致背景模型的不稳定;如果初始化背景时学习率过小,不利于初始背景模型的建立。

2.2 传统前景目标检测

按式(7)取前 B 个高斯分布生成背景图像,把当前帧的图像与背景图像相减,即可得到前景目标,但得到的前景目标包括了 GHOST、阴影、噪声等。形态学的方法可以去除噪声,但是不能处理 GHOST 和阴影。

3 改进方法

3.1 算法流程

改进的方法是对传统高斯混合模型中学习加以改进,程序流程如图 1 所示。

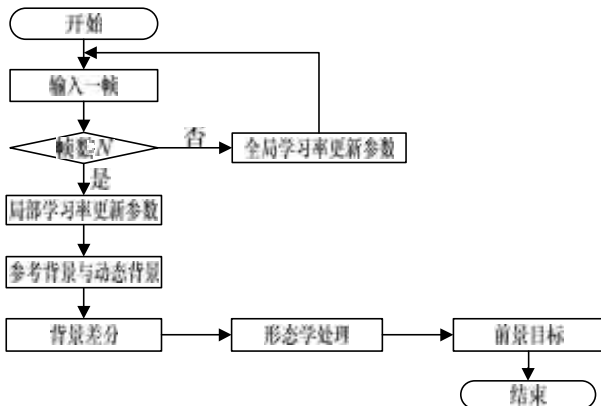


图 1 前景检测流程

在图 1 中,全局学习率为整个图像分配一个学习率,而局部学习率为每个像素分配一个学习率,前景目标检测时采用一种基于多层背景模型的前景检测算法^[6]的方法。改进的方法充分利用已建立好的背景图像匹配信息,在背景初始化阶段为全局分配一个学习率,在背景更新阶段,则为每个像素分配一个学习率,并在线更新。

3.2 背景初始化

Kaewtrakulpong 等人提出了背景模型建立方法为图像分配一个全局的学习率,在初始化阶段,学习率为当前帧号 N 的倒数,即第一帧背景模型学习率为 1,随后的学习率为 $1/N$,充分地利用当前图像信息来更新方程,能快速地建立初始化背景图像,效果比较好。改进的方法在背景初始化阶段,使用 Kaewtrakulpong 等人提出的方法快速初始化均值、方差等参数,对最前面的几帧来说,学习率较大,因此对于背景初始化效果是显著的。为了在背景更新时能充分使用图像每个像素每个模型的匹配信息,为图像每个像素每个模型增加

2 个变量 $match[i]_{k,t}$ 和 $sum_match[i]_t$, 这些变量按下式计算:

$$match[i]_{k,t} = \begin{cases} 1 & \text{在时刻第 } t \text{ 个像素点与第 } k \text{ 个高斯分布匹配} \\ 0 & \text{在时刻第 } t \text{ 个像素点与第 } k \text{ 个高斯分布不匹配} \end{cases} \quad (8)$$

$$sum_match[i]_t = sum_match[i]_{t-1} + \sum_{k=1}^K match[i]_{k,t} \quad (9)$$

其中, $match[i]_{k,t}$ 用来记录 t 时刻第 i 个像素点是否高斯分布匹配; $sum_match[i]_t$ 用来记录第 i 个像素点在 t 时刻被匹配的总次数。

3.3 背景更新

Kaewtrakulpong 等人的方法在背景初始化阶段能够得到很好的效果,但是在背景更新时使用迭代的方法,因此在背景更新时收敛较慢。随着时间变长,该方法学习率开始变得很小,使得学习新的前景事物时效果并不理想。同时为所有像素分配一个全局的学习率,没有充分利用到每个像素每个模型的匹配信息,背景稳定性不高。改进的方法在背景更新时,结合前面初始化过程和更新过程中每个像素每个模型匹配信息,为每个像素分配一个学习率:为匹配次数多的像素分配一个较小的学习率,保证背景图像的稳定性,为匹配次数少的像素分配一个较大的学习率,加快背景图像的更新,即如果像素点 $sum_match[i]_t$ 越大,说明该点是背景概率越大,赋予较小的学习率,保持背景稳定;反之,如果像素点 $sum_match[i]_t$ 越小,说明该点是背景的概率还不稳定,赋予较大的学习率,加快背景更新。因此,背景更新时先更新式(8)、式(9),再为每个像素分配一个学习率,其定义如下:

$$\alpha_{i,t} = 1.0 / sum_match[i]_t \quad (10)$$

其中, $\alpha_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个像素的学习率,与匹配次数成反比。

3.4 前景目标检测

对于前景目标检测,采用一种基于多层背景模型的前景检测算法^[6],把变化的前景分为真实前景和 GHOST,把图像背景分为动态背景和参考背景,通过动态背景和参考背景高斯分布的差异来检测静止前景。初始化时把权值最大的前几个高斯分布作为参考背景,根据式(7)循环计算像素高斯分布的权值之和,生成动态背景。与动态背景不同的是,参考背景中多个单高斯在更新时没有权重区别,当输入像素符合某一高斯分布时进行更新。将当前图像分别与参考背景和动态背景图像差分,只有在当前图像与动态背景和参考背景差分后同时得到前景时,才认为得到的是真实的前景目标;如果只有动态背景和当前图像差分得到的是前景,而参考背景与当前图像差分得到的是背景,则可认为当前得到的前景是由静止物体运动产生。该方法可以有效地去除 GHOST 得到真实前景图像,但此时得到的前景图像中包括运动目标、阴影和噪声点。对于噪声点,运用形态学的方法可以去除;对于阴影,采用文献[7]提出的基于边缘信息及光照方向的阴影检测算法,来判断前景点还是阴影点。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,对多个真实场景进行了测试,对 Grimson 方法和改进的方法进行分别仿真实验。一个视频是在室内柜门的改变;另一个视频是室外车辆位置的改变,对 2 种方法得到的背景图片进行比较,如图 2 和图 3 所示,图中,Grimson 方法简称 G。在 VS2008 平台下,每个像素使用 5 个高斯模型,初始化方差为 30。Grimson 方法的参数 $\alpha = 0.001$, $T = 0.7$ 。

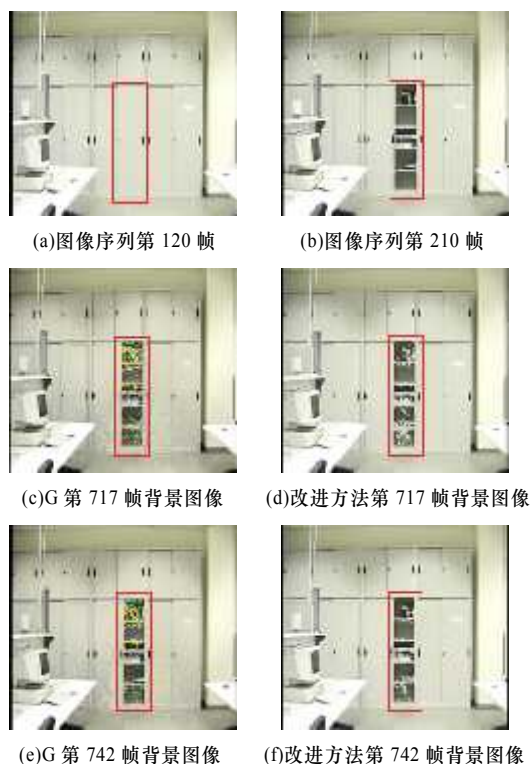


图2 室内柜门开启前后的背景图像

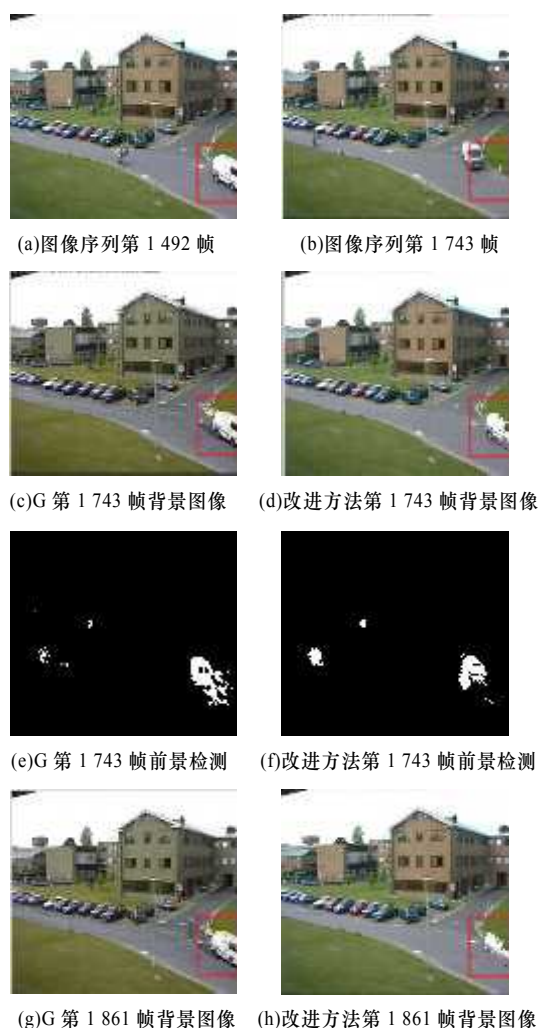


图3 室外背景图像与前景运动目标

从图 2 中可以看出: 图 2(a)为柜门没有开时的图像, 图 2(b)为柜门打开时的图像。对图 2(c)和图 2(d)、图 2(e)和图 2(f)进行比较, 发现图 2(d)和图 2(f)更加接近真实背景; 对图 2(c)和图 2(e)、图 2(d)和图 2(f)进行比较, 发现改进的方法背景更新更快。

从图 3 中可以看出: 图 3(a)为车子没有开时的图像, 图 3(b)为车子缓慢开走后的图像。对图 3(c)和图 3(d)、图 3(g)和图 3(h)进行比较, 发现图 3(c)和图 3(g)当背景一发生改变时, 背景模型就发生改变, 由于 Grimson 方法学习率没有利用前面的匹配信息, 车子缓慢后退时, 误把它当作是背景, 进行了更新, 因此在其后退路线上留下了部分白色, 可以看出 Grimson 方法建立的背景模型不够稳定; 对图 3(c)和图 3(g)、图 3(d)和图 3(h)进行比较, 发现改进方法的背景更新更快。图 3(f)比图 3(e)较好地处理车辆开走后留下的鬼影。

通过对图 2 和图 3 的比较, 可以得到改进方法建立的背景图像更加接近真实背景图像。当背景发生改变时, 改进方法比 Grimson 方法建立新的背景模型相对要快, 这是由于 Grimson 方法后期使用普通迭代方程, 收敛太慢, 导致均值估计值偏离真实均值相对较大, 不能适应场景变化。改进的方法为每个像素分配一个学习率, 充分利用了前面的匹配信息, 自适应地调整学习率, 所建立的背景模型也相对稳定。

5 结束语

本文分析了初始化背景时模型的构建和模型更新中学习率的调整, 提出了一种高斯混合模型下学习率自适应地更新方法。针对传统方法中学习率在后期更新时收敛太慢、均值估计值偏离真实均值相对较大, 且不能适应场景变化等缺点, 该方法为每个像素分配一个学习率, 通过统计初始化背景阶段和更新阶段每个像素被匹配的总次数, 在线更新学习率。从实验结果可以看出, 改进的方法在前景目标缓慢运动时, 能保证背景的稳定; 在背景发生改变时, 能较快地建立一个新的背景图像, 同时新建立的背景图像能较快地达到稳定。

参考文献

- [1] Grimson W, Stauffer C, Romano R. Using Adaptive Tracking to Classify and Monitor Activities in a Site[C]//Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 1998: 22-31.
- [2] Kaewtrakulpong P, Bowden R. An Improved Adaptive Background Mixture Model for Real-time Tracking with Shadow Detection[EB/OL]. [2010-06-10]. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.12.3705&rep=rep1&type=pdf>.
- [3] Power R W, Schoonees J A. Understanding Background Mixture Models for Foregrounds Segmentation[C]//Proc. of Conference on Image and Vision Computing. Auckland, New Zealand: [s. n.], 2002: 267-271.
- [4] 马义德, 朱望飞, 安世霞, 等. 改进的基于高斯混合模型的运动目标检测方法[J]. 计算机应用, 2007, 27(10): 2544-2546.
- [5] 黄鑫娟, 周洁敏, 刘伯扬. 自适应混合背景模型的运动目标检测方法[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 71-74.
- [6] 杨 涛, 李 静, 潘 泉, 等. 一种基于多层背景模型的前景检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(7): 1303-1308.
- [7] 林坤杰, 万晓冬. 基于边缘信息与光照方向的阴影检测算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(20): 192-193.

编辑 任吉慧