

doi: 10.7690/bgzdh.2015.04.010

基于混合高斯模型和三帧差法的背景建模

李亚南, 周 勇, 田瑞娟

(中国兵器工业第五八研究所军品部, 四川 绵阳 621000)

摘要: 针对混合高斯模型存在的不足, 提出一种改进的基于混合高斯模型的背景建模方法。为每一个背景像素建立多维混合高斯模型, 融入三帧差分法实时判定背景区域和运动区域, 为背景显露区中的像素点选择较大的更新频率, 并通过实验进行验证分析。实验结果表明: 该方法相比高斯背景建模具有更好的环境适应性和鲁棒性, 能消除背景中的“鬼影”, 适用于实时的目标检测和跟踪。

关键词: 混合高斯模型; 帧差; 背景建模

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

Background Modeling Based on Gaussian Mixture Model and Three Frame Difference

Li Ya'nan, Zhou Yong, Tian Ruijuan

(Department of Military Products, No. 58 Research Institute of China Ordnance Industry, Mianyang 621000, China)

Abstract: Aiming at the shortage of Gaussian mixture model, an improved background modeling method based on Gaussian mixture model is put forwards. It constructed a mixture Gaussian model for each background pixel, the three-frame differencing is used to judge background area and movement area in real time. Choose larger upgrade frequency for pixel point in background display area. Then verify and analyze it by test. The test results show that, compared with Gaussian background model, the method has better environment adaptability and robustness, it can eliminate “shadow” in background and can be use for object detection and tracing in real time.

Keywords: mixture Gaussian model; frame difference; background modeling

0 引言

近年来, 智能安防系统被广泛应用于各个领域。运动目标检测技术是智能视频监控技术中的核心部分, 常用的运动目标检测方法有光流法、帧差法和背景差分法。3种目标检测方法各有优点和缺点, 国内外许多学者采用了背景差分和帧差法相结合的目标检测方法^[1], 取得了一些效果, 但是在检测长时间停滞的运动目标时, 背景模型无法有效建立。笔者针对传统的混合高斯模型中运动目标由运动变为静止和静止变为运动时, 目标被融入背景而存在的鬼影问题, 在背景的更新策略方面做了一些改进, 通过融入三帧差分法判定背景中的显漏区和覆盖区, 并赋予不同的更新速率, 使得混合高斯模型具有更好的鲁棒性和环境适应性。

1 混合高斯背景建模

1.1 混合高斯背景模型

定义 $K(3 \sim 5)$ 个高斯函数来表示每一个像素点的像素值, 这些函数一部分可以表示背景值的分布, 其余部分表示运动前景的分布。对于每一个采样点, 均服从混合高斯分布:

$$p(x_t) = \sum_{i=1}^k \omega_{i,t} \times \eta(x_t, \mu_{i,t}, \tau_{i,t}) \quad (1)$$

$$\eta(x_t, \mu_{i,t}, \tau_{i,t}) = \frac{1}{|\tau_{i,t}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{i,t})^T \tau_{i,t}^{-1} (x_t - \mu_{i,t})} \quad (2)$$

$$\tau_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 \mathbf{I} \quad (3)$$

式中: $\eta(x_t, \mu_{i,t}, \tau_{i,t})$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布, $\mu_{i,t}$ 、 $\tau_{i,t}$ 分别为其均值和协方差矩阵; $\sigma_{i,t}^2$ 、 \mathbf{I} 分别为方差和三维单位矩阵; $\omega_{i,t}$ 为 t 时刻第 i 个高斯分布的权重^[2]。

1.2 混合高斯背景建模的过程

1) 高斯分布模型匹配。

每个新像素值 X_t 同当前 K 个高斯模型按下式进行匹配, 可以找到和新像素值相匹配的分布模型, 即同该模型的均值偏差在 2.5σ 内。

$$|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1} \quad (4)$$

如果所匹配的模式符合背景要求, 则该像素属于背景, 否则属于前景。

2) 高斯模型的更新。

收稿日期: 2014-11-02; 修回日期: 2015-01-13

作者简介: 李亚南(1989—), 河南人, 男, 在读硕士, 从事光电跟踪, 智能监控研究。

各模式权值按如下公式更新，其中 α 是学习速率，对于匹配的模式 $M_{k,t}=1$ ，否则，然后各模式的权重进行归一化。

$$\omega_{k,t} = (1-\alpha) \cdot \omega_{k,t-1} + \alpha \cdot M_{k,t} \quad (5)$$

3) 生成高斯模型。

未匹配模式的均值 μ 与标准差 σ 不变，匹配模式的参数按照如下公式更新：

$$\rho = \alpha \cdot \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) \quad (6)$$

$$\mu_t = (1-\rho) \cdot \mu_{t-1} + \rho \cdot X_t \quad (7)$$

$$\sigma_t^2 = (1-\rho) \cdot \sigma_{t-1}^2 + \rho \cdot (X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t) \quad (8)$$

首先判断第一步有没有匹配，如果没有，则替换权值最小的模式，当前像素值取该模式的均值，标准差和权重分别为初始较大值和较小值。根据 ω/σ^2 从大到小排列，将权重大、标准差小的模式排列靠前。选取满足下式的 B 个模式作为背景， T 为背景像素所占的比例。

$$B = \arg \left(\min \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \right) \quad (9)$$

1.3 混合高斯背景模型存在的不足

通过分析混合高斯模型的原理可以发现，混合高斯模型的学习率由 α 决定。 α 越小，对环境的适应能力就越低，需要适应环境的时间越长；相反 α 越大，对环境的适应能力越强，但是引入噪声越大，背景模型受滞留目标的影响也就越大。针对混合高斯模型存在的不足，尝试引入三帧差分法，对不同的区域采取不同的更新策略^[3]。

2 高斯模型和帧差相融合的混合背景建模

2.1 三帧差法的概念和阈值的选择

三帧差分法是通过提取相邻 3 帧图像，然后每两帧进行互相差分，通过二值化得到 d_{1k} 和 d_{2k} ，最后通过将 d_{1k} 和 d_{2k} 进行与运算得到 d_k ， d_k 即图像中发生变化的区域。 d_k 中像素值为 255 的是前景点，其余的是背景点。具体公式^[4]如下：

$$d_{1k} = \begin{cases} 1, |f_k - f_{k-1}| > T \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad d_{2k} = \begin{cases} 1, |f_k - f_{k-1}| > T \\ 0, \text{其他} \end{cases}$$

$$d_k = d_{1k} \cap d_{2k} \quad (10)$$

差分图像近似满足高斯分布，所以阈值 T 的选择可以依据 3α 准则^[5]，即 $T=3\alpha+\mu$ 。 α 和 μ 分别为差分图像分布的均值和方差。

2.2 三帧差和高斯背景模型相融合的背景建模

三帧差分法通过提取三帧图像，将互相差分后得到的图像进行与运算，能够检测出相邻三帧间发生相对运动的区域 ψ_c ，包括之前帧被覆盖的背景区域 ψ_{ub} 和当前帧覆盖的背景区域 ψ_m ^[6]。对于被确定为运动区域的像素点和它的前 B 个高斯分布进行匹配，其中高斯分布按照 $\omega_{i,t,k}/\sigma_{i,t,k}$ 的大小从大到小排列，匹配公式为 $|X_t - \mu_{i,t-1}| \leq 2.5\sigma_{i,t-1}$ 。如果 $x_{i,t}$ 和它的模型存在匹配，则认为该变化点是噪声引起的虚假运动，为背景点。如果和所有的高斯模型都不能匹配，则可以确定这个点是由目标运动引起的真实运动，为前景点。

2.3 背景建模更新频率的选择

设定 ψ_{bg} 和 ψ_{ub} 的背景更新频率分别为 θ_{bg} 、 θ_{ub} ，取 $\theta_{ub} > \theta_{bg}$ 。这样 θ_{bg} 的权值较大，方差 σ^2 变小，其优先级 ζ 迅速变大，随着权值 ω 的减小，而其余的高斯分布优先级 ζ 将较小。这种方法对背景的影响增大，能够快速恢复显露的背景区，有效地解决运动目标静止之后被融入背景的问题。

2.4 算法流程图

通过帧差分法确定是否有变化的运动区域，当判定无运动目标时，当前帧初始化为背景模型，建立混合高斯模型，并进行实时的更新；当判定有运动目标时，将运动区域区分为 ψ_{ub} 和 ψ_m ，再利用混合高斯模型进行匹配，确定当前像素点是否为背景点。

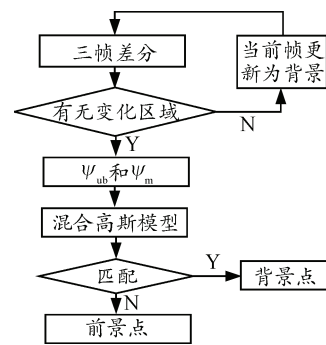


图 1 算法流程图

3 试验结果及分析

依照文中算法的改进，对普通摄像机拍摄的 720×576 的图像序列进行了处理。取 $\theta_{ub}=0.1$ ， $\theta_{bg}=0.001$ ，在 DELL (E3-1220 V2 3.10 GHz CPU, 4 GB) 上达到了 20 f/s 的处理速度，实验结果如图 2 所示。

图 2(a)、(b)、(c)分别为图像序列中第 35 帧、132 帧、241 帧，目标在行走过程中作 5 s 左右的停留后继续行走，(d)、(e)、(f)分别对应(a)、(b)、(c)通过高斯背景建模得到的背景图像。可以看到：目标由运动变为静止和静止变为运动时，人就会融入

背景，被更新为背景图像，出现“鬼影”现象。(g)、(h)、(i)分别对应(a)、(b)、(c)通过混合高斯模型和帧差法相结合的背景建模得到的背景图像，可以看到目标由运动变为静止和静止变为运动时，没有完全被融入背景，有效地解决了“鬼影”问题。

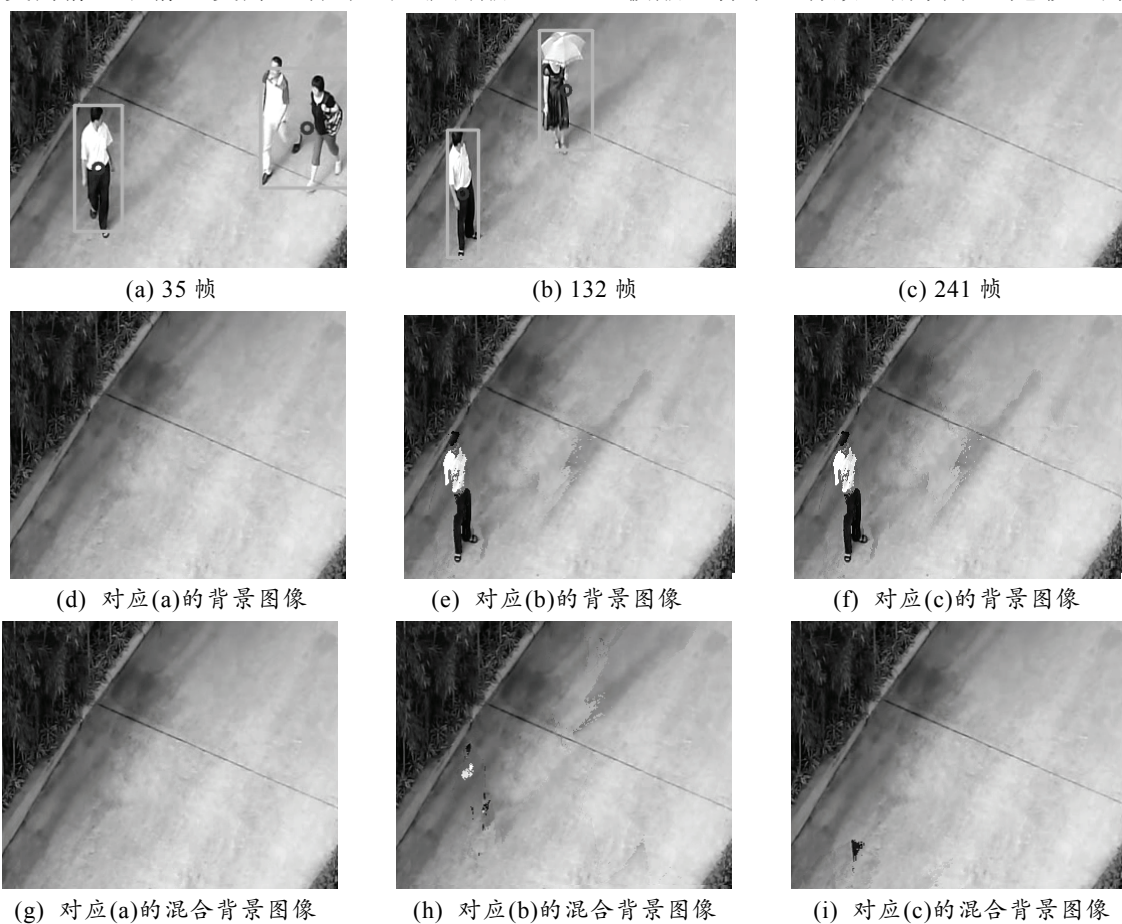


图 2 实验结果

4 结束语

针对混合高斯模型存在的不足，笔者提出了一种改进的背景建模算法。通过算法验证可以发现：该方法相比高斯背景建模，具有更好的鲁棒性以及环境适应性，能够有效地解决视频序列中运动目标由运动变为静止或者由静止变为运动时时，目标被更新为背景而出现“鬼影”问题，适用于实时的目标检测和跟踪。希望在后续的研究中，针对运动目标静止时间更长的环境，提出新的解决思路。

参考文献：

[1] 刘静, 王玲. 混合高斯模型背景法的一种改进算法[J].

计算机工程与应用, 2010, 46(13): 168-170.

[2] 陈振华, 周锐锐, 李光伟. 一种改进的高斯混合背景模型算法及仿真[J]. 计算机仿真, 2007, 24(11): 190-193.

[3] 王栋, 尚堃. 基于改进蚁群算法的红外图像边缘检测方法[J]. 四川兵工学报, 2014(7): 87-90.

[4] Senst T, Evangelio R H, Sikora T. Detecting people carrying objects based on an optical flow motion model[C]. Washington. DC: IEEE Computer Society, 2011: 301-306.

[5] 宋雪桦, 陈瑜, 耿剑锋, 等. 基于改进的混合高斯背景模型的运动目标检测[J]. 计算机工程与设计, 2010, 31(21): 168-170.

[6] 高美凤, 刘娣. 分块帧差和背景差相融合的运动目标检测[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(1): 299-302.