

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)06-0983-06

论文索引信息: 白向峰, 李艾华, 李喜来, 李仁兵. 新型背景混合高斯模型 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(6): 983-988

新型背景混合高斯模型

白向峰, 李艾华, 李喜来, 李仁兵

(西安高技术研究所 502 教研室, 西安 710025)

摘要: 针对背景减法中经典混合高斯模型计算量过大的问题, 提出一种新的背景混合高斯模型。该方法利用偏差均值作为判断模型是否与当前像素值匹配的阈值参数, 有效减少了经典模型中由于开平方及指数运算带来的庞大计算量; 同时引入持续平稳时间的概念, 采用非线性权值更新方法, 能够使较长时间停留在场景中的物体迅速成为背景。实验结果表明, 该方法显著提高了背景模型的计算效率。

关键词: 目标检测; 背景模型; 混合高斯模型; 权值更新

A novel background Gaussian mixture model

Bai Xiangfeng, Li Aihua, Li Xilai, Li Renbing

(502 Faculty, Xi'an Institute of High Technology, Xi'an 710025 China)

Abstract: A deficit of classic Gaussian mixture model in background subtraction is the high computation cost. To solve this problem, a novel algorithm is proposed in this paper. A threshold parameter corresponding to the mean of deviation is utilized to judge whether a model matches the current pixel intensity. The new algorithm efficiently reduces the calculation burden of the operation of square and exponent with classical model; meanwhile, a non-linear weight updating approach is adopted, with the notion of sustain stationary time introduced in, and hence the quick converting of a relative long still object in scene into the background is achievable. Experimental results show that the new algorithm has significantly improved the calculation efficiency of background model.

Keywords: object detection; background model; Gaussian mixture model; weight updating

0 引言

对于在摄像机静止条件下的运动目标检测与分割, 运用背景减法往往能获得比帧间差分法更为精确的运动目标区域^[1]。由于背景的复杂性, 如何准确地建立贴近真实场景的背景模型就成为背景减法算法的关键。Wren 等人^[2]对每一个像素的颜色值建立一个 3 维的高斯模型。在文献[3-4]中也建立了类似模型, 并通过卡尔曼滤波器对其进行更新。然而, 单一的背景模型只适用于光照稳定的静态或准静态场景。对于较为复杂的场景, 如往复运动的

物体、摇晃的树枝、水面闪烁的波纹等, 采用单一背景模型往往得不到很好的效果。为了适应室外的复杂场景, Friedman 和 Russell^[5], 以及 Stauffer 和 Grimson^[6]都提出了混合高斯背景模型; Elgammal 等人^[7]提出了无参数模型, 并采用了核密度估计的方法。此外, Ren 等人^[8]针对非平稳场景提出了一种高斯的空间分布模型, 此后非平稳背景的概念^[9-12]越来越多地被提及。但这种更完整的空间和时间模型需要更多的内存, 也会耗费更多的计算资源, 所以在实时性要求较高的应用环境中通常会避免使用这些过于复杂的模型。

目前, 背景减法中采用最多的依然是混合高

收稿日期: 2010-04-26; 修回日期: 2010-06-24

第一作者简介: 白向峰(1981—), 男, 西安高技术研究所机械电子工程专业在读博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。E-mail: bxf2024@163.com。

斯背景模型,它已成为背景减除法中的一种标准模型,同时也是很多其他算法的基础。然而,混合高斯背景模型所消耗的庞大计算量在很大程度上限制了这种模型的应用,尤其是在实时性很强的系统中的应用。本文就该模型的原理进行阐述,分析了其庞大计算量的根源所在,并提出一种基于偏差均值和非线性权值更新的新型混合高斯模型,有效减少了模型的计算量。

1 经典混合高斯模型及其不足

经典混合高斯模型^[5-6]为每一个像素建立了 K (一般为 3~5) 个高斯分布模型。如果某一像素点的近期采样值为 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$, 则观察到当前像素值 X_t 的概率为

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K w_i \cdot \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{P}_i|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \boldsymbol{\mu}_i)^T \mathbf{P}_i^{-1} (X_t - \boldsymbol{\mu}_i)} \quad (1)$$

式中, w_i 为第 i 个模型的权值, $\boldsymbol{\mu}_i$ 为第 i 个模型的均值, n 为颜色通道数, \mathbf{P}_i 为第 i 个模型颜色值的协方差矩阵。模型中假设了 RGB 颜色空间的 3 个颜色通道相互独立并具有相同的方差

$$\mathbf{P}_i = \sigma_k^2 \mathbf{I} \quad (2)$$

如果当前像素值在某一高斯分布的 2.5 倍标准差之内, 即 $|X_t^c - \boldsymbol{\mu}_{i,t-1}^c| < 2.5\sigma$ (c 为 R、G、B 通道), 就认为该像素值与第 i 个高斯模型相匹配。对于与当前像素相匹配的模型, 其参数将做如下更新

$$w_i = (1 - \alpha) w_{i-1} + \alpha \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\mu}_i = (1 - \rho) \boldsymbol{\mu}_{i-1} + \rho X_t \quad (4)$$

$$\sigma_i^2 = (1 - \rho) \sigma_{i-1}^2 + \rho (X_t - \boldsymbol{\mu}_i)^T (X_t - \boldsymbol{\mu}_i) \quad (5)$$

式中, α 为学习速率,

$$\rho = \alpha \cdot \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\mathbf{P}_i|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \boldsymbol{\mu}_i)^T \mathbf{P}_i^{-1} (X_t - \boldsymbol{\mu}_i)} \quad (6)$$

对于未匹配的模型, 其均值和方差不做改变, 权值做如下更新

$$w_i = (1 - \alpha) w_{i-1} \quad (7)$$

权值更新完毕后一般还要进行权值的归一化。如果当前像素值未与现有任何一个模型相匹配, 则创建一个新的模型; 如果模型数已达到最大, 则用新的模型取代现有模型中具有最小 w/σ 值的模型。作为背景的前 B 个模型通过下式确定

$$B = \operatorname{argmin}_b \left(\sum_{k=1}^b w_k > T \right) \quad (8)$$

式中, $\operatorname{argmin}_b(\cdot)$ 表示满足括号内不等式条件下 b 的最小取值。可以看出, 经典的混合高斯模型在每一帧都要针对每一个像素计算一次 ρ 和标准差 σ , 其中涉及平方、开方及指数运算, 这样就大大增加了计算量, 导致采用混合高斯模型的背景减除方法很难达到实时性的要求。本文将采用另外一种方法巧妙回避这些复杂的运算, 从而使计算量得到大幅缩减。

2 基于偏差均值的模型匹配判断

更新方差(或标准差)的过程会导致计算量的大幅提升, 但在判断模型匹配时, 采用标准差的方法进行判断是比较合理的方法。为了避免计算方差, 本文考虑采用与方差(或标准差)成线性关系的某些参数来实现模型匹配的判断。假设 X 服从正态分布 $N(\boldsymbol{\mu}, \sigma^2)$, 创建一个新的随机变量 $Y = X - \boldsymbol{\mu}$, 则 Y 服从正态分布 $N(0, \sigma^2)$, 其概率分布密度为

$$f(Y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{Y^2}{2\sigma^2}} \quad Y \in (-\infty, +\infty) \quad (9)$$

这里称 $|Y|$ 为偏差。注意到变量 Y 对称地分布在直线 $X=0$ 的两侧, 因此可以计算出偏差的均值

$$\begin{aligned} \bar{d} = |Y| &= \int_{-\infty}^{+\infty} |Y| \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{Y^2}{2\sigma^2}} dY = \\ &= \int_0^{+\infty} Y \frac{2}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{Y^2}{2\sigma^2}} dY = \\ &= -\frac{2\sigma}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{Y^2}{2\sigma^2}} \Big|_0^{+\infty} = \frac{2\sigma}{\sqrt{2\pi}} \quad (10) \end{aligned}$$

可以发现 \bar{d} 与 σ 成简单的线性关系。进一步, 考虑是否可以用 \bar{d} 的相关函数作为比较的阈值来代替 σ 来实现匹配判断。为了使算法更为简约, 通常希望这个相关函数是简单的线性函数, 所以令 $Z = \lambda \cdot \bar{d} = 2\lambda\sigma / \sqrt{2\pi}$ 。若使得 Y 在置信区间 $(-Z, Z)$ 的置信水平为 $1 - \beta$, 则

$$P_Y = \int_{-Z}^Z \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \cdot e^{-\frac{Y^2}{2\sigma^2}} dY = 1 - \beta/2 \quad (11)$$

通过化简, 可以得到

$$\int_0^{\frac{2\lambda\sigma}{\sqrt{2\pi}}} \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cdot e^{-\left(\frac{Y}{\sqrt{\pi}\sigma}\right)^2} d\frac{Y}{\sqrt{\pi}\sigma} = (1 - \beta)/2 \quad (12)$$

令 $\omega = \frac{Y}{\sqrt{\pi}\sigma}$, 则 ω 的积分范围为 $\left(0, \frac{\lambda}{\sqrt{\pi}}\right)$, 上式变为

$$\int_0^{\frac{\lambda}{\sqrt{\pi}}} \frac{1}{\sqrt{\pi}} \cdot e^{-\omega^2} d\omega = (1 - \beta)/2 \quad (13)$$

可以看出, λ 的值与 σ 无关。因此, 可以用 λ 倍的 \bar{d} 来代替匹配比较时的阈值, 即当 3 个颜色通道都满足 $|X_{k,t}^c - \mu_{k,t-1}^c| < \lambda d_{k,t-1}^c$ 时, 就可以认为当前像素值与第 k 个模型匹配, 其中 λ 是与 σ 无关的常数, c 为颜色通道, 且 $c \in \{R, G, B\}$ 。一旦置信水平 $1 - \beta$ 确定, 就可依据式(13)确定 λ 的值。如当 $1 - \beta = 0.95$ 时, $\lambda = 2.4564$ 。但由于采样相当频繁, 以 0.95 的置信水平, 平均 100 帧内就有 5 帧被误判, 所以置信水平不能过低, 一般在 0.99 以上才会达到较好的效果。根据大量实验, 一般 λ 的取值在 3 ~ 4 之间比较合适。

在实际计算过程中, 算法用 X_t^c 的当前均值 μ_t^c 来近似代替 X_t^c 的期望值 μ 。由于不计算方差和标准差, 很难求出当前像素值出现在模型中的概率, 所以对均值的每个颜色通道采用如下方法进行更新

$$\mu_{k,t}^c = \mu_{k,t-1}^c + \Delta\mu \cdot \text{sgn}(X_t^c - \mu_{k,t-1}^c) \quad (14)$$

式中, $\Delta\mu$ 为一较小的正值常数。这里采用的是固定速率的更新方法, 而不是根据 X_t^c 的条件概率来决定学习速率。事实证明, 这样做是恰当的。经典模型中在建立一个新的模型时, 一般是直接将当前像素值作为模型的均值, 而此时的像素值可能与理想均值有一定的偏差。在均值更新过程中, 以后的像素值都要不同程度地参照此时的均值。其更新过程可以写成

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \rho(X_t - \mu_{t-1}) \quad (15)$$

ρ 可由式(6)确定。可以看出, 距离均值较近的像素值条件概率较大, 相应的 ρ 也较大, 但由于差值(相对于均值)不大, 所以均值的变化也不是很大; 而距离均值较远的像素值虽然差值大, 但条件概率较小, 所以对均值变化贡献依然很小。换句话说, 模型的第 1 个采样值对于均值更新所具有的权重过大, 要使模型更新到理想的均值将是一个较为缓慢的过程, 这样的更新过程其实是不合适的。采用固定学习速率更新就可以避免初始阶段学习速率过慢的问题。当 $X_t^c < \mu_{t-1}^c$ 时, 偏差均值就减小 $\Delta\mu$, 使之朝着 X_t^c 的方向变化; 当 $X_t^c > \mu_{t-1}^c$ 时, 偏差均值就会增加 $\Delta\mu$, 同样也朝着 X_t^c 的方向变化。由于 X_t^c 关于 μ 成对称分布, 从统计意义上来说 X_t^c 落在 μ 两侧的频次应当是一样的, 所以当 μ_t^c 逼近理想均值时会达到一种动态平衡。同时注意到 μ_t^c 的数学期望(设 μ 为 X_t^c 的理想均值)

$$E(\mu_t^c) = E[\mu_{t-1}^c + \Delta\mu \cdot \text{sgn}(X_t^c - \mu_{t-1}^c)] = \mu + \Delta\mu \cdot 0 = \mu \quad (16)$$

所以一段时间之后 μ_t^c 将逐渐逼近理想的均值 μ 。

另外, 偏差均值的更新也采用类似的方法, 即

$$d_{k,t}^c = d_{k,t-1}^c + \Delta d \cdot \text{sgn}(|X_t^c - \mu_{k,t-1}^c| - d_{k,t-1}^c) \quad (17)$$

3 新型背景模型的权值更新方法

在一般的应用环境中, 当物体进入场景并保持静止状态一段时间后, 应当被认作为背景。经典高斯模型中的前景目标到背景的转换是通过不断更新权值和方差来实现的。权值更新过程可用下式表示

$$w_{k,t} = (1 - \alpha)w_{k,t-1} + \alpha M_{kt} \quad (18)$$

式中, α 不随时间变化, 当像素值与当前模型匹配时, M_{kt} 为 1, 否则为 0。由于权值的更新速度是恒定的, 因此背景与前景的过渡是缓慢的。如果前景目标成为背景后立即有新的目标到达该区域, 那么刚成为背景的像素模型所具有的权值就会降低, 又从背景变为前景目标。

为了使进入场景后保持静止状态超过一定时间的物体能快速地成为背景, 并具有较大的权值, 提出一种非线性的权值更新方法。文献[13]认为在图像序列中, 灰度值稳定状态时间最长的像素点是背景像素点。这里将像素值不间断地落入某个高斯模型的状态定义为稳定状态, 并称某一像素点的值不间断地落入某个模型的时长为该像素的持续平稳时间。对处于稳定状态的像素点, 在持续平稳时间到达设定时间之前时, 权值按照较低的学习速率更新; 在设定时间之后, 权值则按照极高的学习速率进行更新, 使像素点迅速成为背景。鉴于指数函数具有类似的性质, 将权值更新的过程用以下函数来表示

$$\alpha_t = \alpha_0(1 + e^{t-t_0}) \quad (19)$$

$$w_{k,t} = (1 - \alpha_t)w_{k,t-1} + \alpha_t M_{kt} \quad (20)$$

从图 1 可以看出, 在 t_0 时刻之前, 权值学习的速率一直维持在 $\alpha_0 - 2\alpha_0$ 之间。而在 t_0 时刻之后, 权值学习速率突然加快, 权值迅速上升。在 $t_0 + 3s$ 时, α_t 已是 21 倍的 α_0 。当然, 必须保证 $\alpha_t < 1$, 为此可以为 α_t 设定一上限 α_{\max} ($\alpha_{\max} < 1$)。

非线性权值更新过程对不同的场景目标具有不同的特点: 对于进入场景后静止的目标, 可以在设定时间 t_c (稍大于 t_0) 内将其转换为背景; 在场景中做周期运动的目标, 则要花费较长的时间(数倍于 t_c) 才能成为背景。基于持续平稳时间的非线性权值更新可以避免较长时间滞留在场景中但不静止的目标被误检为背景的情况。

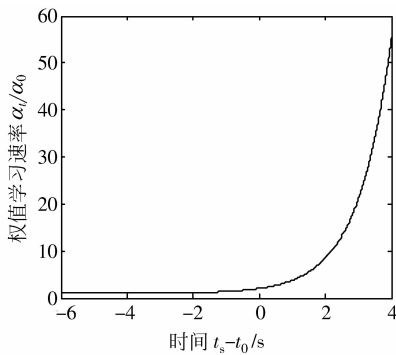


图 1 权值学习速率曲线

Fig. 1 Learning rate curve of weight

在具体实现过程中,通常并不直接计算 α_i 的值。为了提高程序运行的实时性,一般采用查表的方式,这样可以非常方便快捷地得到 α_i 的值。

4 新型背景混合高斯模型描述

新型背景混合高斯模型包括模型的初始化、模型匹配的判断以及模型的更新等,现将模型相关问题描述如下:

1) 模型参数

新型背景模型需要的参数为模型权值 w_k , 模型均值 μ_k , 模型偏差(均值) d_k 。较经典的高斯模型少了方差参数,而代之以模型偏差(均值) d_k 。

2) 模型初始化

当像素值不能与现有模型相匹配时,将创建一个新的模型或用一个新的模型取代旧模型。算法会为新模型赋予一较小的初始权值 w_{initial} 和较大的初始偏差 d_{initial} , 而将当前像素值作为模型的均值。具体为

$$w_{k,t} = w_{\text{initial}} \quad (21)$$

$$\mu_{k,t} = X_t \quad (22)$$

$$d_{k,t} = d_{\text{initial}} \quad (23)$$

3) 模型的匹配

如果当前像素值 X_t 的 3 个颜色通道均满足 $|X_{k,t}^c - \mu_{k,t-1}^c| < \lambda d_{k,t-1}^c$, 就认为 X_t 与第 k 个高斯模型匹配,其中 λ 为根据置信水平得出的常数。

4) 模型的更新

当模型与当前像素匹配时,权值采用式(19)(20)进行更新,均值和偏差则分别采用式(14)(17)进行更新。当模型未匹配时,其均值和偏差保持不变,而权值减小,其更新过程采用式(7)。

在模型初始化阶段,权值不进行归一化处理,因为每个模型的初始化权值都比较小,在未取得模型权值的大致分布状况的情形下对权值进行归一化会产生很大的误差。算法只需要通过数十帧数据即可获取模型权值的大致分布,此后权值将按下式进行归一化

$$\bar{w}_{k,t} = \frac{w_{k,t}}{\sum_{i=1}^N w_{i,t}} \quad (24)$$

式中, N 为当前像素点的模型数。

5) 背景的判断

作为背景的前 B 个模型通过式(8)确定。初始化阶段一般不进行背景的判断,必要时也可以通过下式粗略确定初始化阶段的背景模型

$$B = \arg \min_b \left(\frac{\sum_{k=1}^b w_k}{\sum_{k=1}^N w_k} > T \right) \quad (25)$$

式中, N 为当前像素点的模型数。

5 实验结果及分析

为了测试算法性能,本文分别选择了室内和室外两种不同的场景进行实验,并重点针对室外的复杂场景进行了多次实验。算法程序用 Visual C++ 6.0 编制,在 CPU 为 Pentium(R) D 3.2 GHz, 内存为 1 GB 的微机运行,操作系统为 Windows XP Professional SP3。

1) 室内外场景检测效果

由于室内背景相对比较稳定,除了灯光照射条件剧烈变化外,像素值一般不会发生很大的波动,所以室内背景的获取相对容易。图 2 显示了利用本文算法对室内场景进行目标检测的效果图,左侧图为获取的原图像,右侧图白色部分为利用本文算法检测到的目标像素,黑色部分为检测到的背景像素(图 3、4 的表示方法与之相同)。从实验结果来看,新型的高斯背景模型也能较好地前景与背景区分开来。

在室外选择了一个微风、光照适中的场景进行监控。图 3 显示的是在没有出现目标的情况下背景图像的变化过程。可以看出,在初始化完成后的第 1 帧,摇晃的树枝被检测为前景目标。随着时间的推移,算法渐渐适应了场景的规律性变化,到第 101 帧和 153 帧时,已有相当一部分像素被检测为背景了;在第 227 帧图像中,绝大部分的像素都已被检测为背景。

从图 4 可以看出本文的算法也可以较好地检测

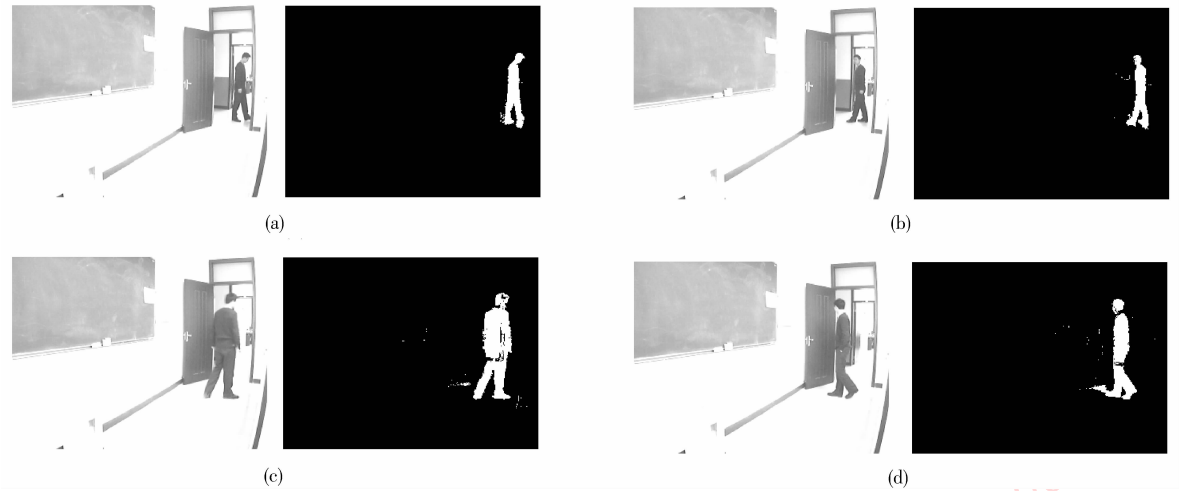


图 2 室内场景的目标检测
Fig. 2 Object detection of indoor scene

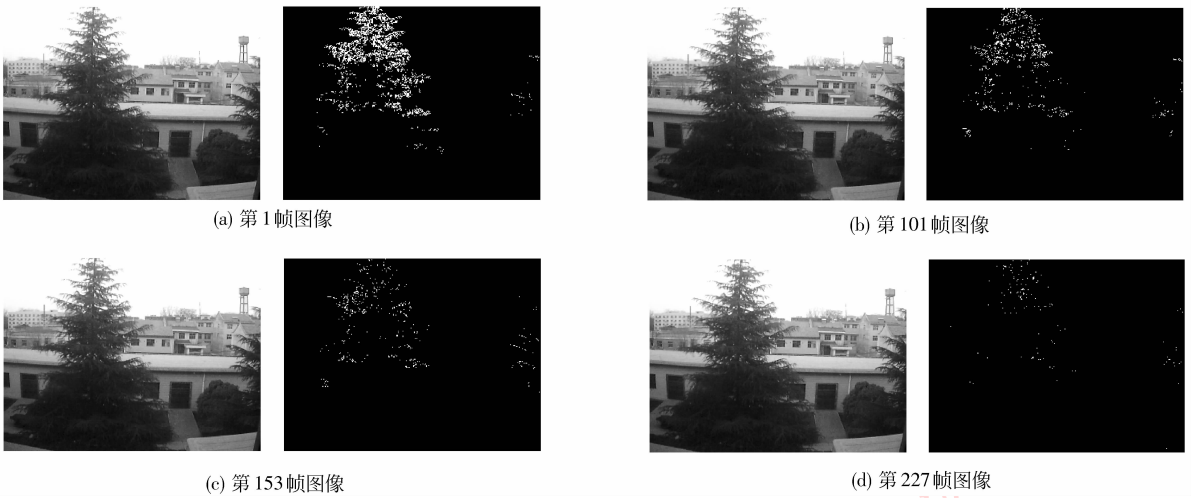


图 3 背景的变化
Fig. 3 Variation of background

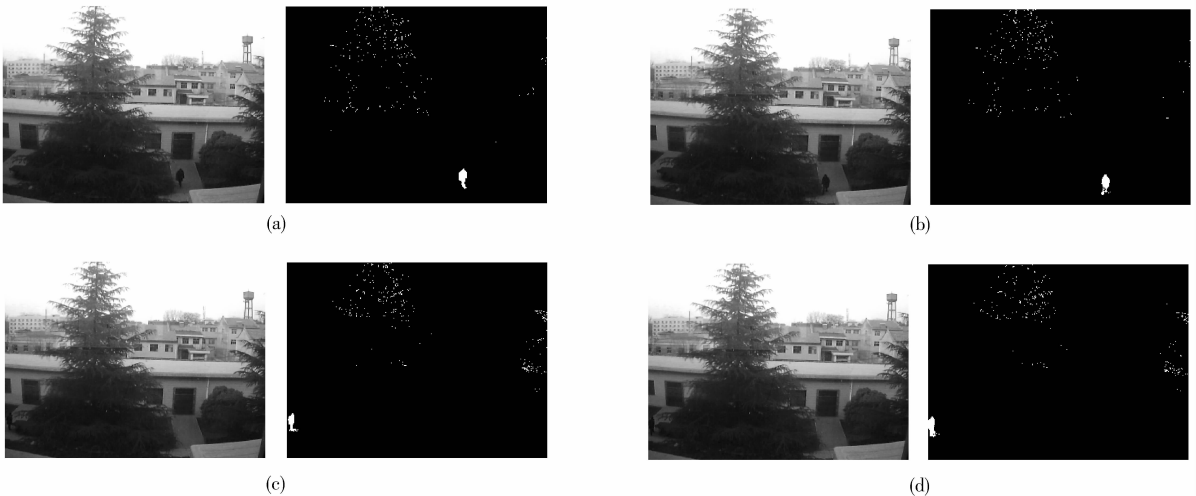


图 4 室外场景的目标检测
Fig. 4 Object detection of outdoor scene

出室外的运动目标。对少量由于树枝摇晃被误检为前景的零散点,可以通过数学形态学的方法进行消除。同时,该算法对光照变化的适应能力也很强。

2) 性能对比分析

图 5 显示了系统在监视某室外场景时经典混合高斯模型与新型混合高斯模型的运行时间比较。在第 3 s 时有目标出现,程序为目标所在像素点建立了新的高斯模型,每帧执行时间增加。在第 18 s 时(对应第 2 个峰值)又出现了新的目标,而此时模型数已达到最大,所以在进行了短暂的模型调整后,每帧执行时间又恢复到平均水平。通过实验发现,在对每个像素建立 4 个高斯模型时,经典混合高斯背景模型每帧处理时间平均为 0.105 6 s,而新型混合高斯背景模型每帧处理时间平均仅为 0.071 1 s 秒,减少了 32.67% 的运行时间,显著提高了计算效率。

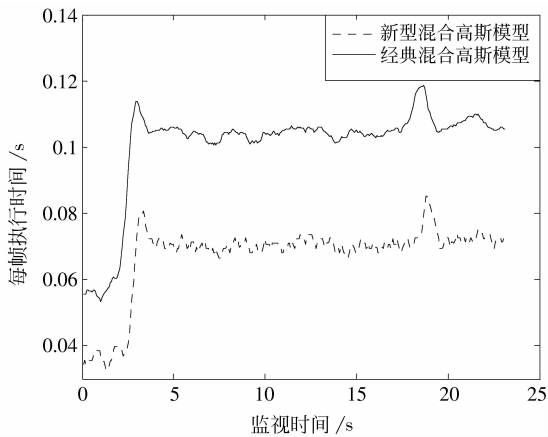


图 5 两种模型的性能比较

Fig.5 The comparison between two models

6 结 论

针对经典背景高斯混合模型中存在的计算量过大问题,提出一种基于偏差、均值和非线性权值更新的新型高斯混合模型。实验结果表明,提出的新模型显著提高了背景模型的计算效率和目标检测的速度,同时也证明了提出的参数更新方法可以很好地对背景模型进行更新。对由于阴影和背景规律性变化而被误检为前景的零散像素点,算法通过数学形态学等方法进行了消除,获得了较为理想的目标检测效果。然而,本文算法的前提是各像素点之间相互独立,如果不满足这样的条件,就不能得到非常精确的检测结果。我们将针对不满足像素点相互独立假设的背景模型问题做进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Jain R, Nagel H. On the analysis of accumulative difference pictures from image sequences of real world scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1979, PAMI-1(2): 206-214.
- [2] Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: real-time tracking of the human body[J]. IEEE Transactions on PAMI, 1997, 19(7): 780-785.
- [3] Grimson W E L, Stauffer C, Romano R, et al. Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site[C] // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 1998: 22-29.
- [4] Koller D, Weber J, Huang T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time[C] // International Conference of Pattern Recognition. Jerusalem, Israel: IEEE Computer Society, 1994: 126-131.
- [5] Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach[C] // Proceedings of the Thirteenth Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1997: 175-181.
- [6] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Cambridge, MA: IEEE Computer Society, 1999: 1063-1069.
- [7] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non-parametric model for background subtraction[C] // Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision. Dublin Ireland: Springer, 2000: 751-767.
- [8] Ren Y, Chua C S, Ho Y K. Motion detection with non-stationary background[J]. Machine Vision and Application, 2003, 13(5-6): 332-343.
- [9] Pless R, Larson J, Siebers S, et al. Evaluation of local models of dynamic backgrounds[C] // IEEE Proceedings on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, WI: IEEE Computer Society, 2003: 73-78.
- [10] Mittal A, Paragios N. Motion-based background subtraction using adaptive kernel density estimation[C] // IEEE Proceedings on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2004: 302-309.
- [11] Sheikh Y, Shah M. Bayesian modeling of dynamic scenes for object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(11): 1778-1792.
- [12] Chen Zezhi, Pears N, Freeman M, et al. Background subtraction in video using recursive mixture models, spatio-temporal filtering and shadow removal[C] // International Symposium on Visual Computing (ISVC). Berlin: Springer, 2009: 1141-1150.
- [13] Long W, Yang Y. Stationary background generation: an alternative to the difference of two images[J]. Pattern Recognition, 1990, 23(12): 1351-1359.