

基于记忆的混合高斯背景建模

齐玉娟¹ 王延江¹ 李永平¹

摘要 混合高斯模型 (Gaussian mixture model, GMM) 可对存在渐变及重复性运动的场景进行建模, 被认为是最好的背景模型之一. 然而, 它不能解决场景中存在的突变, 如门的打开/关闭等. 为解决此类问题, 受人类认知环境方式的启发, 本文将人类记忆机制引入到背景建模, 提出一种基于记忆的混合高斯模型 (Memory-based GMM, MGMM). 每个像素都要经过瞬时记忆、短时记忆和长时记忆三个空间的传输和处理. 本文提出的基于记忆的背景模型能够记住曾经出现的背景, 从而能更快地适应场景的变化.

关键词 背景建模, 混合高斯模型, 记忆, 基于记忆的混合高斯模型, 运动目标分割, 背景减除

DOI 10.3724/SP.J.1004.2010.01520

Memory-based Gaussian Mixture Background Modeling

QI Yu-Juan¹ WANG Yan-Jiang¹ LI Yong-Ping¹

Abstract Gaussian mixture model (GMM) is one of the best models for modeling a background scene with gradual changes and repetitive motions. However, it fails when the scene changes suddenly, e.g., a door is opened or closed. To handle such problems, we propose a memory-based Gaussian mixture model (MGMM) inspired by the way human perceives the environment. The human memory mechanism is introduced to model the background. Each pixel of every frame is processed and transferred through three spaces: ultra-short time memory space, short time memory space, and long time memory space. The proposed memory-based model can remember what the scene has ever been, which helps the model adapt to the variation of the scene more quickly.

Key words Background modeling, Gaussian mixture model (GMM), memory, memory-based Gaussian mixture model (MGMM), moving object segmentation, background subtraction

图像序列运动目标检测对智能视频监控、行为分析等后续处理非常重要, 检测的结果直接影响后期处理的效果. 在众多目标检测方法中, 背景减除法是目前最常用的一种方法^[1-2].

背景减除法通过计算当前帧与背景模型的差来实现运动目标的检测, 因此背景建模是背景减除法的关键. 目前已有的背景建模方法能适应场景中光照及背景的缓慢变化. 其中, 由 Stauffer 等^[3-4]和 Friedman 等^[5]分别同时提出的混合高斯模型 (Gaussian mixture model, GMM) 可对存在周期性运动 (如树叶的晃动、旗帜的飘动、显示器的闪烁等) 的场景进行建模, 是应用最广泛的背景模型之一.

混合高斯模型将每个像素点的时变取值建模为 K 个独立的混合高斯分布. 若 X_i 表示某个像素点在时刻 i 的观测值, 一般为 (R, G, B) 颜色分量, $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$ 表示该点从开始观测到时刻 t 的时变取值, 则时刻 t 观测值为 X_t 的概率可用 K 个高斯

分布建模:

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

其中, K 是高斯分布的数量 (一般取 3 或 5), $\omega_{k,t}$ 是时刻 t 第 k 个高斯分布的权重, $\eta(X_t, \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t})$ 是高斯概率密度函数:

$$\eta(X_t, \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{D/2} |\Sigma_{k,t}|^{1/2}} \times e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_{k,t})^T \Sigma_{k,t}^{-1} (X_t - \mu_{k,t})} \quad (2)$$

其中, D 表示 X_t 的维数, $\mu_{k,t}$ 和 $\Sigma_{k,t}$ 分别表示时刻 t 第 k 个高斯分布的均值和协方差. 为了简化计算, 通常假设各颜色通道独立且具有相同的方差, 即

$$\Sigma_{k,t} = \sigma^2 \cdot I \quad (3)$$

其中, σ 为标准差, I 为单位阵.

所有 K 个高斯分布首先按照 ω_k/σ_k 由大到小排序, 然后从首端选取 B 个高斯分布作为背景模型:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_{k,t} > T \right) \quad (4)$$

其中, T 为权重阈值.

收稿日期 2009-12-18 录用日期 2010-06-12
Manuscript received December 18, 2009; accepted June 12, 2010

国家自然科学基金 (60873163) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (60873163)

1. 中国石油大学 (华东) 信息与控制工程学院 东营 257061
1. College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum, Dongying 257061

给定一帧新的图像, 将每一个新采样值 X_{t+1} 依次与 K 个高斯分布进行比较, 如果 $|(X_{t+1} - \mu_{k,t})| \leq 2.5\sigma_{k,t}$, 就判定该样本属于该高斯分布, 或称与该高斯分布相匹配. 采用在线 K-均值近似算法更新第一个匹配高斯分布的所有参数, 而对于其他 $K-1$ 个高斯分布, 仅更新它们的权重, 均值和方差保持不变:

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

$$\mu_{k,t+1} = (1 - \rho) \cdot \mu_{k,t} + \rho \cdot X_{t+1} \quad (6)$$

$$\sigma_{k,t+1}^2 = (1 - \rho) \cdot \sigma_{k,t}^2 + \rho \cdot (X_{t+1} - \mu_{k,t+1})^T \cdot (X_{t+1} - \mu_{k,t+1}) \quad (7)$$

$$M_{k,t+1} = \begin{cases} 1, & \text{第一个匹配的高斯分布} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

$$\rho = \alpha \cdot \eta(X_{t+1} | \mu_{k,t}, \sigma_{k,t}) \quad (9)$$

其中, α 为更新速率. 如果不存在匹配分布, 就用一个新的均值为 X_{t+1} 、高方差和低权重的高斯分布取代尾端的高斯分布, 即第 K 个高斯分布.

混合高斯背景模型能够适应场景的缓慢变化, 并能够描述场景中的周期性运动, 被认为是最好的背景模型之一^[6]. 然而, 它无法解决场景中存在的问题. 为了解决这些问题, 近年来研究者对其做了各种改进. 如, Javed 等^[7] 通过对每一帧图像进行像素级、区域级和帧级处理, 并结合颜色和梯度信息解决光照突变及场景中运动目标时背景模型的初始化问题. Sun 等^[8] 提出了层次式混合高斯背景模型解决光照突变问题. Zivkovic 等^[9-10] 提出了一种自适应混合高斯建模算法, 有效减少了程序运行时间, 并且分割效果也有所改善. Zhang 等^[11] 提出了一种高斯运动模型以解决树枝晃动、摄像机颤动、雨雾等动态场景中运动车辆的分割问题. Lee 提出了一种提高混合高斯模型收敛率而没有降低模型的稳定性的有效机制^[12-13]. Baf 等^[14] 提出了一种 Type-2 模糊混合高斯建模方法, 用以解决相机振动、光照变化、树枝晃动和水面波动等问题. Singh 等^[15] 提出将在线 K-均值近似算法与期望最大化 (Expectation maximization, EM) 算法相结合更新混合高斯模型参数的方法, 该方法在前景和背景对比度低的场景中取得了良好的分割效果. 王永忠等^[16] 提出了一种自适应的时空背景模型, 改进了传统混合高斯背景模型对非平稳场景的稳健性. 杨涛等^[17] 为了检测出前景中的静止运动目标及消除“鬼影 (Ghost)”, 提出一种基于多层背景模型 (Multiple layer background model, MLBM) 的前景检测算法, 该算法将背景分为参考背景和动

态背景两层, 分别采用单高斯和混合高斯模型进行建模.

此外, Elgammal 等^[18] 利用核密度估计提出了一种非参数背景建模方法, 该方法不用对背景的概率模型做任何假设, 直接利用先前获得的像素值估计当前像素为背景的概率. 该方法能够解决混合背景中树枝或灌木的晃动等问题. 此后的研究者又对非参数背景建模方法做了各种改进^[10, 19-21].

上述多数方法主要针对存在光照突变或全局变化场景而提出, 不适合对局部突变场景建模, 如室内场景中门的打开/关闭等. 为解决此类问题, 本文将人类记忆机制引入背景建模, 提出了一种基于记忆的混合高斯模型 (Memory-based GMM, MGMM). 在建模过程中每一个像素都要经过瞬时记忆、短时记忆和长时记忆三个空间的传输和存储. 经过学习, 基于记忆的混合高斯模型能记住出现过的背景; 当遇到相似的背景时, 能及时提取并激活记忆的背景, 从而能快速地适应场景的变化.

本文剩余部分安排如下: 第 1 节介绍人类的记忆机制; 第 2 节详细描述提出的基于记忆的混合高斯背景建模算法; 第 3 节给出基于记忆的混合高斯模型和传统的混合高斯模型及文献 [17] 的 MLBM 方法的对比实验结果; 最后是总结.

1 人类记忆模型

众所周知, 不管场景怎么变化, 人类都能很容易区分目标和背景. 根据认知心理学, 人类之所以能够做到这一点, 与人类拥有一套功能完善和强大的记忆系统密切相关. 人所看到的和所经历的都要经过记忆系统的处理. 当认知新的事物时, 与该事物相关的记忆信息就会被提取出来, 从而加快认知的过程. 根据认知心理学, 人类的记忆可分为三个阶段, 其模型如图 1 所示^[22-24].

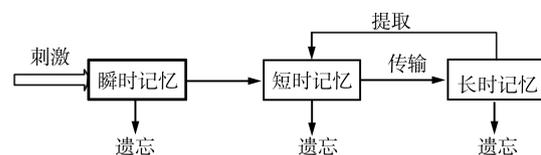


图 1 三阶段记忆模型

Fig. 1 The three-stage memory model

从图 1 可以看出, 记忆可以分为瞬时记忆、短时记忆和长时记忆三个阶段. 每个阶段包括编码、存储和提取三个过程. 不经常提取或不经常使用的信息就会从记忆中遗失, 即遗忘^[25].

三阶段记忆过程描述如下:

- 1) 瞬时记忆用于存储基本的感知信息.
- 2) 短时记忆 (也称为工作记忆) 用来做出决策.

存储在短时记忆中的信息包括由瞬时记忆而得到的新的信息、已存储在短时记忆且被处理过的信息和从长时记忆中提取的信息. 短时记忆可以看作是一个信息储存和处理的复杂系统.

3) 长时记忆是一个庞大而复杂的信息库, 存储的信息能够使主体回忆各种已发生的事物、认知各种模型进而解决各种问题.

2 基于记忆的混合高斯模型 (MGMM)

2.1 基于记忆的混合高斯背景建模

为了模拟人类记忆机制, 首先将存储高斯分布的空间 Ω 分为两部分: 短时记忆空间和长时记忆空间, 并对它们分别定义如下:

定义 1. 短时记忆空间 (Short time memory space, STMS): 用来模拟人类的短时记忆, 是 K 个高斯分布的集合. 若用 Dis_i 表示短时记忆空间中的第 i 个分布, 那么

$$STMS = \{Dis_i, i = 1, \dots, K\}$$

存储在短时记忆空间中的分布包括由存储在瞬时记忆空间中的像素构成的新的分布、短时记忆空间中原有的并经过更新的分布或者从长时记忆空间中提取过来的分布.

为了标记曾经作为背景的分布, 我们为短时记忆空间中的每一个分布都定义了一个参数 β . 若 $\beta = 1$, 则表明该分布为可记忆分布, 表示它曾经是背景, 可以存储到长时记忆空间; 否则说明该分布不是背景模型.

具体地, 对于 $\forall Dis_i \in STMS, i = 1, \dots, K$, 如果 $Dis_i \cdot \beta = 1$, 则 Dis_i 是可记忆分布, 用 Dis_{im} 来表示.

定义 2. 长时记忆空间 (Long time memory space, LTMS): 用来模拟人类的动态的长时记忆, 是可记忆分布的集合. 即:

$$LTMS = \{Dis_{mj}, j = 1, \dots, N - K\}$$

其中, Dis_{mj} 表示长时记忆空间的第 j 个可记忆分布, N 是短时记忆空间和长时记忆空间中高斯分布的总和.

对瞬时记忆空间, 定义如下:

定义 3. 瞬时记忆空间 (Ultra-short time memory space, USTMS): 用来模拟人类的瞬时记忆, 是当前帧所有像素的集合.

在背景建模过程中每一个像素都要经过上述三个空间的传输和处理. 综上可得出基于记忆的背景建模总体框图, 如图 2 所示.

基于记忆的混合高斯背景建模过程可简要概括为: 新的像素值暂时存储于瞬时记忆空间中, 然后依次与短时记忆空间和长时记忆空间中的分布进行匹配, 并根据匹配结果确定该像素是否属于背景像素,

同时由记忆、提取、遗忘及竞争等行为对记忆空间进行更新.

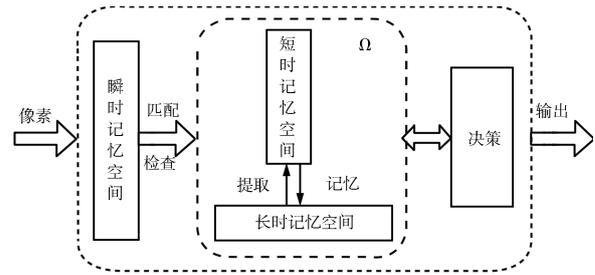


图 2 基于记忆的背景建模总体框图

Fig. 2 The block diagram of memory-based background modeling

如果短时记忆空间中不存在匹配分布, 并且该空间中最后一个分布 (记为 Dis_K) 是可记忆的, 通过记忆行为将其存储到长时记忆空间中. 如果长时记忆空间中也不存在匹配分布, 记忆行为之后, Dis_K 会被当前像素构成的新的分布取代; 而如果长时记忆空间中存在匹配分布, 记忆的同时提取匹配的高斯分布取代 Dis_K . 为了将存储的背景激活, 提取后匹配高斯分布的背景属性不变. 如果 Dis_K 被新的分布取代或者一个分布被从任一空间中清除, 该过程称之为遗忘.

如果长时记忆空间已满且 Dis_K 是可记忆的, 就在 Dis_K 和长时记忆空间中的所有分布 ($Dis_{mj}, j = 1, 2, \dots, N - K$) 之间产生竞争, 根据权重值决定记忆哪一个分布. 设 $Dis_{m_{\min}}$ 表示长时记忆空间中具有最小权重值的分布, 如果 $Dis_K \cdot \omega > Dis_{m_{\min}} \cdot \omega$, 则 Dis_K 被记忆, 而 $Dis_{m_{\min}}$ 被遗忘; 反之, Dis_K 被遗忘.

记忆行为可以使长时没有匹配的可记忆分布作为先验知识存储到长时记忆空间; 而提取行为可以激活先验知识. 在它们的共同作用下, 背景模型能够快速适应场景的变化.

2.2 基于记忆的混合高斯背景建模算法描述

根据上面的模型分析, 基于记忆的混合高斯背景建模算法流程如图 3 所示.

算法的具体描述如下:

步骤 1. 第一帧时初始化短时记忆空间, 每一个像素用 K 个高斯分布描述, 并将长时记忆空间置为空.

步骤 2. 对每一帧新的图像, 将短时记忆空间中的 K 个分布按 ω_k/σ_k 的值从大到小排序. 根据式 (4) 从首端选取 B 个高斯分布作为背景模型, 并标记为可记忆的.

步骤 3. 将新的采样值 X_{t+1} (感知信息) 依次与短时记忆空间中的 K 个高斯分布进行匹配. 如果

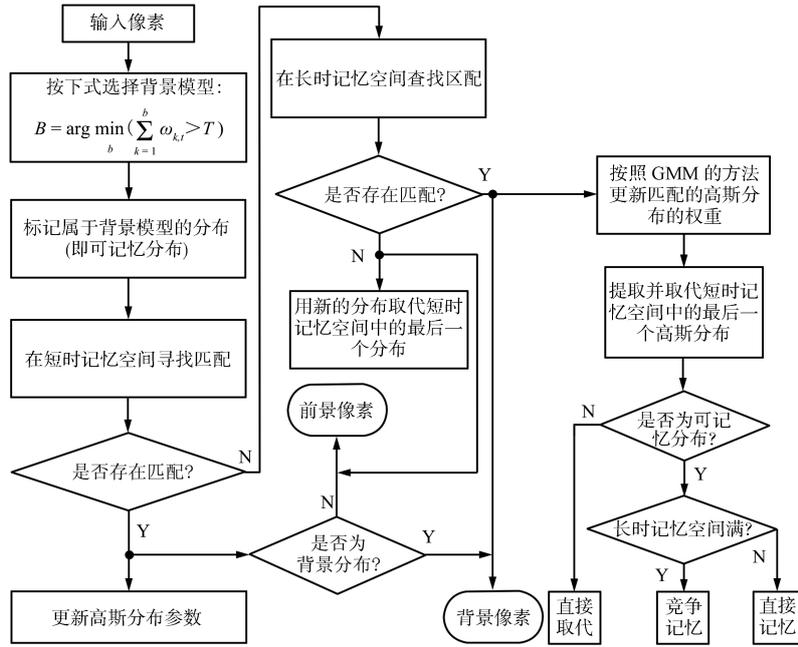


图 3 算法流程图

Fig. 3 Diagram of the algorithm

找到匹配分布 (用 Dis_{mat} 表示), 根据式 (10) 确定 $p(x, y)_{t+1}$ 的值为

$$p(x, y)_{t+1} = \begin{cases} 0, & \text{若 } Dis_{mat} \text{ 是可记忆的} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

并且按照式 (5) ~ (8) 和式 (12) 更新匹配的分布, 其他分布只更新权重; 否则, 转步骤 4.

式 (10) 中, $p(x, y)_{t+1}$ 用于对位于 (x, y) 的像素 X_{t+1} 进行标识; 若 $p(x, y)_{t+1} = 1$, 表示该像素为前景像素. 由混合高斯建模方法可知, 排在前面的背景分布具有较高的权重, 而代表运动目标的分布权重比较低; 经过前 L (在本文中 $L = 200$) 帧的固定学习之后, 我们期望具有较高权重的分布具有较高的学习率, 因而式 (5) 中的 α 由下式描述^[26]:

$$\alpha = \begin{cases} \alpha_L, & \text{前 } L \text{ 帧} \\ \alpha_{up}, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中, $\alpha_{up} = \max(\alpha_c, \omega_M \cdot \alpha_0)$, ω_M 是匹配分布的权重, $\alpha_c, \alpha_0, \alpha_L$ 都是常数, 且 $\alpha_c < \alpha_L < \alpha_0$. 引入 α_c 的目的是令 α_{up} 的值不至于过小而使长时间停止运动的目标无法被更新至背景模型. 参数 ρ 可由下式近似表示^[6]:

$$\rho = \frac{\alpha}{\omega_M} \quad (12)$$

步骤 4. 将采样值 X_{t+1} 依次与长时记忆空间中的分布进行匹配. 如果找到匹配, 则 $p(x, y)_{t+1} = 0$,

并根据式 (5) 更新匹配分布的权重值 (其中 $\alpha = \alpha_L$), 然后执行步骤 4.1 和步骤 4.2; 否则转向步骤 5.

步骤 4.1. 如果 Dis_K 是可记忆的, 记忆 Dis_K 同时提取 Dis_{mat} (即: 将 Dis_K 与 Dis_{mat} 进行交换), 如图 4 所示.

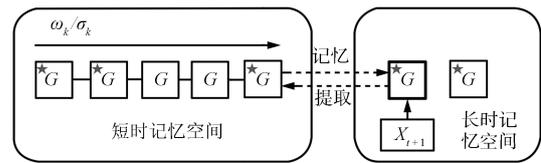


图 4 记忆和提取行为示意图

Fig. 4 Illustration of remembering and recalling

图 4 中每一个小框代表一个分布, 带星号的表示可记忆分布, 带粗框的表示匹配分布, 下同.

步骤 4.2. 如果 Dis_K 是不可记忆的, 提取 Dis_{mat} 遗忘 Dis_K , 如图 5 所示.

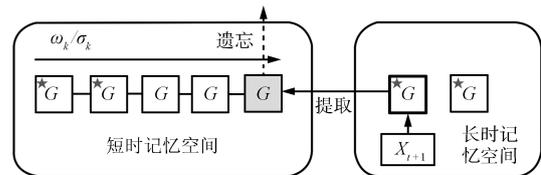


图 5 提取和遗忘行为示意图

Fig. 5 Illustration of recalling and forgetting

步骤 5. 如果短时记忆空间和长时记忆空间中都不存在匹配分布, 则 $p(x, y)_{t+1} = 1$, 然后先执行

步骤 5.1 和步骤 5.2, 再用一个新的均值为 X_{t+1} 、高方差、低权重的分布取代 Dis_K .

步骤 5.1. 如果 Dis_K 是可记忆的且长时记忆空间未滿, 直接记忆 Dis_K ;

步骤 5.2. 如果 Dis_K 是可记忆的而长时记忆空间已滿, 则通过竞争行为, 记忆权重大的而遗忘权重小的, 如图 6 所示.

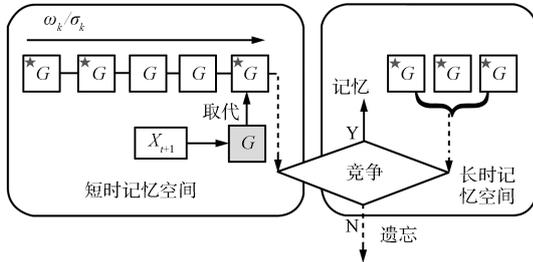


图 6 竞争行为示意图

Fig. 6 Illustration of competition

3 实验结果及讨论

为验证本文所提 MGMM 算法的有效性, 在 P4 3.0 的 PC 机上, VC 编程环境下, 用实拍序列进行了测试, 并与传统 GMM 方法以及文献 [17] 的 MLBM 方法进行了对比. 在目标提取过程中, 为了去除噪声, 采用了 3×3 高斯滤波器以及连通域分析算法, 但未采用任何阴影去除算法.

表 1 列出了三种建模方法所使用的参数大小, 为了保证比较的有效性, 三种方法基本参数取值是相同的.

表 1 三种背景建模方法使用的参数

Table 1 Parameters used by the three kinds of background modeling methods

模型	参数
GMM	$K = 5; \sigma = 25; T = 0.4; \omega = 0.2; \alpha = 0.005$
MLBM	$K = 5; K_{REF} = 3; \sigma = 25; T = 0.4; \omega = 0.2; \alpha = \beta = 0.005$
MGMM	$K = 4; N = 5; \sigma = 25; T = 0.4; \omega = 0.25; \alpha_L = 0.005; \alpha_0 = 0.007; \alpha_c = 0.000001$

第一个序列“Ghost”, 最初场景中的椅子上是空的, 后来在椅子上放上一件外套, 如图 7 所示. 经过背景的不断学习更新后, 放有外套的场景被存储到短时记忆空间中, 而没有外套时的场景被记忆到长时记忆空间中.

图 8 给出当取走外套时 (序列第 1156, 1160, 1162, 1164, 1166, 1168 帧), 采用经典 GMM 方法、文献 [17] 的 MLBM 方法以及本文提出

的 MGMM 方法的运动目标分割结果. 结果显示本文提出的 MGMM 方法和 MLBM 方法都消除了“Ghost”, 但 MGMM 方法分割效果明显优于 MLBM 方法; 而 GMM 方法却将“Ghost”也作为前景检测出来, 并直到第 1318 帧才完全消失.



图 7 “Ghost” 序列背景变化

Fig. 7 Background changes in “Ghost”



(a) 原序列

(a) Original sequence



(b) GMM 分割结果

(b) The segmentation results of GMM



(c) MLBM 分割结果

(c) The segmentation results of MLBM



(d) MGMM 分割结果

(d) The segmentation results of MGMM

图 8 “Ghost” 序列运动目标分割结果

Fig. 8 The segmentation results of “Ghost”

第二个序列“Door”, 开始时门是开着的, 然后关闭, 如图 9 所示 (第 1 帧和第 500 帧). 经过背景的学习更新后, 门关闭着的场景被存储到短时记忆空间中, 而门开着的场景被记忆到长时记忆空间中. 本文分别对该序列中门开始打开、完全打开以及关闭后三个阶段进行了测试.



图 9 “Door” 序列背景变化

Fig. 9 Background changes in “Door”

图 10 给出了“Door”序列采用三种方法的分割结果. 结果显示门开始打开时(第 990, 1021 帧), MLBM 只检测到部分运动目标; 而 GMM 方法将门外区域误检为前景目标. 门完全打开人往外走时(第 1123, 1135 帧), MLBM 方法没有检测到运动目标; 而 GMM 方法仍将门外区域也作为前景检测出来, 该区域直到第 1208 帧才被完全吸收为背景. 门关上后(第 1518, 1527 帧), MLBM 方法只检测到部分运动目标; 而 GMM 方法将门检测为前景目标, 并且直到第 1618 帧才再次被吸收为背景. 而本文提出的方法在这三个阶段都能快速检测到较完整的运动目标.

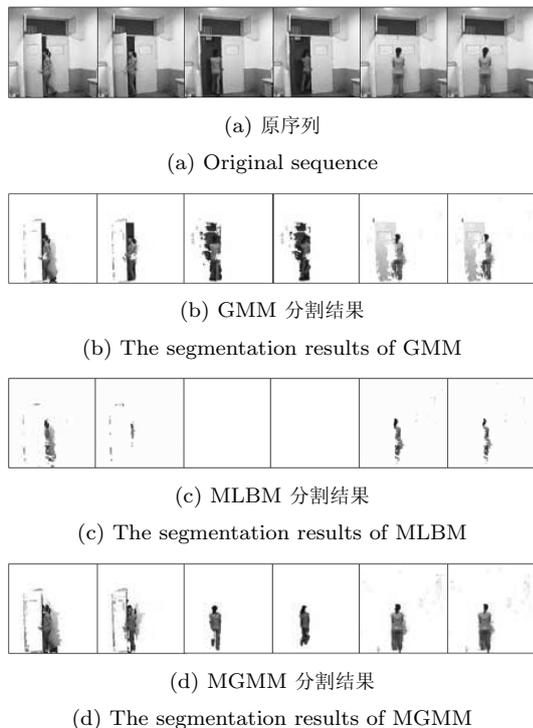


图 10 “Door” 序列运动目标分割结果

Fig. 10 The segmentation results of “Door”

表 2 列出了三种方法适应场景变化所用的时间(用所需帧数表示).

表 2 三种方法适应场景所用的时间

Table 2 Times used to adapt to the variation of the scene by the three kinds of methods

门位置变化	模型	适应场景所用时间(帧数)
{开始打开 → 完全打开}	GMM	242 (966 ~ 1208)
	MLBM	0
	MGMM	0
关闭后	GMM	109 (1509 ~ 1618)
	MLBM	0
	MGMM	0

此外, 为了验证本文提出的 MGMM 方法对重复性背景的有效性, 用“Pedestrian”序列进行了测试. 图 11 给出运动目标分割结果(第 898, 906, 918, 924, 930, 941 帧). 结果显示 MGMM 方法同样能够处理“重复性”背景.

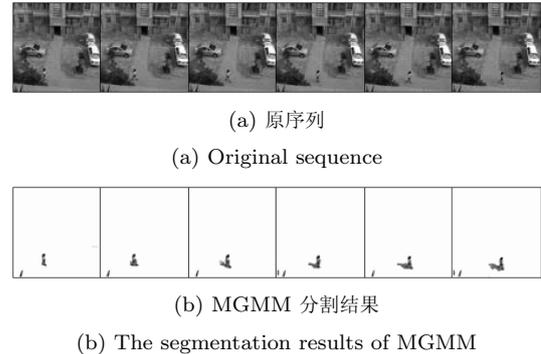


图 11 “Pedestrian” 序列运动目标分割结果

Fig. 11 The segmentation results of “Pedestrian”

4 结论

本文将人类记忆机制引入背景建模, 提出了一种基于记忆的混合高斯模型(MGMM). 在 MGMM 的一些行为作用下, 该模型能够记住发生的背景并当遇到相似背景时能够快速适应场景. 与传统的 GMM 方法及 MLBM 方法室内实拍序列对比实验结果显示, 本文所提出的方法能够更快地适应场景的局部突变并取得了较好的运动目标分割结果. 此外, 本文提出的方法也适应于存在重复性运动场景的建模.

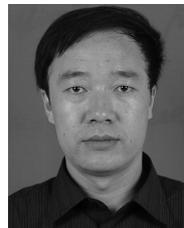
References

- 1 Wan Ying, Han Yi, Lu Han-Qing. The methods for moving object detection. *Computer Simulation*, 2006, **23**(10): 221–226
(万缨, 韩毅, 卢汉清. 运动目标检测算法的探讨. 计算机仿真, 2006, **23**(10): 221–226)
- 2 Piccardi M. Background subtraction techniques: a review. In: *Proceedings of the International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*. Hague, Netherlands: IEEE, 2004. 3099–3104
- 3 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking. In: *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Fort Collins, USA: IEEE, 1999. 246–252
- 4 Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 747–757
- 5 Friedman N, Russell S. Image segmentation in video sequences: a probabilistic approach. In: *Proceedings of the 13th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann, 1997. 175–181

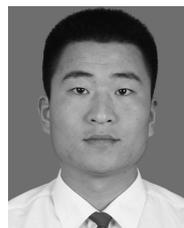
- 6 Chaung S S, Kamath C. Robust techniques for background subtraction in urban traffic video. In: Proceedings of the Conference on Video Communications and Image Processing. San Jose Calif, USA: SPIE, 2004. 881–892
- 7 Javed O, Shafique K, Shah M. A hierarchical approach to robust background subtraction using color and gradient information. In: Proceedings of the Workshop on Motion and Video Computing. Orlando, USA: IEEE, 2002. 22–27
- 8 Sun Y D, Yuan B Z. Hierarchical GMM to handle sharp changes in moving object detection. *Electronics Letters*, 2004, **40**(13): 801–802
- 9 Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. In: Proceedings of the 17th International Conference of Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE, 2004. 28–31
- 10 Zivkovic Z, van der Heijden F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(7): 773–780
- 11 Zhang W, Fang X Z, Yang X K. Moving vehicles segmentation based on Bayesian framework for Gaussian motion model. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(9): 956–967
- 12 Lee D S. Improved adaptive mixture learning for robust video background modeling. In: Proceedings of IAPR Workshop on Machine Vision Applications. Nara, Japan: J-EAST, 2002. 443–446
- 13 Lee D S. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(5): 827–832
- 14 Baf F, Bouwmans T, Vachon B. Type-2 fuzzy mixture of Gaussians model: application to background modeling. In: Proceedings of the 4th International Symposium on Advances in Visual Computing. Las Vegas, USA: Springer-Verlag, 2008. 772–781
- 15 Singh A, Jaikumar P, Mitra S K, Joshi M V, Banerjee A. Detection and tracking of objects in low contrast conditions. In: Proceedings of the National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphic. Gandhinagar, India: IEEE, 2008. 98–103
- 16 Wang Yong-Zhong, Liang Yan, Pan Quan, Cheng Yong-Mei, Zhao Chun-Hui. Spatiotemporal background modeling based on adaptive mixture of Gaussian. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 371–378
(王永忠, 梁彦, 潘泉, 程咏梅, 赵春晖. 基于自适应混合高斯背景模型的时空背景建模. *自动化学报*, 2009, **35**(4): 371–378)
- 17 Yang Tao, Li Jing, Pan Quan, Cheng Yong-Mei. A multiple layer background model for foreground detection. *Journal of Image and Graphics*, 2008, **13**(7): 1303–1308
(杨涛, 李静, 潘泉, 程咏梅. 一种基于多层背景模型的前景检测算法. *中国图象图形学报*, 2008, **13**(7): 1303–1308)
- 18 Elgammal A M, Harwood D, Davis L S. Non-parametric model for background subtraction. In: Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag, 2000. 751–767
- 19 Adam A, Rivlin E, Shimshoni I. Aggregated dynamic background modeling. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. Atlanta, USA: IEEE, 2006. 3313–3316
- 20 Pless R. Spatio-temporal background models for outdoor surveillance. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, 2006, **2005**: 2281–2291
- 21 Zhou Zhen-Yi, Hu Fu-Qiao. Object detection in nonstationary scenes based on background modeling. *Computer Engineering*, 2008, **34**(24): 203–205
(周箴毅, 胡福乔. 基于背景建模的动态场景目标检测. *计算机工程*, 2008, **34**(24): 203–205)
- 22 Wang Y X, Wang Y. Cognitive models of the brain. In: Proceedings of the 1st International Conference on Cognitive Informatics. Calgary, Canada: IEEE, 2002. 259–269
- 23 Human memory [Online], available: http://www.cc.gatech.edu/classes/cs6751.97_winter/Topics/human-cap/memory.html, December 2009
- 24 Zhang Shu-Jun, Ban Xiao-Juan, Chen Yong, Chen Ge. Memory-based cognitive model of artificial fish. *Computer Engineering*, 2007, **33**(19): 33–35
(张淑军, 班晓娟, 陈勇, 陈戈. 基于记忆的人工鱼认知模型. *计算机工程*, 2007, **33**(19): 33–35)
- 25 Harry M. *Real Learning a Bridge to Cognitive Neuroscience*. Lanham: Scarecrow Education, 2003
- 26 Suo P, Wang Y J. An improved adaptive background modeling algorithm based on Gaussian mixture model. In: Proceedings of the 9th International Conference on Signal Processing. Beijing, China: IEEE, 2008. 1436–1439



齐玉娟 讲师, 博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉和模式识别.
E-mail: qiyj@upc.edu.cn
(**QI Yu-Juan** Lecturer, Ph. D. candidate. Her research interest covers computer vision and pattern recognition.)



王延江 教授, 博士. 主要研究方向为智能信息处理、仿生智能及其在计算机视觉和模式识别领域的应用. 本文通信作者. E-mail: yjwang@upc.edu.cn
(**WANG Yan-Jiang** Professor, Ph. D.. His research interest covers intelligent information processing, bionic intelligence and its applications in computer vision and pattern recognition. Corresponding author of this paper.)



李永平 硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉和模式识别.
E-mail: simon112233@163.com
(**LI Yong-Ping** Master student. His research interest covers computer vision and pattern recognition.)