

# 基于元认知模型的智能混合高斯背景建模<sup>①</sup>

陈真, 王钊

(中国石油大学(华东) 电子信息工程系, 青岛 266580)

**摘要:** 传统混合高斯背景模型(Gaussian mixture model, GMM)不能快速适应动态场景中背景发生突变的情况. 本文提出一种基于元认知模型的智能混合高斯背景建模方法, 每个输入像素经过元认知监控成分刺激元认知体验成分以提取成功(或失败)的意识进行认知, 根据提取的意识及时向元认知知识成分传输新的认知知识或直接提取元认知知识成分, 并作出决策信息. 该方法能够对背景模型产生认知, 当背景突变为认知过的背景时, 可以快速适应并能更准确地描述复杂场景中的真实背景.

**关键词:** 混合高斯模型; 元认知模型; 背景建模; 目标检测; 背景减除

## Metacognitive Model-based Intelligent Gaussian Mixture Background Modeling

CHEN Zhen, WANG Zhao

(Electronic Information Engineering, China University of Petroleum, Qingdao 266580, China)

**Abstract:** Traditional Gaussian Mixture Model (GMM) can't adapt quickly to the sudden changes in the dynamic scene. A Metacognitive Model-based Intelligent Gaussian Mixture background modeling method is proposed. For each pixel, decision making must pass the three elements which are called as Metacognitive Monitoring (MM) element, Metacognitive Cognitive Knowledge (MCK) element and Metacognitive Experience (ME) element. MM element monitors the modeling scheme, stimulates to get ME element, and extracts cognitive knowledge from MCK element. MCK element is composed of the background models cognized ever. ME element is composed of the experiences from success or failure matching. In the complex scene, the proposed method can intelligently cognize background, quickly adapt to the sudden changes of backgrounds cognized ever and describe real background more accurately.

**Key words:** Gaussian Mixture Model (GMM); Metacognitive model; background modeling; object detection; background subtraction

混合高斯背景模型(Gaussian mixture model, GMM)<sup>[1]</sup>是背景减除法<sup>[2]</sup>中的经典模型之一, 适用于背景场景相对复杂的情形, 被广泛应用于运动目标检测中. 改进的混合高斯背景建模方法可以自适应的更新背景模型, 对背景模型的描述更加准确、有效<sup>[3-7]</sup>. 然而, 受混合高斯背景模型学习速度的影响, 场景的突然变化不能被立即更新到背景模型中, 因而对场景的突变比较敏感, 如受光照突变、背景扰动等影响容易将背景误判为运动前景, 长时间静止的运动目标突然重新移动时, 目标所在位置会出现“鬼影(Ghost)”.

针对基于 GMM 的背景建模方法如何在场景发生

突变时仍能快速、准确地检测出前景的问题, 学者们提出了许多改进 GMM 的方法. 将场景中的时间或空间信息引入传统 GMM 算法框架的决策信息中, 可以提高传统 GMM 算法的鲁棒性和有效性<sup>[8-10]</sup>, 是改进 GMM 的方法之一. Yang 等<sup>[8]</sup>提出了基于渐变层和突变层的两层混合高斯模型(TLGMM), 描述背景更加准确、有效. 杨涛等<sup>[9]</sup>提出了一种基于单高斯和混合高斯模型的多层背景模型(Multiple layer background model, MLBM)的建模方法, 采用单高斯模型进行参考背景建模, 混合高斯模型进行动态背景建模, 通过层间交互有效地解决了静止目标的检测和目标重新移动时的“鬼

① 基金项目:山东省优秀中青年科学家科研奖励基金(BS2011DX040);中央高校基本科研业务费专项资金(11CX04045A)

收稿时间:2013-03-07;收到修改稿时间:2013-04-12

影(Ghost)”快速消除问题. 常晓夫等<sup>[10]</sup>提出了一种基于颜色、边缘和纹理视觉建模特征的混合高斯建模技术, 有效地解决了场景亮度条件突变引起的前景噪声不能及时去除以及运动目标表观颜色和背景场景表观颜色相近时检测准确度降低问题.

上述方法主要是通过将时间或空间特征信息进行分层或分级, 并进行层间或级间交互的方式作出决策信息改进 GMM, 解决了局部或全局突变问题, 然而并没有提出准确、快速描述突变时的混合高斯背景模型, 当类似突变再次发生时仍然不能够快速反应. 本文通过分析背景发生突变时 GMM 背景模型的更新问题, 提出了基于元认知模型的智能混合高斯背景建模方法. 每个输入像素经过元认知模型的元认知监控成分、认知知识成分和体验成分后决策信息才会被输出. 该方法具有一定智能性, 能够对背景模型产生认知, 当背景突变为认知过的背景(即 CGMM)时, 可以快速适应并能更准确地描述真实背景. 随着场景复杂程度的增加, 每个像素的混合高斯模型需要更多的高斯成分, 复杂场景的背景建模所需的处理时间也会相应增加, 当背景突变为认知过的背景时, 具有元认知知识成分的智能混合高斯模型势必会显著提高背景建模的有效性和实时性.

## 1 元认知模型

元认知<sup>[11,12]</sup>就是对认知的认知. 元认知实质上是对认知活动的解悟和反思, 是认知主体对其认知活动的自我意识和自我调控. 自然的认知结构中, 元认知是最主要、最高级、最核心的决定性成分, 是在认知活动中制定计划、作出决策、实行监控和调节的最高层次的控制过程. 元认知包括认知知识成分、元认知体验成分和元认知监控三种成分(如图 1 所示). 各个成分描述如下:

- 1) 认知知识成分是有有关认知活动系统的知识;
- 2) 元认知体验成分是伴随有关认知活动而产生的认知体验与情感体验;
- 3) 元认知监控成分是主体在进行认知活动的全过程中, 将自己正在进行的认知活动作为意识对象, 不断地对其进行积极、自觉地监察、控制和调节.

一方面, 元认知监控受到元认知体验的激发和指引, 以认知知识成分为基础; 另一方面, 元认知监控的每一步都会刺激新的元认知体验产生, 同时也会丰富、发展元认知知识, 并且, 认知知识成分和元认知体验之间也

是相互影响的. 这三个方面相互作用、循环往复, 三者动态有机的结合即构成了元认知模型(如图 1 所示).

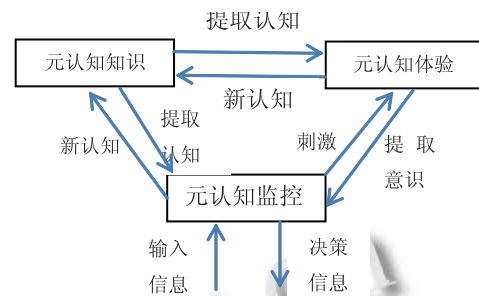


图 1 元认知模型

## 2 智能混合高斯背景建模

### 2.1 模型的提出

受元认知理论启发, 本文提出了智能混合高斯背景建模的元认知模型, 三个成分的描述如下:

1) 传统 GMM 可以表示多模分布的背景, 并且具有存储量小及可以自适应学习背景的优点, 本文在 GMM 基础上构建了认知混合高斯模型(CGMM)并作为智能混合高斯背景模型的认知知识成分;

2) 每个像素与其背景模型的匹配(或认知)成功(或失败)的意识作为智能混合高斯背景模型的元认知体验成分.

3) 智能混合高斯背景模型的元认知监控成分则及时进行自我调节, 并对元认知体验成分进行认知(或匹配)的刺激以提取成功(或失败)的意识, 根据提取的意识及时向认知知识成分传输新的认知知识或直接提取元认知知识成分, 并作出相应的决策信息.

智能混合高斯背景建模开始阶段是在进行传统 GMM 建模时不断生成满足成为元认知知识成分的认知混合高斯背景模型. 背景发生突变后, 元认知体验成分意识到与传统 GMM 匹配失败, 元认知监控成分及时进行自我调节, 提取元认知知识成分中认知混合高斯背景模型(Cognitive Gaussian Mixture Model, CGMM), 如果元认知体验成分意识到与 CGMM 匹配成功(即该背景为认知过的背景), 元认知监控成分激活该 CGMM 并对背景模型进行快速更新, 背景模型得以快速而准确地描述.

### 2.2 定义

#### 1) CGMM 的认知知识成分

GMM 将每个像素已有的  $K$  个高斯分布按照优先级  $\omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$  由高到低对高斯分布进行排序, 取前  $B$  个

高斯分布组合来描述背景(即估计背景模型), 如下式:

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

其中:  $1 \leq B \leq k, 1 \leq k \leq K$ ,  $T$  为背景阈值, 取值越大, 背景中包含的高斯成分个数越多。

每个像素在 GMM 基础上构建的认知混合高斯模型(CGMM), 即估计背景模型中排在最前面的那个高斯成分的权重超过一定阈值  $B_{\min}$  后才能作为 CGMM 的认知知识成分, 如果按照一般模型包括 3 ~ 5 个高斯成分的话, 文中  $B_{\min}$  取 0.2, 这样设计的原因是: 在动态背景复杂的情况下, 具有这种特征的估计背景模型的第一个高斯成分的权重较其他高斯分布的权重差距相对较大, 发生突变后根据 GMM 的更新策略, 需要一定的时间才能恢复, 而本文提出的 CGMM 算法当背景突变为认知过的背景时, 可以快速提取认知混合高斯背景模型作为当前背景模型, 充分体现出本文算法的有效性和稳定性。

### 2) CGMM 的元认知体验成分

每个像素在建模过程中产生的对 GMM 的认知意识(即是否满足构建 CGMM 的条件), 及对 GMM 和 CGMM 的匹配意识(即是否可以作为当前背景模型)。

### 3) CGMM 的元认知监控成分

每个像素在建模过程中刺激元认知知识成分的产生即构建 CGMM, 激活认知知识成分即快速更新背景模型及做出相应的决策信息。

## 2.3 算法描述

基于元认知模型的智能混合高斯背景建模算法流程如图 2 所示, 算法的描述如下:

步骤 1: 元认知监控进行基于 GMM 的模型初始化。

对于图像中  $(i, j)$  处的像素,  $t$  时刻的观察值为  $X_t = (R_t, G_t, B_t)$ , 那么它属于背景的概率为:

$$p(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \eta(X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t})$$

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

$$\Sigma_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I$$

其中,  $K$  是高斯分布的数量(一般取 3 或 5),  $\omega_{i,t}$  是  $t$  时刻第  $K$  个高斯分布的权重,  $\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$  是高斯概率密度函数.  $D$  表示  $X_t$  的维数,  $\mu_{i,t}$  和  $\Sigma_{i,t}$  分别表示  $t$  时刻第  $K$  个高斯分布的均值和协方差,  $\sigma_{i,t}$  为标准

差,  $I$  为单位阵。

将每个像素已有的  $K$  个高斯分布按照优先级  $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$  由高到低对高斯分布重新排序, 取前  $B$  个高斯分布组合来描述背景(即估计背景模型), 如下式:

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

其中:  $1 \leq B \leq k, 1 \leq k \leq K$ ,  $T$  为背景阈值, 取值越大, 背景中包含的高斯成分个数越多。

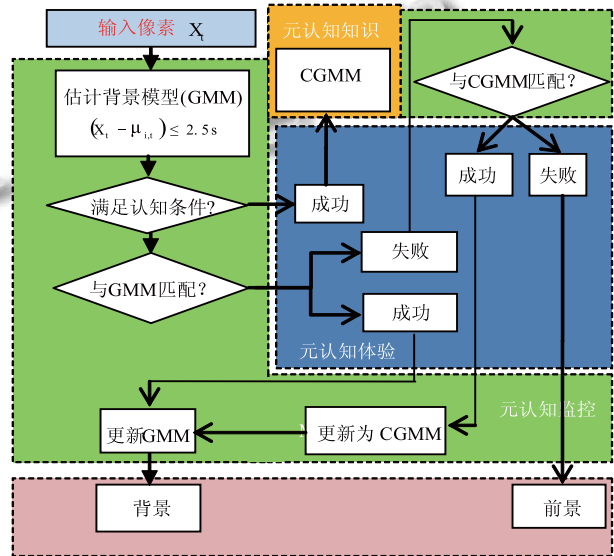


图 2 智能混合高斯背景建模算法流程图

步骤 2: 元认知监控以 GMM 为基础刺激元认知体验, 并发展元认知知识成分 CGMM。

如果某个像素与 GMM(估计背景模型)中前  $B$  个高斯分布  $\omega_{i,t}/\sigma_{i,t}$  值最大的高斯成分的权重  $B_{\min}$  超过某一阈值(这里取 0.2), 表明该估计背景模型是对变化场景的认知(即达到了成为元认知模型的认识知识成分的条件), 则将这个高斯分布组合(包括每个分布的权重  $\omega_{i,t}$ , 均值  $\mu_{i,t}$ , 方差  $\sigma_{i,t}$ )描述的背景发展为 CGMM(如图 3 所示)。

步骤 3: 元认知监控刺激、提取元认知体验, 并进行背景模型更新。

步骤 3.1: 假设 GMM 高斯成分的最大个数为  $K_{MAX}$ , 则当  $X_t$  与 GMM 第  $i$  个高斯成分匹配的元认知体验为成功时(其中  $i \leq K_{MAX}$ ), 则元认知监控将按式 (1)、(2)、(3)、(4)更新参数;

步骤 3.2: 当与 GMM 第  $i$  个高斯成分匹配的元认知体验为失败时而与 CGMM 第 1 个高斯成分的匹配元认知体验为成功时, 则元认知监控提取元认知知识中

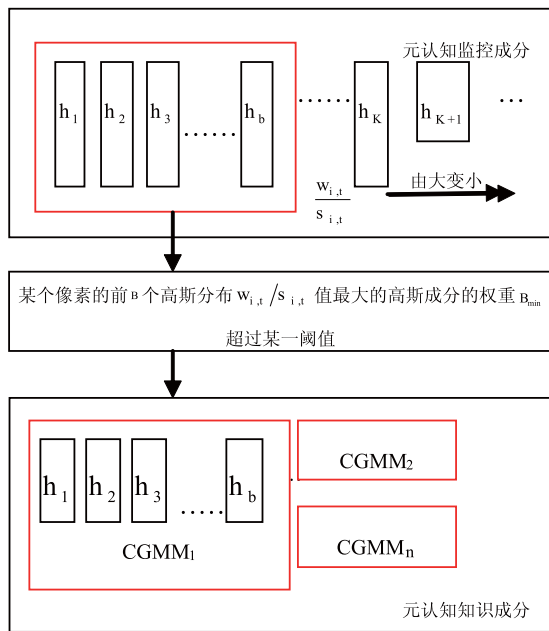


图 3 CGMM 的生成示例

匹配成功的 CGMM 并激活后替换掉现在的背景模型 (包括均值、权值、方差, 并按式(4)、(5)、(6)、(7)更新参数; 当  $X_t$  与 GMM 和 CGMM 的高斯成分匹配的元认知体验都为失败时, 则元认知监控按式(1)更新权值, 均值、方差保持不变; 如果  $K$  个高斯分布匹配的元认知体验都为失败时, 当  $K < K_{MAX}$  时, 增加一个新的高斯分布; 当  $K = K_{MAX}$  时, 用一个新的高斯分布(低权重、大方差)代替优先级最低的分

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

$$\mu_{i,t} = (1-\beta)\mu_{i,t-1} + \beta X_{i,t} \quad (2)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1-\beta)\sigma_{i,t-1}^2 + \beta(X_t - \mu_{i,t})^T(X_t - \mu_{i,t}) \quad (3)$$

$$\beta = \alpha\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (4)$$

$$\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{ci,cgmmi} + \alpha M_{i,t} \quad (5)$$

$$\mu_{i,t} = (1-\beta)\mu_{ci,cgmmi} + \beta X_{i,t} \quad (6)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1-\beta)\sigma_{ci,cgmmi}^2 + \beta(X_t - \mu_{ci,cgmmi})^T(X_t - \mu_{ci,cgmmi}) \quad (7)$$

其中:  $\alpha, \beta$  为学习率;  $\omega_{i,t}, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2$  为 GMM 的权重、均值、方差;  $\omega_{ci,cgmmi}, \mu_{ci,cgmmi}, \sigma_{ci,cgmmi}^2$  为第  $i$  个 CGMM 的权重、均值、方差. 对于参数  $M_{i,t}$ , 当  $X_t$  与第  $i$  个高斯成分匹配的元认知体验为成功时为 1, 失败时为 0.

步骤 4: 输出决策信息.

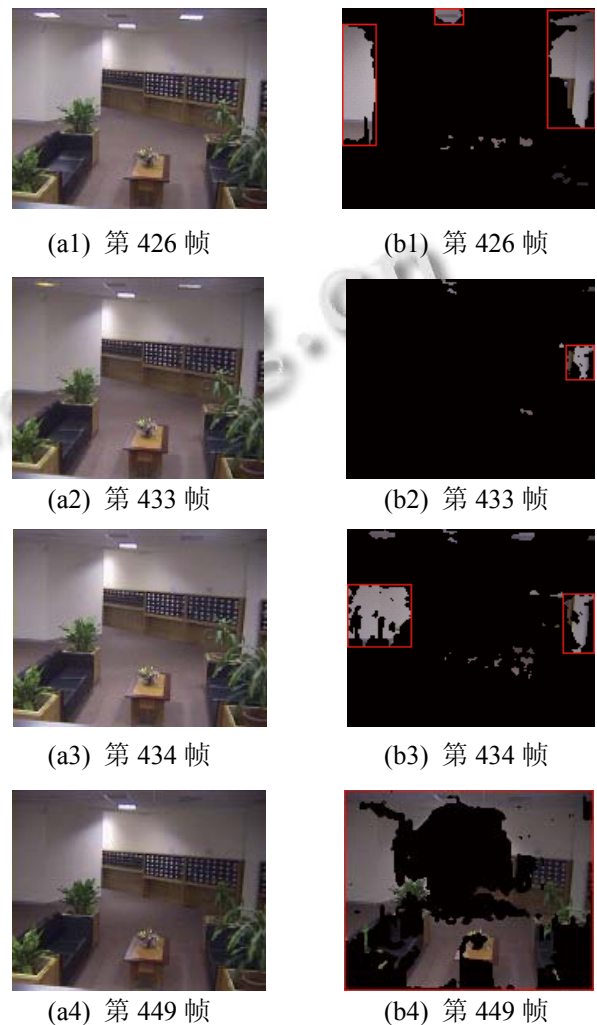
元认知监控监察到如果像素点的观察值  $X_t$  与

GMM 的  $B$  个高斯分布中或者与 CGMM 的任意一个高斯成分匹配的元认知体验是成功时, 则决策信息输出该像素点属于背景点, 否则输出该像素点属于前景点.

步骤 5: 返回(步骤 2.)继续.

### 3 实验与分析

为了测试本文提出基于元认知模型的智能混合高斯背景建模算法的有效性和实时性, 用 VC++ 6.0 编程语言开发了一个实时目标检测系统. 系统配置为 P4 处理器, 512M 内存, 输入视频序列分辨率为  $160 \times 128$ , 选择视频序列 SwitchLight 进行实验, 该视频序列中出现了日光灯突然全部开启、日光灯部分关闭和开启的光照变化. 选择此视频序列进行了光照发生突变时的背景模型测试实验, 部分实验结果如图 4 所示. 本文中  $\sigma_{i,t} = 10, \alpha = 0.004, T = 0.2, K_{MAX} = 5, B_{min} = 0.2$ . 本文初始化估计背景模型(GMM)时, 均值  $\mu_{i,0}$  取第一帧图像的像素值,  $\sigma_{i,0} = 10$ , 权值  $\omega_{i,0} = 0.2$ .



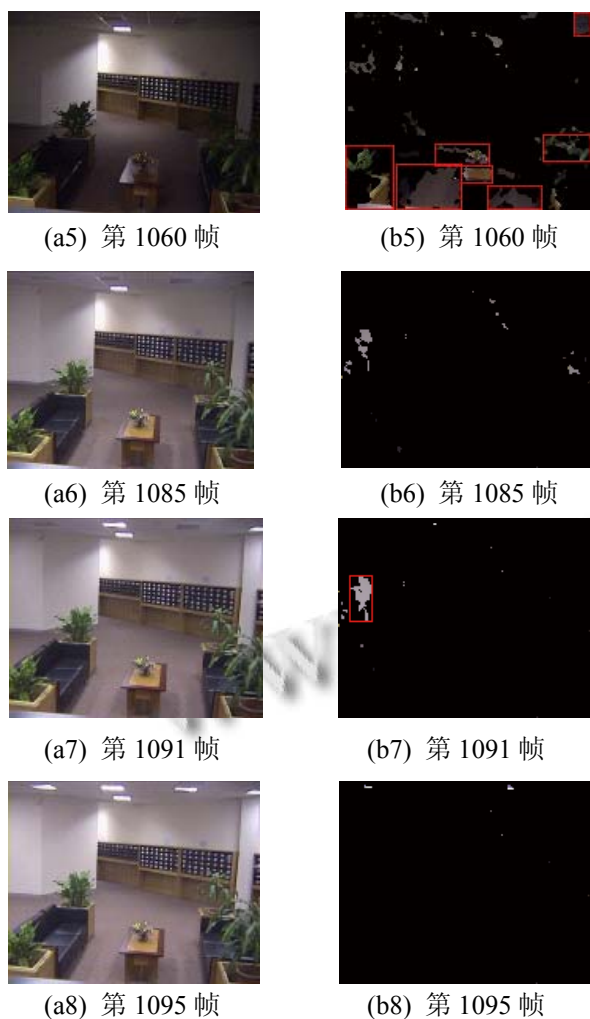


图 4 CGMM 模型的虚警测试

### 3.1 测试实验结果与分析

图 4 给出了原始视频及 CGMM 模型的虚警测试结果.

图 4 中序列(a1)~(a8)是 SwitchLight 原始视频序列中的关键帧, 图 4 中序列(b1)~(b8)是本文提出的 CGMM 方法的虚警测试结果.

对比中发现:

1) 测试原始序列中一开始开启了全部日光灯, 第 426 帧(图 4 中序列(a1))开始关闭部分日光灯, 第 434 帧(图 4 中序列(a3))仅余 1 盏日光灯开启, 到第 449 帧(图 4 中序列(a3))光照逐渐变暗.

CGMM 模型的虚警测试结果为: 第 426 帧(图 4 中序列(b1))到第 434 帧(图 4 中序列(b3))出现了大量虚警, 到第 449 帧(图 4 中序列(b4))虚警更加明显了, 直到第 472 帧虚警才消失, 表明背景模型适应了光照的突变.

在这个过程中, 本文提出的 CGMM 方法由于认知过的场景没有再次出现, 所以所构建的认知混合高斯模型一直没有被激活的机会, 没有体现出本文提出方法的智能优势, 同时, 由此也说明了 GMM 背景建模不能快速适应场景的突变.

2) 测试原始序列在第 1060 帧(图 4 中序列(a5))光照进一步变暗, 本文提出的 CGMM 模型的测试结果产生了大量虚警(图 4 中序列(b5)), 到第 1085 帧(图 4 中序列(a6))光照开始逐渐变强, 但是本文提出的 CGMM 模型的虚警测试结果却只有极少部分虚警(图 4 中序列(b6)), 而且从第 1091 帧(图 4 中序列(a7))到第 1095 帧(图 4 中序列(a8))开始重新开启部分日光灯, 但是本文提出的 CGMM 模型的测试结果却没有再次出现虚警(图 4 中序列(b7、b8)), 由此说明了本文提出的智能 CGMM 模型的有效性和实时性.

## 4 结论

提出一种基于元认知模型的智能混合高斯背景建模方法, 能够对背景模型产生认知, 当背景突变为认知过的背景时, 可以快速适应并能更准确地描述真实背景, 从而有效地消除背景突变引起的虚警, 显著提高了背景建模的有效性而实时性. 测试实验结果表明了该方法的可行性和有效性.

## 参考文献

- 1 Stauffer C, Grimson WEL. Learning patterns of activity using real-time tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 747-757.
- 2 Elgammal A, Harwood D, Davis L. Nonparametric model for background subtraction. *Proc of European Conference on Computer Vision*, 2000: 751-767.
- 3 Bouwmans T, El Baf F, Vachon B. Background Modeling using Mixture of Gaussians for Foreground Detection: A Survey. *Computer Science*, 2008, 1(3): 219-237.
- 4 Lee DS. Improved adaptive mixture learning for robust video background modeling. *Proc. of IAPR Workshop on Machine Vision Applications*. Nara, Japan: JEAST, 2002: 443-446.
- 5 Lee DS. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 827-832.
- 6 Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for

(下转第 159 页)

```

        Builderstring.Append("{}");
        Response.ContentType = "application/json";
        Response.Write(Builderstring.ToString());
        .....
//定义分页配置的方法
    public static DataTable GetPagedTable(DataTable
dtable, int pageIndex, int pageSize)
    {
        if (pageIndex == 0)
            return dtable;
        DataTable NewDataTable = dtable.Copy();
        NewDataTable.Clear();
        int rowbegin = (pageIndex - 1) * pageSize;
        int rowend = pageIndex * pageSize;
        if (rowbegin >= dtable.Rows.Count)
            return NewDataTable;
        if (rowend > dtable.Rows.Count)
            rowend = dtable.Rows.Count;
        .....//部分代码略
    }

```

#### 4 结论

传统的 WEB 应用系统数据分页采用同步数据传

输, 这种 Web 应用模式存在数据查询效率低的缺点. 在介绍传统数据分页方式和 Ajax 相关技术的基础上, 以学生信息浏览为实例详细论述了 ASP.NET 采用 Ajax、Jquery 与 Json 相结合的异步传输数据快速分页方式, 这种数据分页方式大大降低了网络通信数据量, 节省了网络带宽, 提高用户访问的响应速度, 服务器的压力得以降低. 因此基于 Ajax 技术的数据分页方式适合数据量较大的 WEB 应用系统的数据查询功能.

#### 参考文献

- 1 刘红坤. 基于 Ajax 和 PHP 数据分页的实现. 计算机系统应用, 2012, 21(2): 218-220.
- 2 张欣, 朱占立, 李永. NET 框架下基于 AJAX 的 Web 数据分页研究. 电脑知识与技术, 2008, 4(1): 30-32.
- 3 周杨. AJAX 应用的典型设计模式. 计算机系统应用, 2011, 20(1): 128-132.
- 4 屈展, 李婵. JSON 在 Ajax 数据交换中的应用研究. 西安石油大学学报, 2011, 26(1): 85-98.
- 5 卞艺杰, 邹银马, 赵喆. 基于 S2Si+ jQuery 的高校短信平台设计与实现. 中国制造业信息化, 2012, 41(1): 71-74.
- 6 李卿, 楼新远. 基于 AJAX 的数据分页的设计与实现. 成都信息工程学院学报, 2008, 23(2): 191-194.
- 7 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.
- 8 Yang H, Tan Y, Tian J, Liu J. Accurate dynamic scene model for moving object detection. Int Conf on Image Processing (ICIP2007), 2007, 6: 157-160.
- 9 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.
- 10 常晓夫, 张文生, 董维山. 基于多种类视觉特征的混合高斯背景模型. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 829-834.
- 11 Flavell JH. Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. American Psychologist, 1979, 34(10): 906-911.
- 12 Efklides A, Misailidi P. Trends and Prospects in Metacognition Research. New York: Springer. 2010.

(上接第 184 页)

background subtraction. Proc. of the 17th International Conference of Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE, 2004: 28-31.

7 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.

8 Yang H, Tan Y, Tian J, Liu J. Accurate dynamic scene model for moving object detection. Int Conf on Image Processing (ICIP2007), 2007, 6: 157-160.

9 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.

10 常晓夫, 张文生, 董维山. 基于多种类视觉特征的混合高斯背景模型. 中国图象图形学报, 2011, 16(5): 829-834.

11 Flavell JH. Metacognition and cognitive monitoring: A new area of cognitive-developmental inquiry. American Psychologist, 1979, 34(10): 906-911.

12 Efklides A, Misailidi P. Trends and Prospects in Metacognition Research. New York: Springer. 2010.