

文章编号:1004-4213(2011)07-1036-10

基于像素序列形态的适应性背景重构算法

余春艳, 吴立峤, 李建明

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350108)

摘 要:背景重构是视频图像处理领域的支撑性工作之一. 针对传统的背景重构算法运算复杂、背景图像失真等不足, 本文提出了一种像素序列形态适应性背景重构算法. 该算法通过提取像素序列形态特征进行分类处理, 不同形态适用独立的背景提取策略、背景更新时刻和背景更新策略. 实验结果验证表明: 该算法无需对视频场景中的背景和运动目标建立模型, 可直接从一组含有运动前景的视频图像中准确地重构背景, 并有效避免混合现象; 背景缓慢变化和突变时, 亦可快速有效地完成背景重构.

关键词:背景重构; 背景提取; 背景更新; 像素序列形态

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20114007.1036

0 引言

背景重构是视频图像处理领域的支撑性工作之一, 涉及背景提取和背景更新两大基本问题. 国内外已经在背景提取和背景更新方面做了大量的研究工作, 形成了不少经典的算法. 最为经典的背景重构算法为基于时间轴的滤波方法^[1], 从过去一组观测图像中按照一定的规则构建背景图像. 以均值滤波法为例, 将一段时间内视频图像序列的求和后平均, 构建一帧近似的背景图像帧, 并完成后续背景更新, 计算简单, 但是计算过程混杂了大量的前景像素, 受前景干扰严重, 背景提取和更新的效果依赖于使用的图像帧数, 存储空间耗费较大, 背景更新速度较缓慢. 与此类似的方法还包括中值滤波法、众数滤波法、连续帧差法等^[2-5]. 此外, 还有一类背景重构算法首先建立背景模型^[6-10], 随后调整模型参量以便获取背景图像, 比如高斯分布模型、混合高斯分布模型、Kalman 滤波法等, 这一类方法对于光照变化适应性良好, 但是运算复杂, 实时性能不佳, 高斯分布模型对于运动物体长期静止的状况无法有效更新背景. 总体而言, 目前主流的背景重构算法在背景提取的准确性、背景更新的有效性和背景重构的实时性、背景场景的适应性上存在较大差异.

针对主流背景重构算法各自存在的不足, 本文认为像素序列形态可用于指导背景像素提取和更新策略; 由此, 提出了一种适应于像素序列形态的背景

重构算法 (Pixel Sequence Pattern Classification Based Background Reconstruction Algorithm, PSPCA), 提取像素序列形态特征, 不同形态适用独立的背景提取策略、背景更新时刻和背景更新策略. 该算法无需对视频场景中的背景和运动目标建立模型, 直接从一组含有运动前景的视频图像中重构背景, 较为有效地避免前景运动目标混入到背景图像中而产生的混合现象, 同时适合像素序列形态变化特征完成背景像素的适应性更新. 实验结果显示, 该算法适用于多种复杂场景, 不但可用于常规场景的背景提取, 还适合于提取周期性背景, 同时背景提取的准确性、背景更新的有效性和背景重构的实时性均令人满意.

1 背景重构与像素序列形态

背景重构包含背景提取和背景更新两个部分. 首先从过去的一组观测视频图像序列中, 按照一定的提取规则, 尽量屏蔽前景运动目标对背景遮挡的不良影响, 确定背景图像中每一个像素合适的 RGB 值, 构建当前的背景图像帧 (Background-Frame, BF). 然而背景并非一成不变的, 光照条件、空气、摄像机位置的偏移、运动物体长时间静止等各种不确定因素均将对背景图像产生不同程度的影响. 上述不确定因素对于背景图像施加的影响无法直接获取, 背景图像必须从新到来的视频图像中获取背景更新信息, 自适应地更新.

基金项目:国家自然科学基金(No. 60805042)、福建省自然科学基金(No. 2010J01329)、福建省高校产学研合作重大项目(No. 2010H6012)和福建省新世纪人才资助计划(No. XSJRC2007-04)资助

第一作者:余春艳(1976-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为分布式虚拟环境、计算智能. Email: therica@fzu.edu.cn

收稿日期: 2011-01-12; **修回日期:** 2011-03-04

基于统计的背景重构算法通常单纯地分析观测图像序列的统计特性以获取背景像素^[2-5, 11-12]. 文献[11]中认为在一段图像序列, 像素点连续位于某一窄幅区间最长的是背景像素值, 如果前景物体运动速度相当缓慢, 占据某一窄幅区间最长的像素值往往是前景目标. 文献[12]中假设背景像素至少在50%以上的图像序列帧中出现, 如果背景像素出现的帧数少于50%, 则会得到错误的结果. 文献[3]中将图像序列中出现频率最高的像素值作为背景像素, 如果外部光照条件持续增强或者减弱的时候, 出现频率最高的像素值并不能代表正确的背景像素. 图1中(a)~(c)分别给出了单一像素点在连续150

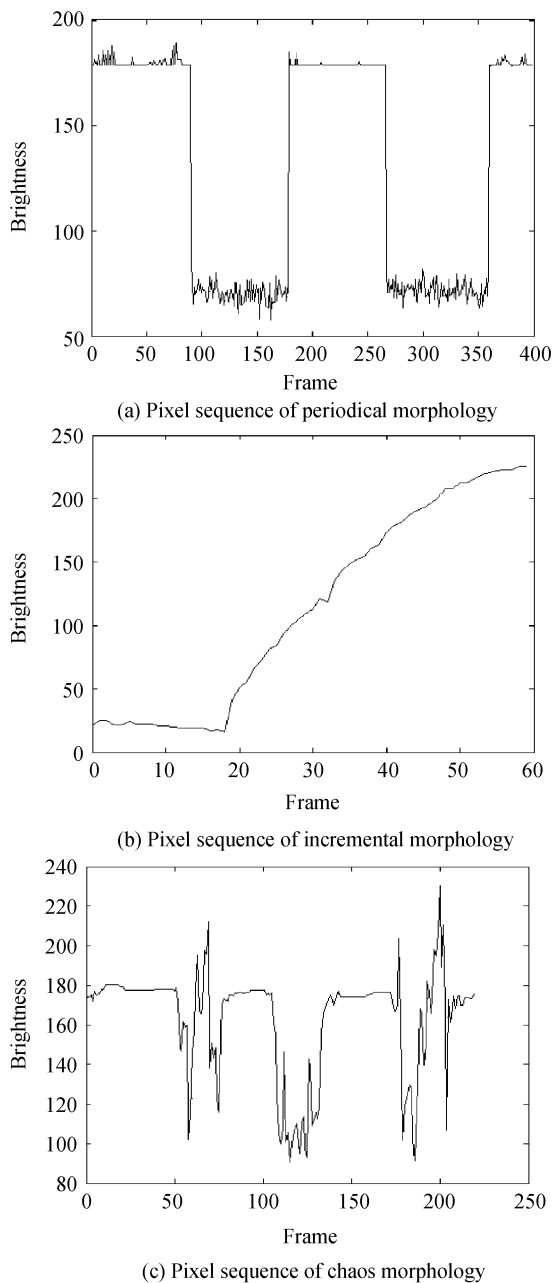


图1 像素序列形态曲线

Fig. 1 Pixel sequence morphological curves

帧中像素值的三种不同类型的变化曲线, 分别呈现周期变化、单调和混沌的状态. 对于这三种情况若均纯粹依赖统计特性以获取背景像素, 背景重构结果将出现不同程度的偏差. 以图1(b)为例, 像素在这60帧均为背景像素, 但是由于外部光照条件逐渐增强, 其像素值呈现明显的上升趋势. 对于图1(b)而言, 如果采用文献[11]的方法, 由于像素点在第1帧至第17帧为处于窄幅区间内变化的最长序列, 将会取该区间内像素值作为背景像素, 和60帧时的背景像素值相去甚远, 提取结果误差过大; 如果采用文献[12]的方法, 由于其上升形态, 没有一个背景像素值超过50%, 无法获取正确的背景像素值; 如果采用文献[3]的方法, 由于像素点在第1帧至第17帧间的像素值出现频率最高, 同样存在提取结果误差过大的问题. 倘若就像素序列形态进行分析, 明确其上升趋势, 即可提取最后一帧的像素值为背景像素, 不但背景像素认定准确而且像素值精确, 与实际情况更为一致.

以上分析说明, 单一地由观测图像序列的统计特性重构背景图像, 存在背景像素认定有误或者像素值误差过大的问题. 一方面, 上述统计特性无法完整地体现像素序列在时间轴上的形态特征; 另一方面, 像素序列形态、变化特征及其趋势对于背景像素的认定以及像素值的确定有着至关重要的影响. 因此, 深入分析像素序列形态特征及其趋势将有助于背景重构问题的精确解决.

2 像素序列形态适应性背景提取算法

已知一组连续的观测视频图像序列 $(I_0, I_1, I_2, \dots, I_n)$, $I_i(x, y)$ 表示第 I_i 帧图像中像素点 (x, y) 的像素值, 即像素 (x, y) 对应一个长度为 $n+1$ 的像素值序列 $P(x, y) = \{I_0(x, y), I_1(x, y), \dots, I_n(x, y)\}$.

令 $\Delta_i(x, y) = I_i(x, y) - I_{i-1}(x, y)$ ($1 \leq i \leq n$), 一般情况下, 连续的观测视频图像序列中, 倘若前后连续两帧中像素 (x, y) 对应的像素值 $I_{i-1}(x, y)$ 和 $I_i(x, y)$ 表征实际场景中同一个目标点, 其像素值的变化平缓, 实验发现, 像素值为256级度量时, $\Delta_i(x, y)$ 一般小于10个级差. 反之, 倘若 $I_{i-1}(x, y)$ 和 $I_i(x, y)$ 表征的是实际场景中不同的目标点, 其像素值变化表现剧烈, 像素值为256级度量时, $\Delta_i(x, y)$ 一般远大于10个级差.

定义1 像素邻近变化形态. 令像素 (x, y) 像素值在 i 时刻下相较于前一邻近时刻的变化值 $\Delta_i(x, y) = I_i(x, y) - I_{i-1}(x, y)$ ($1 \leq i \leq n$), 像素 (x, y) 在 i 时刻下的邻近变化形态 $m_i(x, y)$ 定义为

$$m_i(x, y) = \begin{cases} 0, & \Delta_i(x, y) = 0 \\ 1, & 0 < \Delta_i(x, y) \leq \epsilon \\ -1, & -\epsilon \leq \Delta_i(x, y) < 0, \quad 1 \leq i \\ [\Delta_i(x, y)/\epsilon], & \Delta_i(x, y) > \epsilon \\ -[\Delta_i(x, y)/(-\epsilon)], & \Delta_i(x, y) < -\epsilon \end{cases} \quad (1)$$

式中 ϵ 为判断像素值是否发生剧烈变化的阈值, 根据实验结果, 一般设置为 10.

定义 2 像素形态序列. 像素 (x, y) 在图像序列 $(I_0, I_1, I_2, \dots, I_n)$ 中的形态序列 $M(x, y)$ 定义为

$$M(x, y) = \{m_i(x, y), 1 \leq i \leq n\} \quad (2)$$

进一步分析形态序列 $M(x, y)$, 分为若干不同的形态.

定义 3 平缓形态. 像素 (x, y) 具有平缓形态当且仅当对于任一 $m_i(x, y) \in M(x, y)$, 满足 $(m_i(x, y) = 1) \vee (m_i(x, y) = -1) \vee (m_i(x, y) = 0)$ ($1 \leq i \leq n$).

定义 4 周期形态. 像素 (x, y) 具有周期形态当且仅当存在一个极大值 k ($1 < k \leq n/2$), 使得对于所有 $1 \leq i \leq n-k+1$, 满足 $\sum_{j=i}^{i+k-1} m_j(x, y) = 0$.

定义 5 混沌形态. 像素 (x, y) 具有混沌形态当且仅当其形态序列 $M(x, y)$ 满足:

1) 存在 i ($1 \leq i \leq n$), 使得 $(m_i(x, y) > 1)$ 或 $(m_i(x, y) < -1)$ ($m_i(x, y) \in M(x, y)$);

2) 对于任何一个 k ($1 < k \leq n/2$), 总能找到一个 i ($1 \leq i \leq n-k+1$), 使得 $\sum_{j=i}^{i+k-1} m_j(x, y) \neq 0$.

在像素形态序列的指导下, 像素序列形态自适应背景提取算法 (Pixel Sequence Pattern Adaptive Background Extraction Algorithm, PSA) 实现了不同的背景像素判定准则和背景像素值提取规则.

2.1 平缓形态背景提取策略

像素 (x, y) 具有平缓形态意味着 $P(x, y)$ 从第 0 帧至第 n 帧持续表征实际场景中同一个目标点, 仅仅因为受到外界空气、光照等细微影响, 该目标点的像素值在不同时刻出现了微小的变化. 显然, 该目标点在观测视频图像序列中始终处于静止状态, 由此可判定该目标点隶属于背景, 而 $P(x, y)$ 表征了背景目标点在各时刻不同的像素值.

平缓态序列可分为单调平缓态和松散平缓态. 单调平缓态中, $M(x, y)$ 中绝大部分的 $m_i(x, y)$ 的取值呈现同质化, $P(x, y)$ 整体上呈现上升或者下降的态势; 松散平缓态中, $M(x, y)$ 中 $m_i(x, y)$ 的取值相对分散, $P(x, y)$ 整体上呈现特定窄幅区间内振荡变化的态势.

单调平缓态序列中, 形态序列 $M(x, y)$ 中, 同质

化取值的 $m_i(x, y)$ 应为多数. 为保证像素值序列整体的单调形态, 规定同质化取值的频度 $m_i(x, y)$ 应为 75 以上, 由此, 单调平缓态和松散平缓态定义为:

定义 6 单调平缓态. 一个具有平缓形态的像素

点 (x, y) 为单调平缓态当且仅当 $[\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} m_i(x, y) (m_i(x, y) + 1)]/n \geq 75\%$ 或 $[\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} m_i(x, y) (m_i(x, y) - 1)]/n \geq 75\%$ ($1 \leq i \leq n$).

定义 7 松散平缓态. 一个具有平缓形态的像素

点 (x, y) 为松散平缓态当且仅当 $1 - [\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} m_i(x, y) (m_i(x, y) + 1)]/n > 25\%$ 且 $1 - [\sum_{i=1}^n \frac{1}{2} m_i(x, y) (m_i(x, y) - 1)]/n > 25\%$ ($1 \leq i \leq n$).

单调平缓形态下, 高频率的单向微量变化逐次累计, 导致像素值 $I_0(x, y)$ 和 $I_n(x, y)$ 间级差显著. 适应于背景像素 (x, y) 的像素值在时间轴上单调变化的形态趋势, 应直接选取时间轴上最新的像素值 $I_n(x, y)$ 作为背景像素值.

松散平缓形态下, 像素值的取值散布于一个窄幅的波段区间内, 在时间轴上呈现一个窄幅振荡的形态, 与此相适应, 计算像素值序列 $P(x, y)$ 的均值 $\sum_{i=0}^n I_i(x, y)/(n+1)$ 作为背景像素值.

2.2 混沌形态背景提取策略

混沌形态下, $P(x, y)$ 中的不同时刻的像素值表征了实际场景中不同的目标点, 背景像素和不同的前景像素交替出现.

显然, 背景像素的稳定性决定了其对应像素值处于一个相对固定的波段空间内波动, 而前景像素的多样性和运动性决定了其对应像素值取值分散于整个 RGB 空间. 前景干扰出现时, $P(x, y)$ 中对应像素值突破背景像素波段区间; 前景干扰消失后, $P(x, y)$ 中对应像素值回归至背景像素波段区间. 因此, 分析 $P(x, y)$ 的形态变化, 找出隐含的背景像素波段区间, 即可确定背景像素值.

$P(x, y)$ 表征了像素值突破-变化-回归-平稳-突破-变化-回归的形态变化过程. 相较于松散的前景像素分布区间, $P(x, y)$ 序列中最经常被观测到的像素分布区间即为隐含的背景像素波段区间. 为此, 混沌态背景提取策略分为四个步骤: 第 1 步, 划分像素值平稳变化子序列, 计算平均像素值; 第 2 步, 将所有平稳变化子序列按照区间相容原则进行子序列融合处理, 形成像素值相容子序列组; 第 3 步, 计算各相容子序列区间回归频度; 第 4 步, 选择回归频度最高的子序列为背景像素序列, 确定背景像素值.

步骤 1: 划分像素值平稳变化子序列.

根据像素形态序列 $M(x, y)$ 将像素值序列 $P(x, y)$ 划分成为若干子序列, 每个子序列均为平缓态序列, 平稳变化子序列划分位置 $Divide_Pos$ 定义为

$$Divide_Pos = \{1\} \cup \{i | m_i(x, y) > 1 \text{ or } m_i(x, y) < -1\} \cup \{n\} \quad (3)$$

假设共确定了 $q + 1$ 个划分位置, 即可根据 $Divide_Pos$ 将 $P(x, y)$ 依次划分为 q 个平稳变化子序列 $P_1(x, y), \dots, P_q(x, y)$, 其中

$$P_i(x, y) = \{I_{Divide_Pos[i]}(x, y), \dots, I_{Divide_Pos[i+1]-1}(x, y)\}, 1 \leq i \leq q$$

q 个平稳变化子序列包含的像素个数记为 (n_1, \dots, n_q) , 且 $n_1 + n_2 + \dots + n_q = n$.

步骤 2: 提取平稳态子序列的代表像素值.

对于第 i 个平稳态子序列 $P_i(x, y)$, 其代表像素值 I_{P_i} 提取可参照平缓态背景提取策略, 单调形态下, 提取最后一帧像素值为 I_{P_i} , 松散形态下, 提取子序列像素值均值为 I_{P_i} .

不同的平稳变化子序列 $P_i(x, y)$ 和 $P_j(x, y)$ 若具有相近的代表像素值, 意味着两个子序列中像素值变化区间相对一致, 可归为一类, 称为区间相容序列.

定义 8 区间相容关系. 若平稳变化子序列 $P_i(x, y)$ 和 $P_j(x, y)$ 是非相邻子序列 ($1 \leq i < j \leq q$ 且 $j - i > 1$) 且其序列代表像素值 I_{P_i} 和 I_{P_j} 满足

$$|I_{P_i} - I_{P_j}| \leq \epsilon (1 \leq i < j \leq q \text{ 且 } j - i > 1) (\epsilon \text{ 取值同式(1)}) \quad (4)$$

则平稳态子序列 $P_i(x, y)$ 和 $P_j(x, y)$ 具有区间相容关系.

步骤 3: 比较步骤 2 中所得 q 个平稳态子序列的代表像素值, 选出所有满足区间相容关系的平稳态子序列, 组成若干个区间相容序列, 并统计对应的形态回归频次.

假设一共形成了 s 个区间相容序列 $Con_P_1(x, y), \dots, Con_P_s(x, y)$, 其中 $Con_P_i(x, y)$ 包含满足区间相容关系 r 个平稳态子序列的代表像素值.

若第 i 个区间相容序列 $Con_P_i(x, y)$ 包含两个以上的平稳态子序列, 即其对应的波段区间在像素值序列 $P(x, y)$ 中被多次回归, 可用形态回归频次表征该波段区间在 n 帧观测视频图像序列中重复回归的次数, 其值为 r .

步骤 4: 选择形态回归频次最高的区间相容序列为背景像素序列.

参照步骤 2, 单调形态下, 提取最后一个代表像素值为背景像素, 松散形态下, 计算序列均值为背景

像素值.

2.3 周期形态背景提取策略

周期形态下, $P(x, y)$ 中的像素值呈现一个周而复始的循环态势. 因此, $P(x, y)$ 和形态序列 $M(x, y)$ 以 k 为周期被划分为若干个周期子序列 $P_1(x, y), \dots, P_r(x, y)$ ($P_i(x, y) = \{I_{(i-1)*k}(x, y), I_{1+(i-1)*k}(x, y), \dots, I_{k-1+(i-1)*k}(x, y)\}$) 和 $M_1(x, y), \dots, M_r(x, y)$ ($M_i(x, y) = \{m_{(i-1)*k+1}(x, y), m_{(i-1)*k+2}(x, y), \dots, m_{(i-1)*k+k}(x, y)\}$), 其中子序列的长度均为等长的子序列, 序列长度为 k . 与混沌形态下像素值平稳变化子序列划分有着本质区别的是, 周期形态下提取的像素值周期变化子序列 $P_1(x, y), \dots, P_r(x, y)$ 本身并非平缓态序列而为混沌态序列, 但是与之相对应的周期变化形态子序列 $M_1(x, y), \dots, M_r(x, y)$ 却满足

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^k m_{(i-1)*k+j}(x, y) = 0 & i \in [1, r] \\ m_j(x, y) = m_{j+(i-1)*k}(x, y) & i \in [1, r] \end{cases} \quad (5)$$

一方面, 从像素值序列考察, $P(x, y)$ 中的不同时刻的像素值变化剧烈, 意味着实际场景中 (x, y) 位置的目标点不具备静止特性, 无法适用平缓形态背景提取策略; 另一方面, 从形态序列考察, $M(x, y)$ 的周期性变化意味着实际场景中 (x, y) 位置的目标点的变化在时间轴上呈现出周而复始的规律形态, 其隐藏含义为背景像素本身呈现周期变化, 若适用混沌形态背景提取策略, 提取单一的像素值作为背景像素, 将丢失实际场景中背景像素周期变化的所有信息, 并影响随后视频处理结果.

显然, 周期形态下, 背景像素的提取问题较为特殊, 其提取结果应与实际场景中背景像素的周期变化相匹配. 因此, 适应于背景像素 (x, y) 的像素值在时间轴上周期变化的形态趋势, 应直接选取时间轴上最新的一个周期为 k 的像素周期变化子序列 $P_r(x, y)$ 作为背景像素周期序列, 而在不同的时刻选择该背景像素周期序列中对应的像素值作为背景像素. 即 t 时刻下背景像素值

$$BF_t(x, y) = I_{t \bmod k + (r-1)*k}(x, y) \quad (6)$$

3 像素序列形态自适应背景更新算法

像素序列形态自适应背景提取算法仅仅完成背景图像的初始化. 随后的视频序列中, 前景物体的状态改变、外界环境等因素的影响, 均可以改变背景像素值. 为了保证背景图像信息的即时正确性, 需要对背景进行有效地实时更新.

背景像素的改变具有两种不同的情况, 相应地也具有两种不同的像素值序列形态. 第一种情况下,

背景像素表征的目标点静止,但其像素值因受到光照等外界因素的影响而细微变化,随着时间的推移,细微变化逐渐累积而需要进行背景更新.渐进性背景更新下,像素值序列形态平缓.第二种情况下,背景像素值在很短的时间内出现了剧烈的变化,比如前景运动物体停止运动成为新的背景.突变性背景更新下,像素值序列形态存在突变以表征剧烈变化,但是突变后的像素值序列形态将回归至平缓态.

区分上述两种像素值序列形态将有助于背景像素值的有效实时更新.为此,像素序列形态自适应背景更新算法从连续若干帧中提取像素值序列变化形态,适应于不同的像素值序列变化形态,实施不同的背景更新策略,从而获取更好的背景帧.

已知背景帧为 BF, $BF(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 背景像素值, t 时刻下图像帧为 I_t . 像素序列形态自适应背景更新算法分为三个步骤:第 1 步,提取像素值变化形态;第 2 步,判断像素值变化形态类型;第 3 步,根据像素值变化形态类型分别实施渐进性背景更新策略或突变性背景更新策略.

本文定义 $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t) = |I_t(x, y) - BF(x, y)|$ 表征 t 时刻下像素 (x, y) 像素值与背景像素值的差值.显然,若两者之间差值小于 ϵ (ϵ 含义同前), $I_t(x, y)$ 与 $BF(x, y)$ 表征同一目标点,考虑到噪音等因素的影响,该像素级差并不表征背景像素值的本质变化,因此,无需更新背景像素值,而仅考虑 $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t) > \epsilon$ 情况.

为提取像素值序列变化形态,同时尽量避免存储多帧图像,计算像素 (x, y) 从 $t-2$ 时刻起至 t 时刻相邻两帧将像素值的差值,分别为 $\Delta_{t-2}(x, y)$, $\Delta_{t-1}(x, y)$.

倘若 $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t-1) < \epsilon$, $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t-2) < \epsilon$, $|\Delta_{t-2}(x, y)| < \epsilon$ 和 $|\Delta_{t-1}(x, y)| < \epsilon$, 像素 (x, y) 表征的目标点从 $t-2$ 时刻起并无本质变化,其像素值序列形态变化平稳,但逐渐累积的细微变化导致 $I_t(x, y)$ 与 $BF(x, y)$ 两者之间的显著差异,此时需要实施渐进性背景更新策略.

倘若 $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t-1) < \epsilon$, $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t-2) < \epsilon$, $|\Delta_{t-2}(x, y)| < \epsilon$ 而 $|\Delta_{t-1}(x, y)| > \epsilon$, 像素值序列形态在 t 时刻变化剧烈意味着像素 (x, y) 表征的目标点在 t 时刻发生了本质变化.然而由于前景目标物体和噪音的干扰,无法判断该剧烈变化是否由背景突变所引发,必须进一步考察突变后像素值序列形态变化以确定是否发生背景突变.若突变后的像素值序列形态仍呈现剧烈变化,多为前景物体和噪音干扰所致,无需背景更新,若突变后的像素值序列形态呈现平缓态势,则可初步判定该背景像素发生

了背景突变,此时需要实施突变性背景更新策略.

3.1 渐进性背景更新策略

渐进性背景更新下,背景像素值在变化阈值 ϵ 范围内平缓波动. t 时刻下的背景更新以有利于 $t+1$ 时刻图像帧的处理为着眼点.为此,以 t 时刻下像素值 $I_t(x, y)$ 为背景像素的基准值,预测 $t+1$ 时刻下背景像素值的变化幅度为 $t-2$ 时刻至 t 时刻变化幅度的均值,此外,考虑到噪音等因素的影响,选择 $t-2$ 时刻至 t 时刻变化幅度的平均差作为 $t+1$ 时刻下背景像素变化幅度的附加值,即

$$\sigma = \left(\left| \frac{|\Delta_{t-2}(x, y)| + |\Delta_{t-1}(x, y)|}{2} - |\Delta_{t-2}(x, y)| \right| + \left| \frac{|\Delta_{t-2}(x, y)| + |\Delta_{t-1}(x, y)|}{2} - |\Delta_{t-1}(x, y)| \right| \right) / 2 \quad (7)$$

$$BF_{\text{new}}(x, y) = I_t(x, y) + \frac{\Delta_{t-2}(x, y) + \Delta_{t-1}(x, y)}{2} + \sigma \quad (8)$$

3.2 突变性背景更新策略

突变性背景更新下,背景像素值在 t 时刻突破变化阈值 ϵ 后, t 时刻至 $t+2$ 时刻需在变化阈值 ϵ 范围内平缓波动.因此,计算像素 (x, y) 从 t 时刻起至 $t+2$ 时刻相邻两帧将像素值的差值,分别为 $\Delta_t(x, y)$, $\Delta_{t+1}(x, y)$, 当且仅当 $|\Delta_t(x, y)| < \epsilon$ 且 $|\Delta_{t+1}(x, y)| < \epsilon$, 像素值序列形态变化平稳,可初步判定该像素发生了背景突变, $t+2$ 时刻开始实施突变性背景更新策略.为此,以一定的学习速率对背景像素值进行持续修正,以完成背景的有效更新.

从 $t_1 = t+2$ 始,若满足 $|\Delta_{t_1-2}(x, y)| < \epsilon$ 且 $|\Delta_{t_1-1}(x, y)| < \epsilon$, 则进行如下背景像素的更新计算

$$\sigma = \left(\left| \frac{|\Delta_{t_1-2}(x, y)| + |\Delta_{t_1-1}(x, y)|}{2} - |\Delta_{t_1-2}(x, y)| \right| + \left| \frac{|\Delta_{t_1-2}(x, y)| + |\Delta_{t_1-1}(x, y)|}{2} - |\Delta_{t_1-1}(x, y)| \right| \right) / 2 \quad (9)$$

$$BF_{\text{new}}(x, y) = \frac{1}{t_1 - t} BF(x, y) + \left(1 - \frac{1}{t_1 - t}\right) I_{t_1}(x, y) + \frac{\Delta_{t_1-2}(x, y) + \Delta_{t_1-1}(x, y)}{2} + \sigma \quad (10)$$

持续进行背景像素值修正,直至 $t_1 = t_2$ 时刻满足 $\text{dist}_{I, BF}(x, y, t_2) < \epsilon$, 至此,背景像素突变性更新结束.

4 实验结果及分析

本文的算法对大量的实际视频图像序列进行了背景重构试验,这里选择其中五种典型场景进行说明.同时,本文的算法与均值滤波法、峰值滤波法、卡尔曼滤波背景重构以及基于高斯混合模型背景重构所得结果进行了比较.实验采用帧大小 320×240 的 24 位 RGB 视频序列图像(见图 2~图 6).

第一个典型场景为一个外界光线持续增强的场景(见图 2),共有 79 帧用于背景重构,主要用于验证平缓态背景重构策略.图 2(a)~(c)分别是该图像序列中第 15 帧、40 帧和 70 帧的图像.外界光线的持续增强使得该视频图像序列中像素均呈现图 2(e)中的单调平缓形态变化.应用峰值滤波法(图 2(g))和混合高斯模型(图 2(f))获得的背景图像效果较差,既无法体现光线持续增强的效果.应用均值滤波法获得的背景图像(图 2(d))效果一般,像素值的均值计算使得背景图像帧接近原始视频图像 40

帧左右的效果.卡尔曼滤波法获得的背景图像(图 2(f))效果不错,较好地体现了光线持续增强的效果,其背景图像帧接近于原始视频图像 60 帧左右的效果,图 2(h)是利用本文提出的 PSPCA 算法获得背景图像,在充分考虑像素序列单调平缓变化形态的基础上获得了最为准确的背景图像帧.

第二个典型场景为室外道路场景(见图 3),兼有车辆的快速运动和缓慢移动,共有 45 帧用于背景重构,重在验证混沌态背景重构策略.图 3(a)~(c)分别是该图像序列中第 5 帧、25 帧和 40 帧的图像,

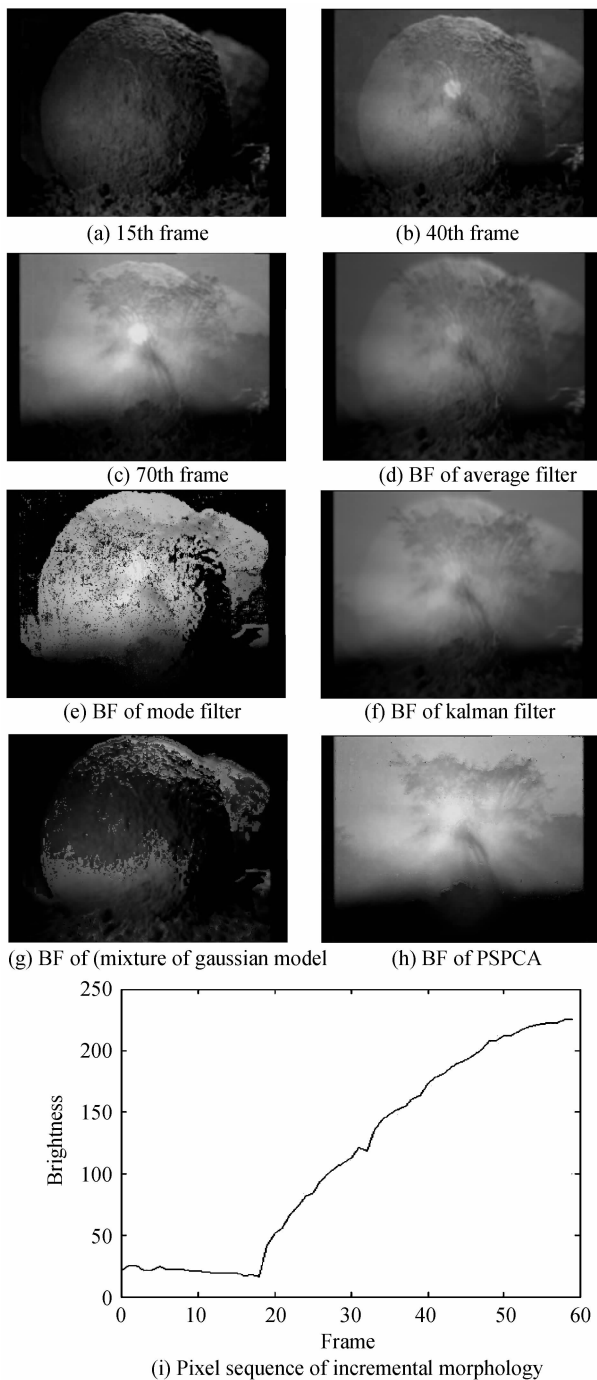


图 2 平缓态像素序列场景背景重构
Fig. 2 Background reconstruction for pixel sequence of flat morphology

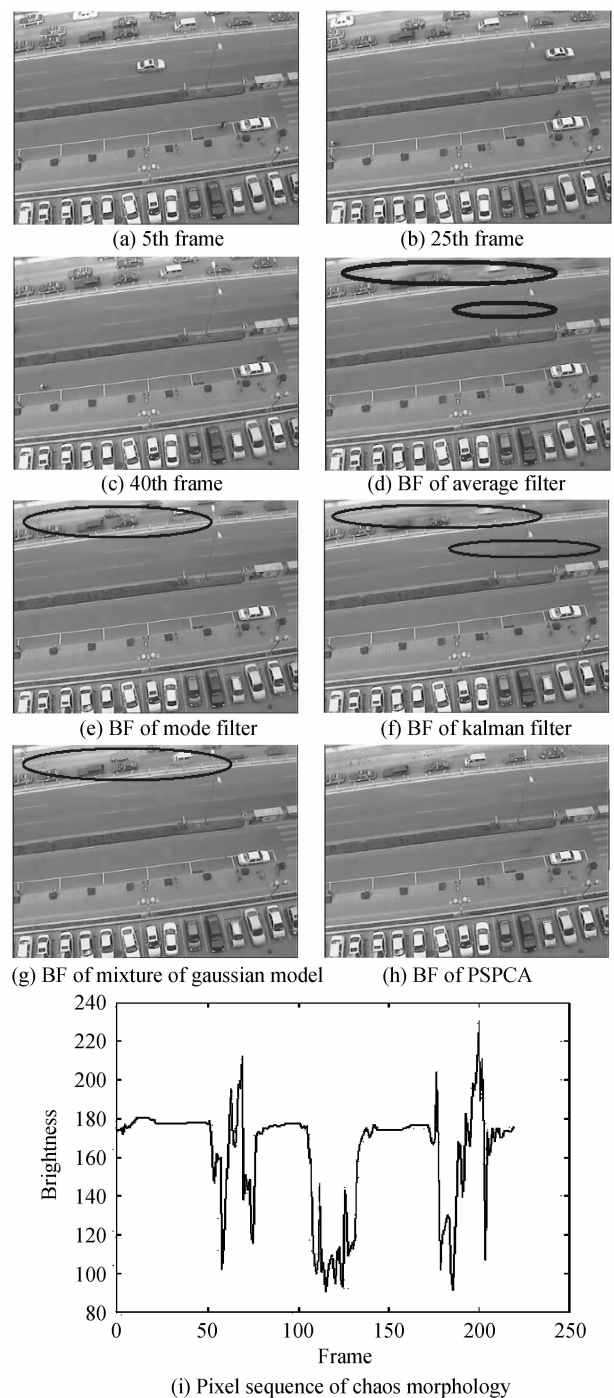


图 3 混沌态像素序列场景背景重构
Fig. 3 Background reconstruction for pixel sequence of chaos morphology

图 3(i)是该图像序列中某个像素点对应的混沌像素序列形态.图 3(d)~(h)分别是应用均值滤波法、峰值滤波法、卡尔曼滤波法、混合高斯模型和本文的 PSPCA 算法获得的背景图像.由于前景物体的影响,背景图像(d)~(g)不同程度地将前景运动目标混入背景图像而产生了程度不一的混合(blending)现象(如图中标识).图中快速运动的白色车辆经均值滤波法和卡尔曼滤波法处理后均存在拖影现象,原始视频图像左上方红色车辆行驶较为缓慢,由此在背景中出现了淡红色的痕迹(现图中左上方阴影部分).PSPCA 算法提取的背景帧最为清晰,定位最为准确,快速运动的车辆未出现拖影,缓慢运动的车辆引发的混合现象相对弱化.

第三个典型场景是普通室外场景(见图 4),其车尾灯呈闪烁状态,共有 50 帧用于背景重构,其目的为验证周期态背景重构策略.图 4(a)~(c)分别是该图像序列中第 3 帧、6 帧和 11 帧的图像,图 4(i)是车尾灯闪烁的像素序列周期形态,每个周期为 14 帧.均值滤波法、峰值滤波法、卡尔曼滤波法和混合高斯模型均只能提取确定性的一帧背景图像帧,如图 4(d)是应用均值滤波法获得的背景图像,车灯部位像素值较为暗淡,图 4(e)是应用峰值滤波法获得的背景图像,车灯部位像素值呈现高亮状态,卡尔曼滤波法和混合高斯模型提取的背景图像其车灯部位像素值取中间状态,如图 4(f).本文提出的 PSPCA 算法将闪烁状态的车尾灯部分的背景像素提取为以 14 为周期的背景像素序列,图 4(g)和(h)是 $t=2$ 和 $t=12$ 下的 2 帧典型的背景图像.

第四个典型场景和第五个典型场景均为普通室外场景,用于验证背景更新策略,分别侧重于考察背景发生动态改变后(见图 5)和前景物体保持静止后(见图 6)背景更新的有效性和实时性.第四个场景中图 5(a)是视频图像序列的第 60 帧,此时图像中间位置的鸽子一直处于静止状态,因此是背景的一部分,随后鸽子开始活动,图 5(b)和(c)给出了随后视频图像序列中鸽子的状态和位置,由此可知,此时鸽子已经成为前景物体,应从背景中去除.为此,选用前面 60 帧用于提取背景图像帧,图 5(d)、(g)、(j)、(m)和(p)分别对应均值滤波法、峰值滤波法、卡尔曼滤波法、混合高斯模型和本文的 PSPCA 算法提取的背景图像,由于前 60 帧基本为稳定图像,因此,五种方法生成的背景图像帧较为一致.随后,随着鸽子成为前景运动物体,背景图像帧开始更新.从背景更新的实时性来看,PSPCA 和卡尔曼滤波法较好,图 5(e)、(h)、(k)、(h)和(q)分别为鸽子运动后 15 帧时由五种算法对应的更新后的背景图像;从

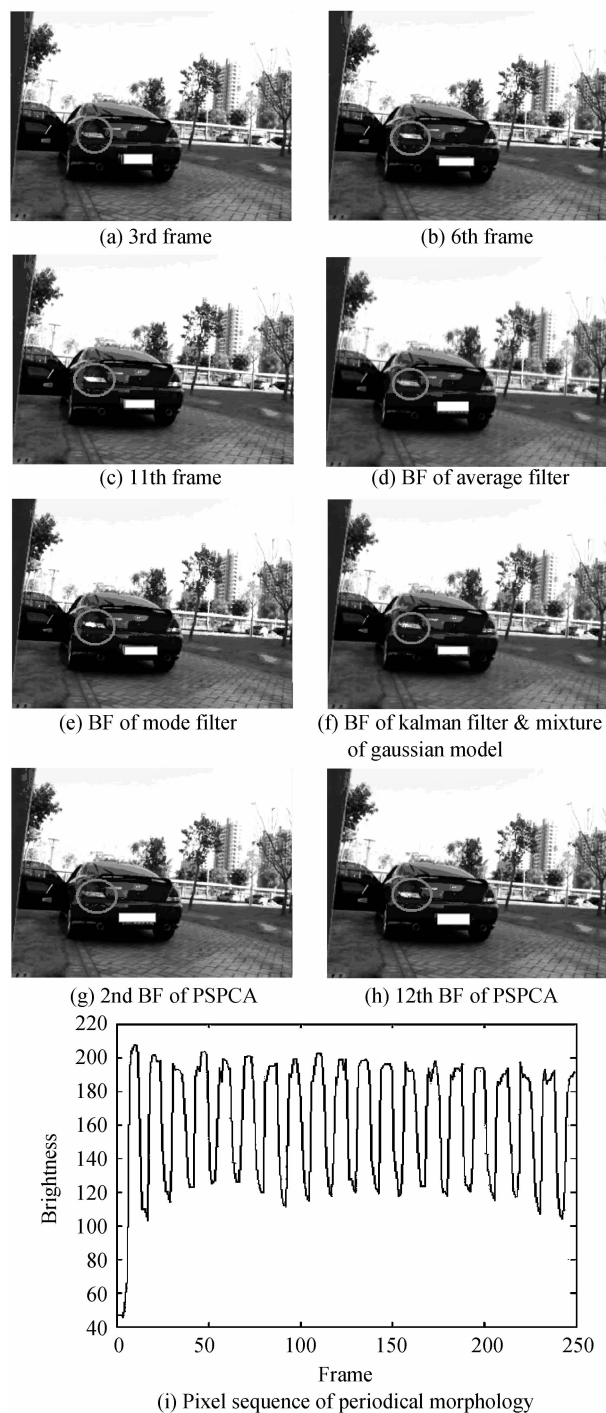


图 4 周期态像素序列场景背景重构

Fig. 4 Background reconstruction for pixel sequence of periodical morphology

背景更新的有效性来看,PSPCA 效果较好且更新速度较快,峰值滤波法居次,卡尔曼滤波法和均值滤波法存在拖影现象,混合高斯模型需较长时间才能消除原始静态物体的影响,图 5(f)、(i)、(l)、(o)和(r)分别为五种算法最终获取的背景更新图像.从实验结果来看,一般情况下,均值滤波法需要延后 45 帧左右完成背景更新,峰值滤波法需要延后 30 帧左右,卡尔曼滤波需要延后 40 帧左右,混合高斯模型需要延后 50 帧左右,PSPCA 算法大概只需要延后

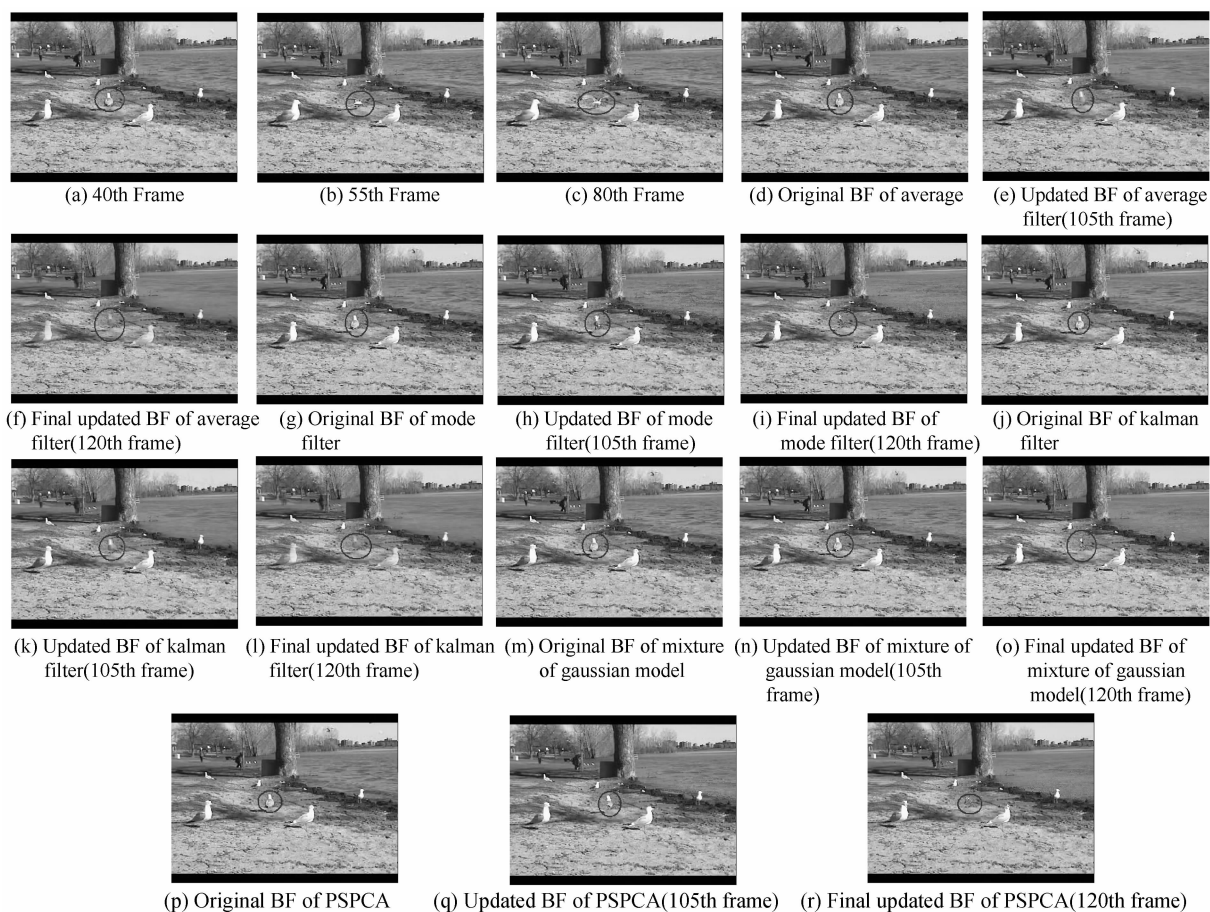


图 5 背景动态变化下的背景更新

Fig. 5 Background update for situation with background changing to moving target

25 帧左右即可完成背景更新. 因此,综合背景更新的实时性和有效性,PSPCA 算法表现较好.

第五个场景中,视频图像的前 40 帧场景如图 6(a),较为稳定;然后一个小孩进入视频,如图 6(b);

孩子的运动状态历时 40 帧左右,然后保持静止状态,如图 6(c). 显然,从 80 帧开始孩子已经成为背景中的一部分而需要进行背景更新. 同样地,选用前面 40 帧用于提取背景图像帧,如图 6(d)、(g)、(j)、

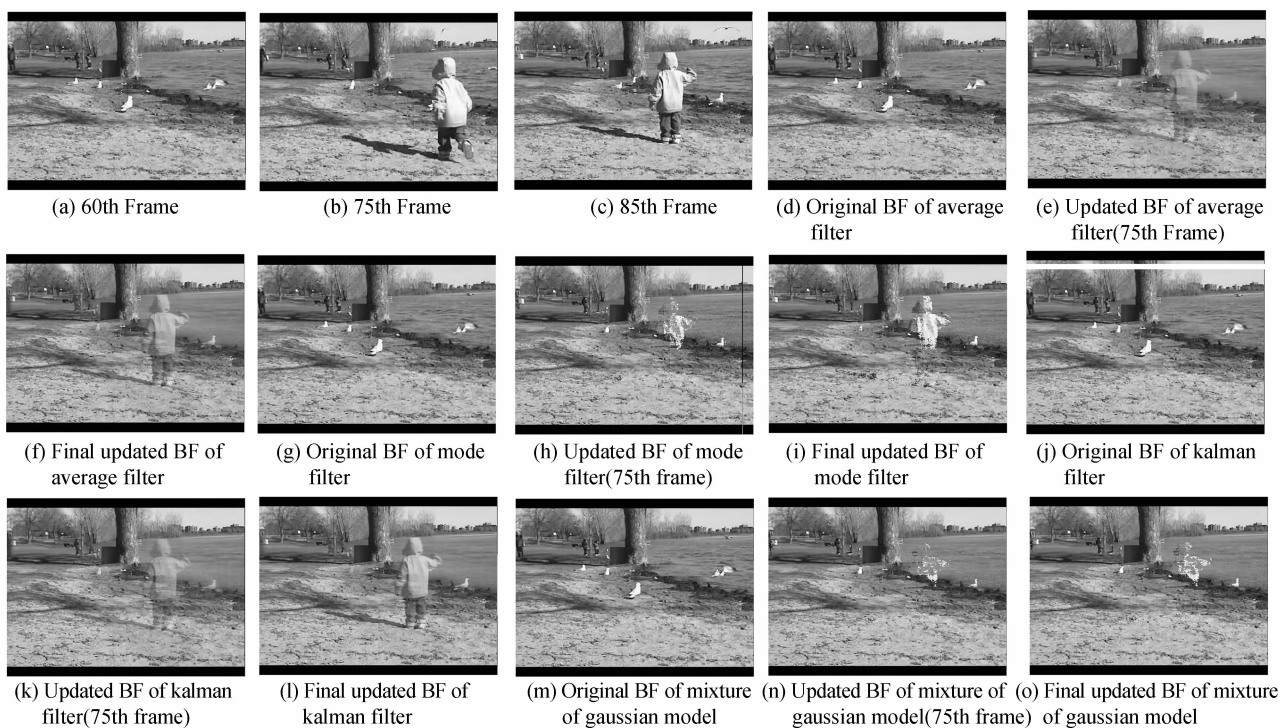




图6 前景物体静止下的背景更新

Fig. 6 Background update for situation with moving target changing to background

(m)和(p). 80 帧后,孩子保持静止,开始背景图像帧更新.从背景更新的实时性来看,均值滤波法和卡尔曼滤波法较好,PSPCA 随后,峰值滤波法和混合高斯模型实时性不佳.图 6(e)、(h)、(k)、(h)和(q)分别为孩子静止后 25 帧时由五种算法对应的更新后的背景图像;从背景更新的有效性来看,卡尔曼滤波法和均值滤波法更新整体轮廓最好,原始背景影响较明显,PSPCA 更新较完整,图像较清晰,但边界轮廓部分欠强化,峰值滤波法和混合高斯模型效果不佳.图 6(f)、(i)、(l)、(o)和(r)分别为孩子静止后 40 帧时由五种算法获取的背景更新图像.从实验结果来看,一般情况下,均值滤波法需要延后 35 帧左右完成背景更新,峰值滤波法需要延后 60 帧左右,卡尔曼滤波需要延后 30 帧左右,混合高斯模型需要延后 75 帧左右,PSPCA 算法需要延后 50 帧左右.因此,综合背景更新的实时性和有效性,PSPCA 算法表现尚可,但图像质量需增强.

5 结论

本文提出一种像素形态适应性的背景重构算法.该算法将时间维度上的像素序列形态用于指导背景图像的提取和更新,从而避免对场景中的背景和目标建立背景模型而直接从含有前景物体的视频图像中重构背景.背景提取更为准确,不但可提取常规背景,还可以就周期形态的像素序列提取周期性背景,背景提取更为多样化.实际图像序列的背景重构实验证明,本文提出的 PSPCA 算法能够很好地完成背景提取和背景更新,背景提取的准确性、背景更新的有效性和背景重构的实时性得到较好地满足.对于周期性背景的重构,本文的算法目前解决了周期性背景的提取和周期性背景像素序列中单一像素的渐进性背景更新和突变性背景更新,尚未就周期性背景像素序列的整体更新和重构进行探讨,如周期性背景背景周期更新和重构等问题,这将是本课题组进一步的工作.

参考文献

- [1] GUPTE S, MASOUD O, MARTIN R F K, *et al.* Detection and classification of vehicles [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2002, **3**(1): 37-47.
- [2] JIA Li-hao, ZOU Jian-hua. Improved background subtraction

based on novel thresholding approach[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 394-400.

贾立好, 邹建华. 基于新的阈值化方法的背景减法改进[J]. *自动化学报*, 2009, **35**(4): 394-400.

- [3] ZENG Yan, YU Lian. A new background subtraction method for on-road traffic[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, **13**(3): 593-599.
- 曾艳, 于廉. 一种新的道路交通背景提取算法及研究[J]. *中国图形图像学报*, 2008, **13**(3): 593-599.
- [4] WU Zhong-shan, LEI Yun-qi, WU Lv-fang, *et al.* An algorithm for extraction and update of background [J]. *Journal of Xiamen University (Natural Science)*, 2008, **47**(3): 348-352.
- 吴中山, 雷蕴奇, 吴绿芳, 等. 一种实用的背景提取与更新算法[J]. *厦门大学学报自然科学版*, 2008, **47**(3): 348-352.
- [5] HOU Zhi-Qiang, HAN Chong-Zhao. A background reconstruction algorithm based on pixel intensity classification [J]. *Journal of Software*, 2005, **16**(9): 1568-1576.
- 侯志强, 韩崇昭. 基于像素灰度归类的背景重构算法[J]. *软件学报*, 2005, **16**(9): 1568-1576.
- [6] HUANG S S, FU L C, HSIAO P Y. Region-level motion-based background modeling and subtraction using MRFs[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(5): 1446-1456.
- [7] 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.
- [8] MAGEE D. Tracking multiple vehicle using foreground, background and motion models [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, **22**(2): 143-155.
- [9] YANG Jun, SHI Zhong-ke. Improved singal gaussian method for traffic background extraction[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **28**(5): 1293-1296.
- 杨珺, 史忠科. 基于改进单高斯模型法的交通背景提取[J]. *光子学报*, 2009, **28**(5): 1293-1296.
- [10] LI Zhi-hui, ZHANG Chang-hai, QU Zhao-wei, *et al.* Background extraction model and shadow detection algorithm in traffic flow video detection [J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2006, **36**(6): 993-997.
- 李志慧, 张长海, 曲昭伟, 等. 交通流视频检测中背景模型与阴影检测算法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2006, **36**(6): 993-997.
- [11] LONG W, YANG Y. Stationary background generation: An alternative to the difference of two images [J]. *Pattern Recognition*, 1990, **23**(12): 1351-1359.
- [12] GLOYER B, AGHAJAN HK, SIU KY, *et al.* Video-Based freeway monitoring system using recursive vehicle tracking [C]. *Proc. of the IS& T-SPIE Symp. on Electronic Imaging: Image and Video Processing* 2421. USA: SPIE, 1995: 173-180.

A Background Reconstruction Algorithm Based on Pixel Sequence Pattern Classification

YU Chun-yan, WU Li-qiao, LI Jian-ming

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: Background reconstruction is a fundamental task of video and image processing. To overcome disadvantages of traditional background reconstruction algorithms, such as complex computation and distortional background, a practical background reconstruction algorithm was proposed based on pixel sequence pattern classification. The pixel sequence patterns, extracted through calculating differences between sequential two frames, were classified by means of pixel sequence patterns' characteristics determined by those differences. Furthermore, independent background extraction and background update mechanisms were destined for pixels with different pixel sequence patterns. Simulation results indicate that correct backgrounds of video with moving targets can be reconstructed without the models of background and moving targets. And, the background can be efficiently updated when background is changed.

Key words: Background reconstruction; Background extraction; Background update; Pixel sequence pattern