

超像素特征的运动目标检测算法

胡昭华^{1,2†}, 张维新¹, 邵晓雯¹

(1. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院, 江苏 南京 210044;

2. 南京信息工程大学 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏 南京 210044)

摘要: 在像素级的背景建模方法中, 由于其反映的只是时间上的连续性, 没有考虑到空间上的相关性, 所以会导致检测目标不完整, 或检测目标呈碎片化的结果, 不利于后续的认识或跟踪. 为此, 本文首先针对ViBe算法对于动态背景不鲁棒的问题进行了改进, 利用样本集的标准差作为动态背景度量值, 实时更新距离阈值和背景模型更新率, 达到对动态背景的鲁棒性; 同时引入了超像素特征, 提出了基于超像素特征的运动目标检测算法. 由于超像素分割具有较好的边缘信息同时超像素数目可控, 所以根据SLIC0超像素分割算法提取超像素特征, 将超像素块中的像素均值作为超像素特征值, 并引入到改进的ViBe算法框架中; 由于超像素分割的数目并不是固定不变的, 所以本文使用初始种子点位置的超像素特征构建背景模型并进行运动目标的检测. 实验表明, 该方法检测结果具有良好的目标边缘信息并可以有效抑制动态背景的干扰.

关键词: ViBe算法; 超像素; 运动目标检测; SLIC0算法; 动态背景

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Moving object detection algorithm with superpixel features

HU Zhao-hua^{1,2†}, ZHANG Wei-xin¹, SHAO Xiao-wen¹

(1. School of Electronic & Information Engineering,

Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China;

2. Jiangsu Collaborative Innovation Center on Atmospheric Environment and Equipment Technology,

Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing Jiangsu 210044, China)

Abstract: The pixel-level background modeling algorithms take into account only the time continuity, without considering spatial correlation. So it causes incomplete detection, which is not conducive to subsequent identification or tracking task. To deal with the above problems, we do the following work. Firstly, the ViBe algorithm is not robust to dynamic background, so a method to measure the dynamic background complexity is proposed by using the samples' standard deviation. And the value is used to update online the background modeling update rate and distance threshold, which can achieve robust detection. Secondly, a moving object detection algorithm based on superpixel features is proposed. The superpixel segmentation results have many advantages, such as better edge information and controllable superpixel number. And superpixel features are extracted using SLIC0 segmentation algorithm, the pixels' mean value in superpixel blocks is used as the feature value, and the superpixel features are used in pixel-level background modeling framework. Finally, due to the number of superpixel features is unstable, so the superpixel features, which are used to construct the background modeling, are located in the same position of initial seed points. Experiments show that the proposed method can obtain better objects edge information and it can effectively reduce the effects of dynamic background.

Key words: ViBe; superpixel; motion objects detection; SLIC0; dynamic background

1 引言(Introduction)

伴随着计算机技术的发展, 运动目标检测技术作为视频运动分析中的核心内容, 一直是近年来研究的热点问题. 它的目的就是通过对视频帧序列之间的关系从而实现快速、准确地检测出监控视频中的运动目标, 以便具有更好的跟踪效果^[1-2]. 而在静态背景下的运

动目标检测领域, 运动目标检测方法主要分为帧间差分法^[3]、光流场法^[4]和背景建模方法.

背景建模法是最常用的目标检测方法, 近几年中比较流行的是无参数背景建模算法. Barnich等人^[5-7]提出了ViBe(visual background extractor)算法, ViBe算法利用相邻像素点具有相近像素值的空间分布特性,

收稿日期: 2017-03-28; 录用日期: 2017-09-14.

†通信作者. E-mail: zhaohua.hu@163.com; Tel.: +86 13584079341.

本文责任编辑: 胡跃明.

国家自然科学基金项目(61601230), 江苏省自然科学基金项目(BK20141004), 江苏省大学生实践创新训练计划项目(201510300036Z)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61601230), National Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20141004) and Student Innovation Training Program of Jiangsu Province (201510300036Z).

为每个背景点存储一个样本集, 然后计算新像素值和样本集的距离区分前、背景. ViBe 具有很好的鲁棒性和实时性, 但特定条件下会出现 Ghost 区域以及对于动态背景处理效果不理想等问题. Hofmann 等人^[8]通过使用像素值对背景进行建模, 提出了 PBAS (pixel-based adaptive segmenter) 算法, 主要是通过背景模型为每个像素点所设立的阈值判定当前像素点为前景点或者背景点, 因此背景模型及每个阈值一直会随着背景的更新而更新. 为了消除复杂环境的影响, Dou 等人^[9]提出了基于循环移位算子的检测算法, 通过对像素点邻域的循环移位构建了一个具有区域信息的背景模型, 实验验证对动态背景具有良好效果. Ge 等人^[10]则将一种算法进行不同参数的融合, 并加入了闪烁点检测, 在 CDnet2012 和 CDnet2014 数据集^[11]中取得了更好的效果. Fan 等人^[12]提出了使用空间信息和自适应阈值改进了 ViBe 算法在阴影检测方面的效果. 除了使用颜色特征, Han 等人^[13]和 Zhang 等人^[14]分别提出了 SILTP 纹理特征和 CSLBP 纹理特征, 考虑了空间信息从而具有更好的检测效果. Sehairi 等人^[15]对目前流行算法在 CDnet 数据集中各种复杂环境下进行了实验测试, 对实际应用具有一定的指导意义.

但是像素级背景建模算法都有一个本质问题, 就是缺少空间信息的支撑, 反映的是每一个像素的特征变化情况, 这样就会导致信息的丢失, 比如运动目标检测不完全, 检测结果中含有大量误检点等情况. St-Charles 等人^[16]提出了 Subsense (self-balanced sensitivity segmenter) 算法, 该算法使用了颜色和纹理特征进行背景模型的构建, 加入了自适应机制并取得了良好的效果. Zhong 等人^[17]在基于像素点建立背景模型的基础上, 增加了目标层级的背景更新方式, 并设置计数器, 通过此计数器控制背景模型更新时间, 但当目标和背景颜色值相近时检测效果不理想. 超像素分割技术则是注重目标内部信息之间的联系, 通过对图像中的像素点进行聚类处理, 从而使得每一个超像素块中的像素点都具有相似的特性, 例如, 颜色、纹理等, 以达到图像分割的目的. Achanta 等人^[18]提出了 SLIC0 法 (simple linear iterative clustering algorithm with 0 parameter). 该算法产生的超像素形状更加规则和均匀, 具有速度快、产生的超像素个数可控、边缘覆盖准确的特点.

针对像素级背景建模方法存在的上述问题, 本文所做工作如下: 首先, 在动态背景中, 针对 ViBe 算法产生的大量误检点从而影响检测效果的问题, 本文对 ViBe 算法进行了改进, 针对其在动态背景下出现大量误检点的问题, 增加了对背景动态程度的度量, 利用背景模型中样本集的标准差作为动态背景度量值, 并根据此度量值对距离阈值和背景模型更新率实时更新, 从而消除背景中动态的扰动对于检测结果的影响;

其次, 由于像素级背景模型方法往往都会有目标检测不完整或呈碎片化的结果, 而 SLIC0 分割算法具有较好的边缘信息同时超像素数目可控的特点, 所以本文利用 SLIC0 算法对图像进行超像素分割从而提取超像素特征, 将超像素块中的所有像素的灰度均值作为超像素特征值, 并将提取的超像素特征引入到改进的 ViBe 算法框架中用于背景模型的构建; 再次, 虽然经过 SLIC0 分割算法产生的超像素数目可控, 但对于相同大小的不同图像, 其分割后的超像素数目在预先设定的超像素数目附近上下波动, 而不是稳定在预先设定的超像素数目上, 由于超像素分割数目确定之后, 其初始种子点位置是固定不变的, 所以本文中使用了前 N 帧相同初始种子点位置上的超像素特征构建背景模型; 最后, 根据背景复杂度度量方式自适应更新距离阈值和背景模型更新率, 使得改进算法在像素级背景模型的基础上, 能够准确地检测出整个运动目标, 保证运动目标外观的完整性, 从而具有更好的鲁棒性. 本文算法称为 SIViBe (superpixel improved ViBe) 算法.

2 改进的 ViBe 算法 (Improved ViBe algorithm)

ViBe 算法背景模型初始化简单快捷, 使用视频序列的第一帧完成初始背景模型的构建. 样本一致性要求当前像素点的特征值与其对应背景模型中的样本值相同或者相似, 所以基于样本一致性的判别方法, 本质上则是基于背景像素值相似的特性进行判别, 进而区分前背景像素点. 样本一致性原理如图 1 所示.

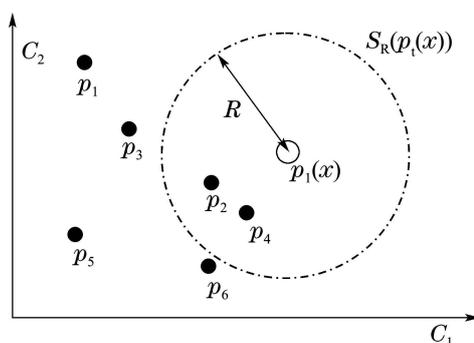


图 1 样本一致性原理图

Fig. 1 Sample consistency principle diagram

图 1 中: p_1, p_2, \dots, p_6 全部为像素点的像素值, $S_R(p_t(x))$ 表示与当前像素值 $p_t(x)$ 距离为 R 的 2-D 欧式空间, R 为距离半径. $p(x)$ 为当前像素点像素值.

在构建初始背景模型阶段, 对于当前像素值 $p(x)$, 在其 8 邻域内随机选取 N 个像素点作为样本, 构建初始样本集 $M(x) = p_1(x), p_2(x), p_3(x), \dots, p_N(x)$. 根据样本一致性原理, 统计距离小于距离阈值 R 的个数, 并与预设个数进行比较从而进行前背景点的判别.

在背景模型更新阶段, 固定不变的距离阈值和更新率导致了 ViBe 算法在动态背景中并不具备很好的鲁棒性, 产生了大量的误检像素点, 故需适当调整更

新率和距离阈值以确保良好的检测效果. 本节提出利用当前像素点背景模型样本集的标准差来度量背景动态程度, 并根据此度量值实时更新距离阈值和背景模型更新率. 若背景动态程度较大, 则适当增大距离阈值, 反之适当地减小距离阈值. 背景模型更新率亦是如此, 若像素点被判别为前景像素点, 则适当减小背景模型更新率, 若像素点被判别为背景像素点, 则适当增大背景模型的更新率以便获得更好地检测效果. 并且只有当该像素点被检测为背景点时, 背景模型才会被更新. 第4.3节会详细介绍具体的实现方式.

3 SLIC0 超像素分割 (SLIC0 superpixel segmentation)

SLIC0, 即简单的线性迭代聚类, 是一种思想简单、实现方便的超像素分割算法. 该算法是先为每一个彩色像素点赋予一个5维特征向量, 分别是彩色图像转化后的CIELab颜色空间和XY坐标, 然后利用构造的5维向量距离度量标准对图像像素进行局部聚类并生成最终分割结果.

SLIC0超像素分割实现的步骤大体如下: 首先初始化聚类中心, 即按照预先给定的超像素个数, 在整幅图像中均匀分配种子点; 其次在种子点的邻域内重新选择种子点, 即计算该种子点邻域内所有像素点的梯度值, 并把该邻域内梯度最小的像素点定为新的种子点; 再次为在每个种子点周围的邻域内的所有像素点分配类标签; 从此对于搜索到的像素点, 计算它和对应该种子点的距离, 当像素点会被多个种子点搜索到, 则计算出该像素点与周围种子点的距离的最小值, 并用该最小值所对应的种子点作为该像素点的聚类中心; 最后在搜索完成之后, 需要进行不断迭代优化直到每个像素点聚类中心不再发生变化.

SLIC0算法在分割过程中只需预先设定分割超像素的个数 K , 图2显示了不同 K 值情况下SLIC0算法的不同分割效果, 相比其他的超像素分割方法, SLIC0在运行速度、生成超像素的紧凑度、轮廓保持方面都比较理想.

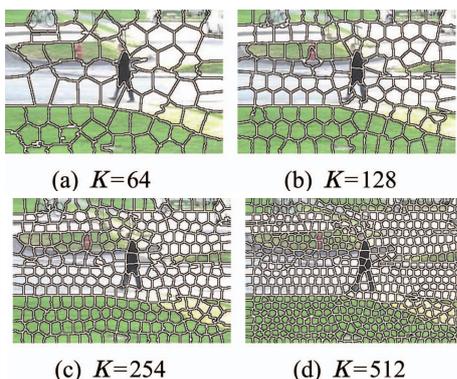


图2 不同 K 值情况下SLIC0分割效果

Fig. 2 SLIC0 segmentation results under different K values

4 基于超像素特征的运动目标检测(Moving object detection with superpixel features)

为了解决像素级运动目标检测算法只能反映像素级信息而不能反映局部信息变化程度的问题, 本文采用了SLIC0超像素分割算法用于产生超像素特征. 因为SLIC0超像素分割算法具有分割效果好, 生成的超像素形状规则同时超像素数目可控等优点, 所以本文选用超像素特征代替颜色特征进行背景建模以及运动目标检测. 超像素特征相比于像素特征具有更加完整的边界信息, 但仍然有可能出现误检情况, 例如在动态背景中背景超像素块有可能被检测为前景超像素块, 这将直接导致整个超像素块中的所有像素点全部发生误检. 为了提高算法的普适性, 则需要在背景模型中实时更新距离阈值和背景模型更新率. 本文的SIViBe算法流程图如图3所示.

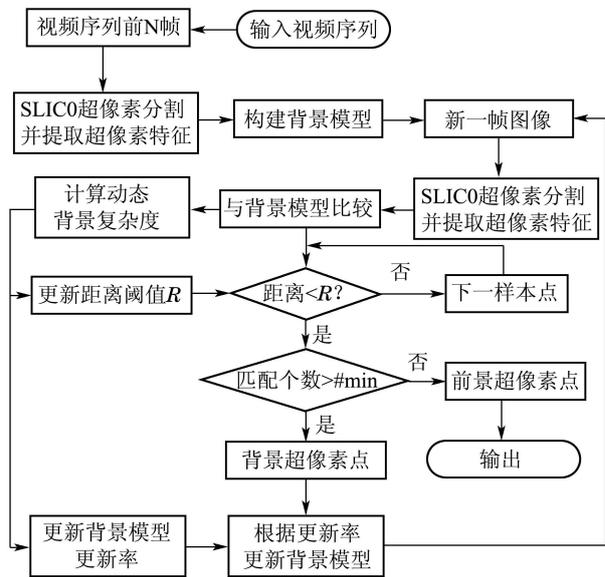


图3 SIViBe算法框架图

Fig. 3 SIViBe algorithm framework

对于待检测的视频序列, 首先, 输入视频前 N 帧完成背景模型的构建: 通过超像素分割算法SLIC0实现图像的分割, 提取超像素特征, 即对于每一个超像素块计算其中所有像素点像素值均值作为其特征值, 并使用前 N 帧的超像素块特征值构建背景模型; 其次, 对于新一帧图像, 则采用样本一致性策略实现样本的判别, 首先提取其超像素特征并与背景模型进行比较, 统计距离小于距离阈值 R 的个数, 并与预设阈值 $\# \min$ 进行比较; 再次, 若匹配个数小于或等于预设阈值 $\# \min$, 则判别为前景超像素块, 否则判定为背景超像素块, 并依据一定的概率更新样本模型; 最后, 在样本模型更新阶段, 使用样本值的标准差作为背景复杂度的度量, 并使用该度量值实时更新距离阈值和背景模型更新率.

4.1 初始背景模型构建(Construction of initial background model)

在初始背景模型构建阶段, 本文引入了超像素特征. 使用SLIC0超像素分割算法分割之后的超像素块的像素均值作为该超像素特征的特征值, 特征值计算公式如式(1)所示.

$$SF_i = \frac{\sum p(x)}{\#S_i}, \quad (1)$$

其中: $p(x)$ 为每个超像素块中的像素点的像素值, 而 S_i 为第 i 个超像素块, $\#S_i$ 为第 i 个超像素块中像素点个数, SF_i 则为第 i 个超像素块的特征值.

ViBe算法的背景样本值取自像素点周围8邻域内的随机值, 构成了 N 个样本. 但在以超像素为特征的背景模型中样本的取值并不采用传统ViBe算法的样本取值方案, 因为超像素分割具有良好的边缘分割效果, 而其周围的超像素的特征值则有可能会差的很远, 并不具有邻域像素点相同的特性, 所以不能使用第一帧完成初始背景模型的构建. 为了更好地检测效果, 本文直接采用了前 N 帧相同位置的超像素特征值为每一个超像素点构建初始样本模型. 构建的初始样本模型表示如式(2)所示.

$$M_i = \{SF_i^1, SF_i^2, SF_i^3, \dots, SF_i^N\}, \quad (2)$$

其中: M_i 为第 i 个超像素块的样本模型, 为每一个超像素块构建 N 个样本, 而 SF_i^N 则表示第 i 个超像素块的第 N 个样本值.

SLIC0超像素分割算法的一个优势便是超像素数目可控, 需根据输入的超像素个数在整幅图像内均匀分配种子点, 然后进行聚类操作, 但是经过后续的迭代优化后可能会出现一些瑕疵, 比如, 出现多连通情况、超像素尺寸过小或者单个超像素被切割成多个不连续超像素等, 采用增强连通性解决上述问题, 建立标记表并按照从左到右, 从上到下的“Z”型顺序查找, 采用的连通分量的概念, 根据4邻域连通算法, 可以扩展超像素区域, 同时可以判断连通分量的面积, 如果面积过小, 则将连通分量的分类分给最近的超像素类别, 实现更好的分割效果. 遍历所有超像素后, 最终实现超像素分割, 并且分割效果好, 形状规则.

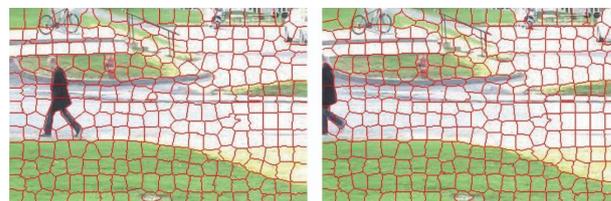
这种优化方法同时带来一个问题, 也就是分割后的超像素数目和预先设定的超像素数目不一定是一致的, 会存在一定的出入. 如图4所示.

在图4中, 初始 K 值均设定为256, 由于超像素数目的不确定性直接导致了图4(a)中的超像素个数为262个, 而图4(b)中超像素个数为260个, 但基本都在超像素分割个数 K 上下波动. 所以由于此特性并不能直接使用每一个超像素特征值作为样本值.

若是摄像机静止情况下的运动目标检测, 视频序列中相同位置的超像素特征值应该都是相似的. 在这

种情况下, 本文使用了初始种子点所在位置上的超像素特征值作为样本值构建背景模型. 所以对于整幅图像而言, 就会构建 K 个样本集. 因而整幅图像的背景模型如式(3)所示.

$$M = \{M_1, M_2, M_3, \dots, M_i, \dots, M_K\}. \quad (3)$$



(a) 超像素个数为262个 (b) 超像素个数为260个

图 4 视频序列和分割结果

Fig. 4 Video sequence and segmentation results

4.2 前景检测(Foreground detection)

在背景模型构建完成之后, 对于新的一帧图像, 计算其每一个超像素块与该超像素块的样本集之间的欧氏距离, 并与预先设定的距离阈值 R 进行比较, 统计距离小于 R 的个数并与预先设定的匹配阈值进行比较, 若小于该阈值, 则判断该超像素块为前景块, 反之则为背景块. 如图1所示.

为了避免某一样本长期保留在背景模型中, 从而影响背景模型的精确性, 故而需要对背景模型进行更新, 引入随机更新机制, 即当超像素块完成判别之后, 若该超像素块属于背景块, 则有 $1/\delta$ 的概率更新背景样本集, 即从背景样本中随机选取一个样本值 SF^j 并用当前超像素特征值 SF^t 取代, 从而更新背景样本集. 所以, 该机制保证了背景模型中样本的生命周期呈指数衰减, 从而能有效地适应场景的变化.

4.3 背景更新(Background update)

在ViBe算法中, 背景模型更新拥有一个固定的更新率 $1/\delta$, 固定更新率不能随着背景的变化而变化, 对于动态背景情况下, 例如水的波纹, 树叶的抖动等, 就会出现大量背景点被错误地检测为前景点的情况, 所以固定的更新率和距离阈值不能很好地适用于动态背景, 应当调整更新率和距离阈值以确保良好的检测效果. 本文提出利用当前超像素块背景模型样本集的标准差来度量背景动态程度. 对于当前超像素特征值 SF^t 与背景模型中 N 个样本值, 将其标准差 σ 作为该超像素块背景复杂度的度量, 当某一超像素块保持背景块或者前景块的时候, 动态背景块的标准差值就比较大, 这样就可以区分出动态背景, 而当某一超像素块刚刚从前景块变成背景块或者从背景块变成前景块的时候, 标准差值虽难以区分动态背景和非动态背景点, 但对于结果的影响微乎其微, 甚至可以忽略不计. 背景复杂度的度量公式如式(4)所示.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \left[\text{SF}^n - \frac{\sum_{m=1}^N |\text{SF}^t - \text{SF}^m|}{N} \right]^2}. \quad (4)$$

根据上述动态背景复杂度 σ 实时更新距离阈值,对于背景动态程度较大的视频序列,应适当增大距离阈值,从而降低动态背景对检测结果造成的影响,同时该距离阈值不适宜过高,否则将导致后续帧中,前景超像素块将被检测为背景块,反之则应当减小距离阈值,同时该距离阈值也不适宜过低,否则将导致后续帧中,背景超像素块将被检测为前景超像素块.这样就可以保证一直处于合理的变化范围之内.距离阈值的更新公式如式(5)所示.

$$R = \begin{cases} R + \sigma \cdot \beta, & R > \sigma \cdot \alpha, \\ R - \sigma \cdot \beta, & R \leq \sigma \cdot \alpha, \end{cases} \quad (5)$$

其中 α, β 是预先设定的一个系数.本文中 α, β 分别取值为0.16和0.01.

而对于背景模型更新概率 $1/\delta$,采用和距离阈值较为类似的处理方式对更新概率进行自适应处理.及当该超像素块被判别为前景超像素块时,应该适当减小

背景模型更新概率,反之适当增大背景模型的更新概率,并且只有当该超像素块为背景超像素块时,才会进行背景模型的更新.背景模型更新概率的更新方式如式(6)所示.

$$\delta = \begin{cases} \delta + \sigma \cdot \gamma, & \text{res} = 1, \\ \delta - \sigma \cdot \gamma, & \text{res} = 0, \end{cases} \quad (6)$$

其中: $\text{res} = 1$ 表示当前超像素被检测为前景, $\text{res} = 0$ 表示当前超像素被检测为背景, γ 也是预先设定好的系数.

5 实验结果分析(Experimental result analysis)

本算法是在硬件平台AMD A6, 4GB RAM, 软件开发环境Windows10, MATLAB2014a下完成测试工作的.本实验中使用了25个样本值作为每个超像素块的样本集,匹配个数设为了2,而本实验选取的视频序列集是changedetection.net数据集,其中选取了snowFall, Blizzard, Pedestrian, StreetLight, canoe5个视频序列进行了实验验证,并选取了ViBe算法、KDE算法^[19]、PBAS算法做了对比实验,本章算法实验结果如图5所示.

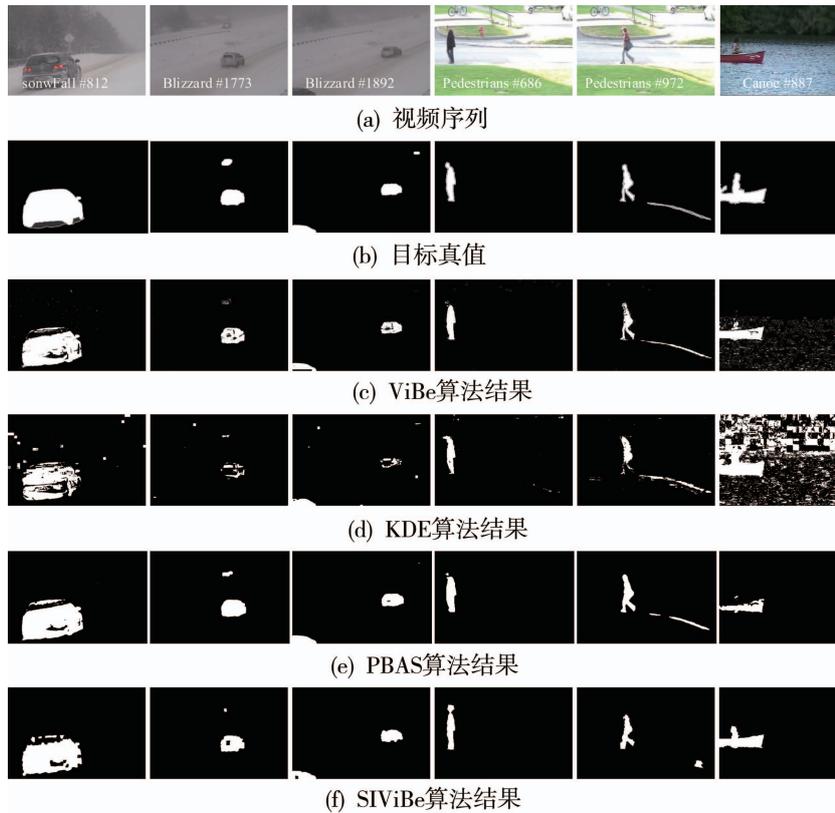


图5 SIViBe算法实验结果

Fig. 5 SIViBe algorithm experimental results

在图5中,图(a)均为五个视频中的某一帧,图(b)均为运动目标检测真值,图(c)均为采用ViBe算法的运动目标检测结果,图(d)均为采用KDE算法的运动目标检

测结果,图(e)均为采用PBAS算法的运动目标检测结果,图(f)均为采用SIViBe算法的运动目标检测结果.

由图5可以看出,相比于像素级背景建模方法,

SIViBe算法由于结合了超像素分割算法, 使得其具有更好的外观描述, 同时基本可以无视背景中的噪声点, 因为像素级过小的变化对于一个超像素块来说, 影响是微乎其微的. 例如在图(a)的canoe视频序列中, ViBe算法在动态背景下出现了许多的噪声点, 同时还出现了误检, 原本没有的目标被错误检测为前景目标(如图(c)所示), 图(d)的KDE算法和图(e)的PBAS算法则基本检测失败, 而SIViBe算法则基本没有噪声点, 虽然相比于真值还是缺少了一些信息, 但是在几种算法当中表现最好. 在图(a)pedestrian视频序列第972帧中, 由于超像素的特性也避免了人后面的长长的拖影而导致的误检. 在blizzard视频序列中, SIViBe算法和PBAS算法的检测结果也是比较接近于目标真值的, ViBe算法和KDE算法都有很多的误检和漏检现象. 在snowFall视频序列中, 由于背景的超像素分割结果并不理想, 所以直接导致SIViBe算法发生了漏检现象. 所以, 相比于传统算法和目前一些算法, 结合了超像素块所包含的区域信息的SIViBe算法具有一定的优势, 表现效果更好, 更有利于后期的运动目标识别或者目标跟踪等.

同时, 本文算法在速度上也有较大的提升. 表1描述了上述4个视频序列中速度上的对比, 选取的是每个视频序列的每帧处理平均时间作为对比. 其中blizzard视频序列选取1-7000帧, snowFall视频序列选取1-6500帧, pedestrians视频序列选取1-1099帧, canoe视频序列选取1-1189帧, 具体每帧处理平均时间如表1所示, 表中s代表时间单位秒.

表 1 各算法每帧处理平均时间对比

Table 1 Average time comparison of algorithms

	snowfall	blizzard	pedestrians	canoe
视频序列大小	720*480	720*480	360*240	320*240
KDE算法	0.2227 s	0.2073 s	0.0614 s	0.0585 s
ViBe算法	6.1018 s	5.6714 s	1.6750 s	1.4341 s
PBAS算法	7.3011 s	6.8770 s	1.9957 s	1.8329 s
SIViBe算法	0.8448 s	0.8266 s	0.1088 s	0.0967 s

本文时间对比是建立在MATLAB程序基础上的时间对比结果, 由对比结果可以看出, SIViBe算法在速度上相比于ViBe算法和PBAS算法均有较大提升, 在视频序列较小的情况下基本可以满足实时性的要求. 而对于相同视频序列大小的snowFall视频序列和blizzard视频序列, 由于snowFall视频序列中整体背景较多, 所以需要更多的处理操作, 例如更多的背景更新等等步骤, 所以导致了snowFall视频序列处理时间要稍高于blizzard视频序列.

实验证明, 联合了超像素分割的SIViBe算法可以更好地表达边界信息, 同时相比于像素级的背景模型算法, 由于超像素分割相当快速, 所以SIViBe算法在

速度上很快, 可以有几十到几百倍的提升, 但有碍于超像素的分割效果, 对部分视频序列的检测结果会有一些影响, 如图5中pedestrians视频序列第686帧, 原视频序列中人的头部是微朝下的, 但是检测结果更像是昂头行走, 以及在972帧中, 行人的腿部的检测结果由于超像素的特性导致其并不贴合实际结果, 显得过于粗大, 同时头部下方边缘又不是很清晰. 所以本算法适用于超像素分割效果良好、形状也较规则, 但不适合检测过细过长的物体.

6 结束语(Conclusions)

像素级的运动目标检测算法通常都会有运动目标检测不完整、动态背景下容易产生误检等缺点. 超像素分割则是对像素点进行聚类操作, 使得相似像素点聚类到一个超像素块当中. 在超像素分割算法中, SLIC0算法又具有分割效果较好, 可以保持较好的目标边界信息等优点. 所以本文使用了超像素特征作为输入, 并使用了改进的ViBe算法框架, 对于每一个超像素块, 将其中像素点的像素值均值作为该像素块的特征值, 使得输入特征包含了像素级信息和区域信息, 可以具有更好的检测结果. 但是由于超像素数目的不确定性, 所以利用在初始种子点的位置所在的超像素块作为固定的特征取值位置. 在样本集的选择上, 本文选用了前 N 帧图像相同位置的特征值构建背景模型. 初始背景模型构建完成之后, 使用了距离阈值和背景模型更新率自适应地改进ViBe算法主体框架完成了运动目标检测, 同时取得了良好效果, 同时检测算法的速度也得到大大提升, 一幅图像的检测速度可以提高百倍以上.

参考文献(References):

- [1] XU Yang, WU Chengdong, CHEN Dongyue, et al. Moving object detection and tracking based on geodesic active contour model [J]. *Control Theory & Applications*, 2012, 29(6): 747 - 753. (徐杨, 吴成东, 陈东岳, 等. 采用测地线活动轮廓模型检测与跟踪运动目标 [J]. *控制理论与应用*, 2012, 29(6): 747 - 753.)
- [2] YUAN Jing, LIU Gangdun, SUN Qinxuan. Moving target tracking of mobile robots with fusion of laser scanner and monocular camera [J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(2): 196 - 204. (苑晶, 刘钢墩, 孙沁璇. 激光与单目视觉融合的移动机器人运动目标跟踪 [J]. *控制理论与应用*, 2016, 33(2): 196 - 204.)
- [3] GAN Minggang, CHEN Jie, LIU Jin, et al. Moving object detection algorithm based on three-frame-differencing and edge information [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(4): 894 - 897. (甘明刚, 陈杰, 刘劲, 等. 一种基于三帧差分 and 边缘信息的运动目标检测方法 [J]. *电子与信息学报*, 2010, 32(4): 894 - 897.)
- [4] PAUL M, HAQUE S M E, CHAKRABORTY S. Human detection in surveillance videos and its applications — a review [J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2013, 2013(1): 1 - 16.
- [5] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a universal background subtraction algorithm for video sequences [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 20(6): 1709 - 1724.

- [6] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences [C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. Washington: IEEE Computer Society, 2009: 945 – 948.
- [7] VAN DROOGENBROECK M, PAQUOT O. Background subtraction: experiments and improvements for ViBe [C] // *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Providence, RI, USA: IEEE, 2012: 32 – 37.
- [8] HOFMANN M, TIEFENBACHER P, RIGOLL G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter [C] // *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Providence: IEEE, 2012: 38 – 43.
- [9] DOU J, QIN Q, TU Z. Background subtraction based on circulant matrix [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2017, 11(3): 407 – 414.
- [10] GE W, GUO Z, DONG Y, et al. Dynamic background estimation and complementary learning for pixel-wise foreground/background segmentation [J]. *Pattern Recognition*, 2016, 59(C): 112 – 125.
- [11] WANG Y, JODOIN P M, PORIKLI F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset [C] // *Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Columbus: IEEE, 2014: 393 – 400.
- [12] FAN Z, LU Z, LI J, et al. Robust motion detection based on the enhanced ViBe [J]. *IEEE Transactions on Information & Systems*, 2015, 98(9): 1724 – 1726.
- [13] HAN H, ZHU J, LIAO S, et al. Moving object detection revisited: speed and robustness [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, 25(6): 910 – 921.
- [14] ZHANG E H, LI Y C, DUAN J H. Moving object detection based on confidence factor and CSLBP features [J]. *The Imaging Science Journal*, 2016, 64(5): 253 – 261.
- [15] SEHAIRI K, CHOUIREB F, MEUNIER J. Comparative study of motion detection methods for video surveillance systems [J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2017, 26(2): 023025.
- [16] ST-CHARLES P L, BILODEAU G A, BERGEVIN R. Subsense: a universal change detection method with local adaptive sensitivity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(1): 359 – 373.
- [17] ZHONG Z, ZHANG B, LU G, et al. An adaptive background modeling method for foreground segmentation [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2017, 18(5): 1109 – 1121.
- [18] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274 – 2282.
- [19] DING J, LI M, HUANG K, et al. Modeling complex scenes for accurate moving objects segmentation [C] // *Asian Conference on Computer Vision*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010: 82 – 94.

作者简介:

胡昭华 (1981–), 女, 副教授, 博士, 目前研究方向为视觉跟踪、模式识别, E-mail: zhaohua.hu@163.com;

张维新 (1993–), 男, 硕士研究生, 目前研究方向为模式识别、目标检测, E-mail: weixin_zh@163.com;

邵晓雯 (1996–), 女, 本科生, 目前研究方向为模式识别、计算机视觉, E-mail: z Zoe_0730@163.com