



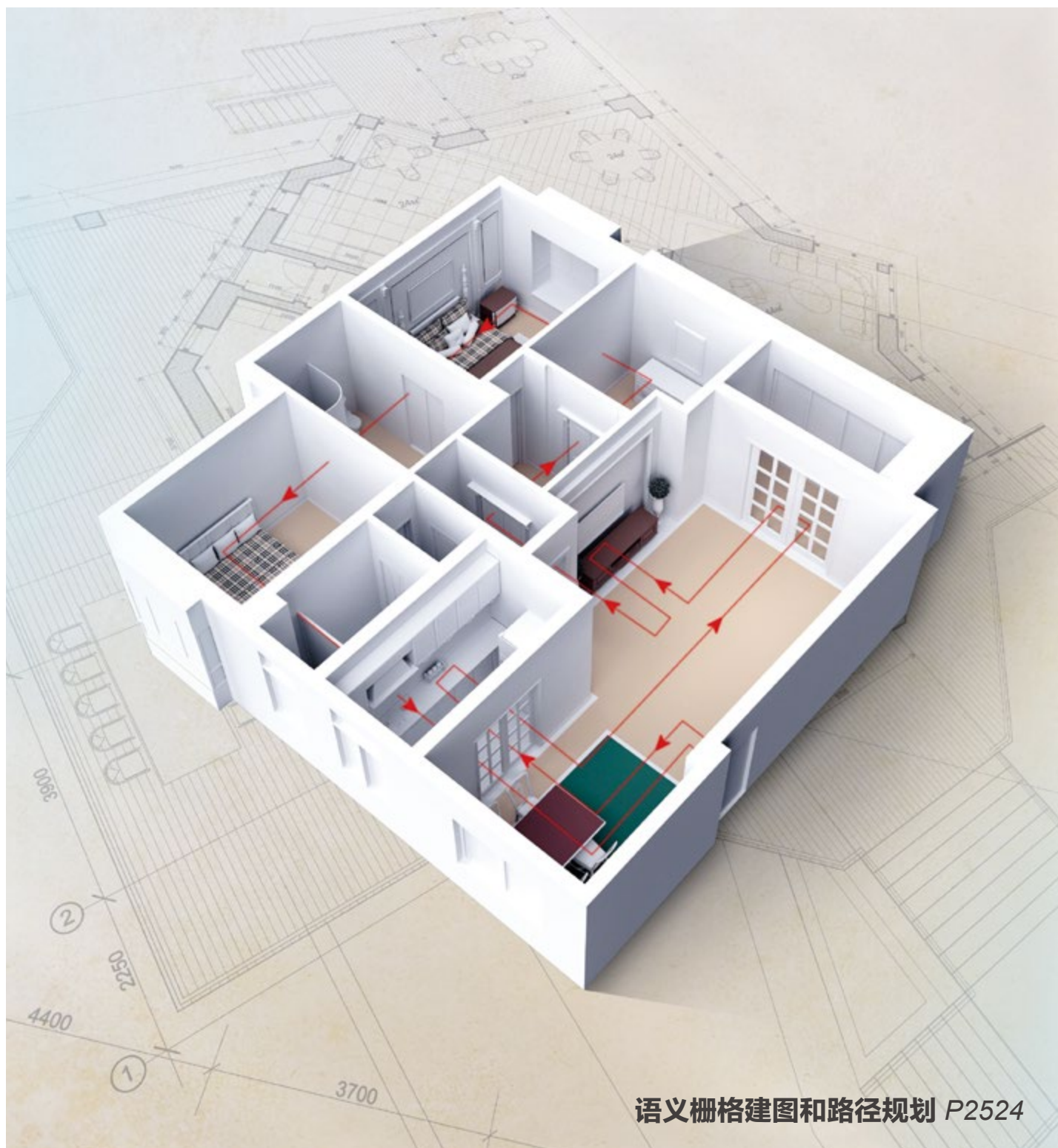
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2021
10
VOL.26

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



语义栅格建图和路径规划 P2524



第26卷第10期（总第306期）
2021年10月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
通信地址 北京市海淀区北四环西路19号
邮 编 100190
电子信箱 jig@aircas.ac.cn
电 话 010-58887035
网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

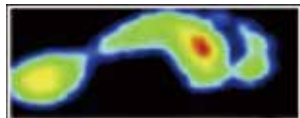
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District, Beijing, P. R. China
Zip code 100190
E-mail jig@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



穿鞋足迹序列的足迹能量图组表达与识别(第2357页)



时空图卷积网络与注意机制的视频目标分割(第2376页)



双光流网络指导的视频目标检测(第2473页)

综述

图像分类的深度卷积神经网络模型综述

张珂, 冯晓晗, 郭玉荣, 苏昱坤, 赵凯, 赵振兵, 马占宇, 丁巧林 2305

中国图像工程25年

章毓晋 2326

数据集论文

FGSC-23: 面向深度学习精细识别的高分辨率光学遥感图像舰船目标数据集

姚力波, 张筱晗, 吕亚飞, 孙炜玮, 李孟洋 2337

图像处理和编码

并行生成网络的红外—可见光图像转换

余佩伦, 施佳, 王晗 2346

图像分析和识别

穿鞋足迹序列的足迹能量图组表达与识别

王新年, 于丹, 张涛 2357

时空图卷积网络与注意机制的视频目标分割

姚睿, 夏士雄, 周勇, 赵佳琦, 胡伏原 2376

多支路协同的RGB-T图像显著性目标检测

蒋亭亭, 刘昱, 马欣, 孙景林 2388

改进R-FCN模型的小尺度行人检测

刘万军, 董利兵, 曲海成 2400

边缘与区域不一致性引导下的图像拼接篡改检测网络

蒋小玉, 刘春晓 2411

图像理解和计算机视觉

各向异性导向滤波的红外与可见光图像融合

刘明威, 王任华, 李静, 焦映臻 2421

卷积稀疏与细节显著图解析的图像融合

杨培, 高雷阜, 訾玲玲 2433

计算机图形学

利用距离与内能极小平滑链接Bézier曲线

李军成, 刘成志, 刘珊君 2450

NCIG 2020

结合置信度加权融合与视觉注意机制的前景检测

成科扬, 孙爽, 王文杉, 师文喜, 李鹏, 詹永照 2462

双光流网络指导的视频目标检测

尉婉青, 禹晶, 史薪琪, 肖创柏 2473

生成对抗网络驱动的图像隐写与水印模型

郑钢, 胡东辉, 戈辉, 郑淑丽 2485

融合语义—表观特征的无监督前景分割

李熹, 马惠敏, 马洪兵, 王弈冬 2503

场景视点偏移的激光雷达点云分割

郑阳, 林春雨, 廖康, 赵耀, 薛松 2514

激光—相机系统语义栅格建图和路径规划

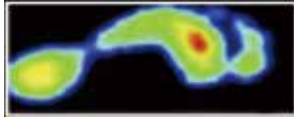
丁梦远, 郭迟, 黄凯 2524

融合词袋连通图的图像检索特征选择

李国祥, 王继军, 马文斌 2533

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Shoeprint sequence representation and recognition using shoeprint energy map set (P2357)



Spatial-temporal video object segmentation with graph convolutional network and attention mechanism(P2376)



Dual optical flow network-guided video object detection(P2473)

Review

Overview of deep convolutional neural networks for image classification

Zhang Ke, Feng Xiaohan, Guo Yurong, Su Yukun, Zhao Kai, Zhao Zhenbing, Ma Zhanyu, Ding Qiaolin 2305

Twenty-five years of image engineering in China

Zhang Yujin 2326

Dataset

FGSC-23: a large-scale dataset of high-resolution optical remote sensing image for deep learning-based fine-grained ship recognition

Yao Libo, Zhang Xiaohan, Lyu Yafei, Sun Weiwei, Li Mengyang 2337

Image Processing and Coding

Infrared-to-visible image translation based on parallel generator network

Yu Peilun, Shi Quan, Wang Han 2346

Image Analysis and Recognition

Shoeprint sequence representation and recognition using shoeprint energy map set

Wang Xinnian, Yu Dan, Zhang Tao 2357

Spatial-temporal video object segmentation with graph convolutional network and attention mechanism

Yao Rui, Xia Shixiong, Zhou Yong, Zhao Jiaqi, Hu Fuyuan 2376

Multi-path collaborative salient object detection based on RGB-T images

Jiang Tingting, Liu Yu, Ma Xin, Sun Jinglin 2388

Small-scale pedestrian detection based on improved R-FCN model

Liu Wanjun, Dong Libing, Qu Haicheng 2400

Edge and region inconsistency-guided image splicing tamper detection network

Jiang Xiaoyu, Liu Chunxiao 2411

Image Understanding and Computer Vision

Infrared and visible image fusion with multi-scale anisotropic guided filtering

Liu Mingwei, Wang Renhua, Li Jing, Jiao Yingzhen 2421

Image fusion method of convolution sparsity and detail saliency map analysis

Yang Pei, Gao Leifu, Zi Lingling 2433

Computer Graphics

Smoothing linked Bézier curves by distance and internal energy minimization

Li Juncheng, Liu Chengzhi, Liu Shanjun 2450

NCIG 2020

Foreground detection via fusing confidence by weight and visual attention mechanism

Cheng Keyang, Sun Shuang, Wang Wenshan, Shi Wenxi, Li Peng, Zhan Yongzhao 2462

Dual optical flow network-guided video object detection

Yu Wanjing, Yu Jing, Shi Xinqi, Xiao Chuangbai 2473

End-to-end image steganography and watermarking driven by generative adversarial networks

Zheng Gang, Hu Donghui, Ge Hui, Zheng Shuli 2485

Semantic-apparent feature-fusion-based unsupervised foreground segmentation method

Li Xi, Ma Huimin, Ma Hongbing, Wang Yidong 2503

LiDAR point cloud segmentation through scene viewpoint offset

Zheng Yang, Lin Chunyu, Liao Kang, Zhao Yao, Xue Song 2514

Semantic grid mapping and path planning combined with laser-camera system

Ding Mengyuan, Guo Chi, Huang Kai 2524

Feature selection method for image retrieval based on connected graphs and bag of words

Li Guoxiang, Wang Jijun, Ma Wenbin 2533

中图法分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2021)10-2462-11

论文引用格式: Cheng K Y, Sun S, Wang W S, Shi W X, Li P and Zhan Y Z. 2021. Foreground detection via fusing confidence by weight and visual attention mechanism. Journal of Image and Graphics, 26(10): 2462-2472 (成科扬, 孙爽, 王文杉, 师文喜, 李鹏, 詹永照. 2021. 结合置信度加权融合与视觉注意机制的前景检测. 中国图象图形学报, 26(10): 2462-2472) [DOI:10.11834/jig.200367]

结合置信度加权融合与视觉注意机制的前景检测

成科扬^{1*}, 孙爽¹, 王文杉², 师文喜³, 李鹏³, 詹永照¹

1. 江苏大学计算机科学与通信工程学院, 镇江 212013; 2. 社会安全风险感知与防控大数据应用
国家工程实验室, 北京 100846; 3. 新疆联海创智信息科技有限公司, 乌鲁木齐 830011

摘要: **目的** 在视频前景检测中, 像素级的背景减法检测结果轮廓清晰, 灵活性高。然而, 基于样本一致性的像素级分类方法不能有效利用像素信息, 遇到颜色伪装和出现静止前景等复杂情形时无法有效检测前景。为解决这一问题, 提出一种基于置信度加权融合和视觉注意的前景检测方法。**方法** 通过加权融合样本的颜色置信度和纹理置信度之和判断前景, 进行自适应更新样本的置信度和权值; 通过划分子序列结合颜色显著性和纹理差异度构建视觉注意机制判定静止前景目标, 使用更新置信度最小样本的策略保持背景模型的动态更新。**结果** 本文方法在 CDW2014 (change detection workshops 2014) 和 SBM-RGBD (scene background modeling red-green-blue-depth) 数据集上进行检测, 相较于 5 种主流算法, 本文算法的查全率和精度相较于次好算法分别提高 2.66% 和 1.48%, 综合性能最优。**结论** 本文算法提高了在颜色伪装和存在静止前景等复杂情形下前景检测的精度和召回率, 在公开数据集上得到更好的检测效果。可将其应用于存在颜色伪装和静止前景等复杂情形的视频监控中。

关键词: 目标检测; 前景检测; 置信度; 颜色伪装; 视觉注意; 静态前景

Foreground detection via fusing confidence by weight and visual attention mechanism

Cheng Keyang^{1*}, Sun Shuang¹, Wang Wenshan², Shi Wenxi³, Li Peng³, Zhan Yongzhao¹

1. School of Computer Science and Telecommunications Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China;
2. National Engineering Laboratory for Public Safety Risk Perception and Control by Big Data, Beijing 100846, China;
3. Xinjiang Lianhaichuangzhi Information Technology CO., LTD., Urumqi 830011, China

Abstract: **Objective** In the field of intelligent video surveillance, video target detection serves as a bottom-level task for high-level video analysis technologies such as target tracking and re-recognition, and the false detection and missing detection of low-level target detection are amplified layer by layer. Therefore, improving the accuracy of foreground target detection has important research value. In the foreground detection of video, the result of pixel-level background subtraction is clear and flexible. However, the pixel-level classification method based on sample consistency cannot make full use of the pixel information effectively and obtain full foreground mask when meeting the complex situation of color camouflage and static object, such as error detection of foreground pixels and missing foreground. An algorithm is proposed based on fusing confidences with weight and visual attention to solve this problem effectively. **Method** The advantage of this method is to make

收稿日期: 2020-08-10; 修回日期: 2020-09-22; 预印本日期: 2020-09-29

* 通信作者: 成科扬 kycheng@ujs.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(61972183, 61672268); 社会安全风险感知与防控大数据应用国家工程实验室主任基金项目

Supported by: National Natural Science Foundation of China(61972183, 61672268)

full use of the credibility of the sample to construct the background model, combine the secondary detection of color level and texture dimension to overcome the problem of color camouflage effectively, and construct attention mechanism to detect static foreground. The proposed model contains three modules. First, considering the prospect of double-dimension missing detection, the foreground is determined by the sum of fusing with color confidence and texture confidence based on weight. The color confidence and texture confidence of strong correlation samples are summed, and then weighted sum is determined. If it is less than the minimum threshold, then it is judged as foreground; otherwise, it is background. Then, the confidence and weight of the samples are updated adaptively. For the pixels detected as background, the sample template with the minimum confidence in the model is replaced by the current pixel information. If the distance between the current frame pixel and the sample in the model is greater than the given distance threshold, then the sample is valid. The confidence of the effective sample is reduced, and the confidence of the invalid sample is reduced to prevent the valid sample from being updated as much as possible. The static foreground is determined by constructing the visual attention mechanism in the subsequence, and the background model is finally dynamically updated with the strategy of updating the minimum confidence samples. The core of this step is to define a visual attention mechanism to judge whether it is a background based on color saliency and similarity between background and texture. The pixel classification method based on the weighted fusion of confidence and the static foreground detection based on visual attention are used to extract moving foreground and still foreground, respectively, which are combinations of a whole. The foreground mask obtained by the pixel classification method based on the weighted fusion of confidence is used as the candidate region of static foreground detection. When the texture difference is calculated, the sample information of the background model constructed is also needed, and the background model here is the updated background model. The pixels detected as still foreground also cover the pixels that are falsely detected as background by the pixel classification method based on the confidence weighted fusion to guide the updating of model samples. In still foreground detection, when no candidate foreground region exists in the first frame of the subsequence, the static foreground detection of the current subsequence is not carried out, which improves the efficiency of the algorithm. **Result** In this paper, to evaluate the performance of the proposed algorithm, 10 groups of video sequences are randomly selected from the scene background modeling red-green-blue-depth (SBM-RGBD) and change detection workshops 2014 (CDW2014) database for the experiment. Compared with the contrast algorithm, the proposed algorithm performs better in most video sequences and can detect static and camouflaged foreground targets. Overall, from the qualitative point of view, the proposed algorithm is better than the five other algorithms in static foreground and color camouflage detection. The recall and precision indexes of the proposed algorithm are improved by 2.66% and 1.48%, respectively, compared with the second best algorithm. **Conclusion** Quantitative and qualitative analyses of the experiment show that the proposed algorithm is superior to the other algorithms, achieves the accuracy and recall rate of foreground detection in the complex situation of color camouflage and presence of still objects, and achieves a better detection effect. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively detect foreground targets in complex scenes caused by camouflage and static foreground. In addition, foreground target detection can be carried out in actual monitoring scenes.

Key words: object detection; foreground detection; confidence; color camouflage; visual attention; static foreground

0 引言

智能视频监控在工业生产和安防等领域中具有非常重要的作用, 对人、交通工具等目标前景的检测非常必要。基于提取的前景目标, 可以处理目标跟踪、行为识别等高层次任务。前景检测作为基础服务于高层次任务, 而前景检测的误检和漏检等错误也会在高级任务中被放大并影响其精度和效率。因此, 提高前景检测的精度不可或缺。在实际应用场

景中, 如颜色伪装、局部缓慢运动和前景目标静止等复杂的影响因素给前景检测带来了各种挑战与问题。背景建模由于检测精度高和兼顾实时性等优点, 应用最为广泛。相较于块级建模, 基于像素级的背景减除法能够准确提取前景轮廓, 且灵活性更高, 因而更受研究人员青睐。

然而利用现有的背景减法来检测颜色伪装目标和静止前景并不足够有效。其主要困难在于估计背景图像: 前景目标颜色与背景图像趋于一致, 不经常移动的目标保持静止。因此很容易作为背景的一部

分,从而导致较差的前景检测效果。

本文面对颜色伪装和静止前景目标带来的前景提取困难,提出基于置信度加权融合与视觉注意机制的前景检测方法,实现对前景的有效检测。本文的模型特点及主要贡献有:

1)提出了一种自适应置信度加权融合的像素分类方法,通过加权融合自适应颜色维度和纹理维度的置信度进行像素分类,充分利用样本信息,有效解决颜色伪装问题;

2)构建了一种视觉注意机制,用于评估当前帧与背景模型的相似度,从而判定静止目标,避免漏检前景;

3)提出了基于视觉注意机制的静止前景检测方法,修正与融合获取的前景,并指导更新模型样本。

1 相关工作

基于像素级的背景减除法是一种有效的前景检测算法,其一般步骤是计算当前帧的像素信息与建立的模型之间的差异,从而判定前景目标区域。Hofmann 等人(2012),Guo 等人(2016)和 Wang 等人(2020)在对像素进行分类时,判断当前像素点与模型中样本的距离小于当前帧的距离阈值的数量是否小于最小匹配数量,从而判定当前像素点是否为前景。如果背景模型由颜色和纹理特征构成,则首先进行颜色层次的判断,然后进行纹理层次的判断(Jeyabharathi 和 Dejeu, 2018; St-Charles 等, 2015; 朱文杰 等, 2018; Zeng 等, 2018)。分析以上算法使用的像素分类方式,可以发现这一类像素级的背景减除法存在以下不足:

1) 基于样本一致性的策略忽略了模型样本的可信程度,会错误地更新有效样本,降低模型的真实性和二次判断策略首先进行颜色层次的判断,如果不满足颜色维度条件,则不进行纹理维度的像素分类。所以这种方式对于颜色伪装问题不能有效地处理。

2) 由于空间扩散和随机更新等策略,当运动的前景目标静止下来时,会被迅速更新为背景。这样一方面降低了背景模型的可靠性,另一方面会漏检停留的静止前景目标。

针对上述前景检测的不足,近年来出现了一些优化方案:Ortego 等人(2019)提出了一种后处理框

架来提高背景减除法算法的前景分割性能。定义一个层次结构框架,用于将分割的前景像素扩展到未检测到的前景对象区域,以及移除错误分割的前景。这是一种优化前景提取效果的策略,没有从根本上改变前景检测的过程。金静等人(2019)提出一种在颜色属性空间进行区域直方图建模的运动目标检测方法,弥补了使用样本一致性的不足,但是固定参数导致了场景自适应性不足,缺乏灵活性。Fang 等人(2018)采用随机简单线性迭代聚类方法进行超像素分割前景,提出了一种基于多尺度随机超像素分割的背景减除模型。由于使用灰度特征标记超像素区域的变化,当目标与背景颜色相近或者目标产生阴影时,检测效果不佳。钟欣等人(2017)提出了一种基于纹理和颜色置信融合的运动目标检测方式,对光照和阴影具有良好的鲁棒性。该算法每更新一次背景模型,置信度就会被重置,因此不能有效处理伪装问题。Jiang 和 Lu(2018)提出了一种基于可变权重样本的前景检测算法,提高了有效样本的权重。然而这种方式仅在颜色维度上检测,无法克服颜色伪装问题,具有很大的局限性。本文在此基础上提出了置信度加权融合的像素分类方法。

在对于静态前景检测的问题上,汪荣琪等人(2017)提出将前景计数机制引入像素自适应分割(pixel-based adaptive segmenter, PBAS)算法中,用以延长前景存在时间。但是这种策略设置了一个像素存在的最长生命周期,当静止目标存在超过这个时长,则会被更新为背景。Szwoch(2016)利用向量构造的模型对运动目标的单个像素的稳定性进行了测试,从图像中提取稳定区域,从而检测静止目标。然而该方法对决策模块进行简化,仅针对无人值守行李进行检测,无法应对复杂场景,具有局限性。Lin 等人(2017)提出了一种从子帧中推断一个完整的背景,然后传播到其他帧中的策略用于前景检测。然而视频分解策略相对简单,限制了对短时停留目标检测的有效性。

2 基于置信度加权融合和视觉注意的前景检测算法

本文提出了一种基于置信度加权融合和视觉注意的前景检测算法,主要包括基于置信度加权融合的像素分类模块、置信度和权重自适应更新模块以及

基于视觉注意的静态前景检测器,具体结构如图1所示。其中,实线表示每一帧都要处理的流程,虚线是模型内部处理逻辑,包括模型自适应更新和获取感兴趣区域。通过颜色和纹理维度的置信度加权融合的像素分类方式判定运动前景,并且赋予置信度和权值自适应更新策略,保证像素分类的有效性。在

检测过程中,将判定的运动前景区域作为感兴趣区域,通过结合当前帧感兴趣区域的颜色显著性和模型之间的纹理差异度构建视觉注意机制判定静止前景目标。获取的静止前景与置信度加权融合的像素分类结果互相修正与融合,构成最终的前景检测结果。

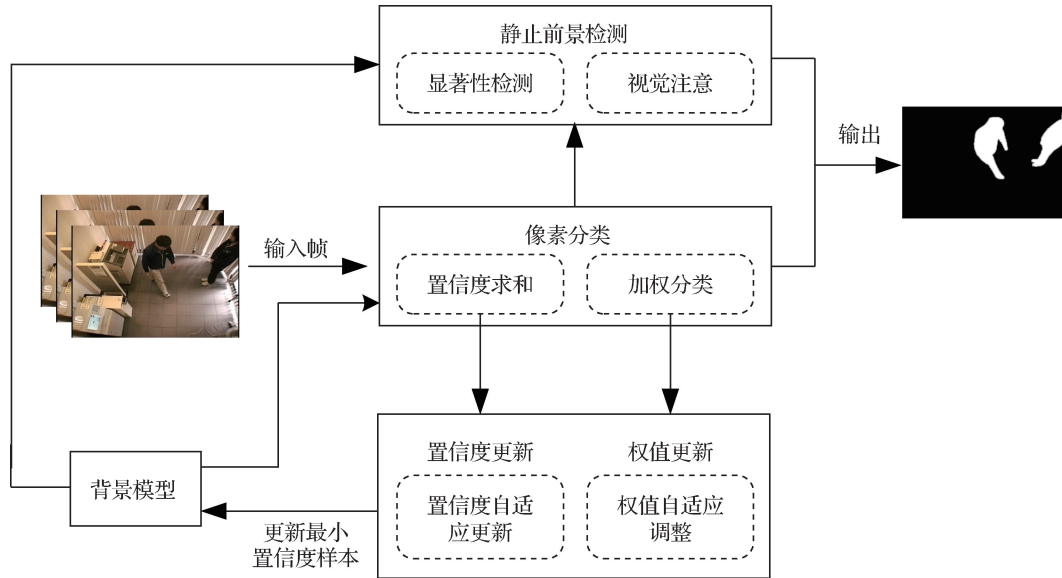


图1 算法整体结构图

Fig. 1 Overall structure of the algorithm

2.1 基于置信度加权融合的像素分类算法

在模型初始化阶段,通过获取前 N 帧像素信息建立背景模型 $B(x)$,模型由 N 个模板构成,结构为

$$B(x) = \{B_1(x), B_2(x), \dots, B_i(x), \dots, B_N(x)\} \quad (1)$$

不同于常规像素级模型,模板 $B_i(x)$ 由颜色值 v_i 、LBSP (local binary similarity pattern) 纹理特征值 $LBSP_i(x)$ 、颜色级置信度 $C_i^1(x)$ 和纹理级置信度 $C_i^2(x)$ 组成,即

$$B_i(x) = \{v_i, LBSP_i(x), C_i^1(x), C_i^2(x)\} \quad (2)$$

在前景分割,即进行像素分类时,将当前像素 $I_i(x)$ 与模型中样本的距离 $dist()$ 小于给定距离阈值 $R(x)$ 的样本记为强相关性样本,并获取其个数 n 。标记强相关性样本对应的颜色置信度 $C_i^1(x)$ 和纹理置信度 $C_i^2(x)$,分别记为 $t_i^1(x)$ 和 $t_i^2(x)$,即

$$t_i^m(x) = \begin{cases} C_i^m(x) & dist(I_i(x), B_i(x)) < R(x) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, m 取值 1 或 2,对应颜色维度和纹理维度。然

后,对强相关性样本的颜色置信度和纹理置信度分别求和,然后加权求和,结果如果小于最小阈值 min 则判定为前景 1,否则为背景 0。即

$$F(x) = \begin{cases} 1 & \lambda_1(x) \sum_{i=1}^n t_i^1(x) + \lambda_2(x) \sum_{i=1}^p t_i^2(x) \leq min \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 样本置信度和权值自适应更新

在前景检测中,颜色和纹理维度的置信度作为样本有效性的衡量标准,权重代表所属成分在像素分类时发生作用的大小,是像素分类有效性的重要基础。本文样本置信度和权值自适应更新策略包括:

1) 对于检测为背景的像素,通过当前像素信息替换模型中置信度最小的样本模板。这是因为最小置信度表达了该样本与实际背景模型的弱相关性。置信度越小,当前帧的像素信息与该样本越相关。更新样本后,此时样本置信度依然是最小的。为使

新样本不被迅速更新,在模型中引入新样本适应背景变化,对新样本置信度值加1,同时为了保证模型的稳定性,对像素的所有样本模板置信度均减去 $1/N$,从而保证像素点的置信度之和是恒定不变的,即保证背景模型的稳定性。

2) 为了保证最小置信度更新策略的有效性,提出样本颜色维度和纹理维度置信度的更新策略。当 $t_i(x) = 0$ 时,当前帧像素与模型中样本的距离大于给定距离阈值,此时样本是有效的,增大有效样本的置信度,减小无效样本的置信度,从而防止有效样本被更新的可能性。颜色维度置信度 $C_i^1(x)$ 和纹理维度置信度 $C_i^2(x)$ 具体更新为

$$C_i^m(x) = \begin{cases} C_i^m(x) + 1/\gamma & t_i^m(x) = 0 \\ C_i^m(x) - 1/(N - \gamma) & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, m 取值1和2,分别对应颜色和纹理维度, γ 为有效样本数量, N 为样本总数。适当增加有效样本置信度,减小无效样本的置信度,从而使样本置信度有合理的分布。

3) 固定的权重不能使颜色维度的置信度和纹理维度的置信度在复杂场景下发生合适的作用,导致复杂场景下的前景漏检和错检。如在遇到颜色伪装场景时应增大纹理维度的权重,从而避免漏检前景。颜色维度权值 $\lambda_i^1(x)$ 和纹理维度权值 $\lambda_i^2(x)$ 的自适应更新策略为

$$\lambda_i^m(x) = \lambda_i^m(x) \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^n t_i^m(x) - T}{\sum_{i=1}^N C_i^m(x)} \right) \quad (6)$$

式中, T 是自适应更新权值时的固定基数,用以控制权值增大或减小。当置信度之和超过阈值 T 时,增大对应的权值,相反则减小对应的权值。一方面保证双层维度的权值处于一定范围内,同时使得权值动态更新,避免颜色置信度或者纹理置信度在像素分类时的比重过大或过小。

2.3 基于视觉注意的静止前景检测算法

为了避免静止下来的前景目标被迅速更新为背景,在进行动态前景检测的同时,通过视觉注意机制判断区域是否像前景对象一样吸引人的注意力。本文提出的基于视觉注意的静止前景检测算法伪代码实现如算法1所示。

算法1 基于视觉注意的静止前景检测算法

输入:当前帧像素。

输出:图像中像素是前景或背景。

1) 把原始视频分为 M 个子序列;

2) 初始化变量($c, m, nRegion, R$);

3) if $c > m$ or $nRegion = 0$;

4) exit;

5) end if;

6) while $c \leq m$ && $nRegion \neq 0$;

7) 用式(10)(11)计算颜色显著性和纹理差异性;

8) 用式(7)构建视觉注意 $P_s(R)$;

9) if $P_B(R) > P_c(R)$, R 为前景;

10) else, R 为背景;

11) end if;

12) $c++$ 。

基于视觉注意的静止前景检测算法主要思想是在视频子序列中通过结合显著性检测和纹理相似度构建视觉注意机制判定当前帧中的感兴趣区域是否为静止前景,具体包括以下步骤:

1) 自模型初始化后,将视频序列划分为 M 个子序列,记为 V_c , $c \in \{1, 2, \dots, M\}$,其中每个子序列 V_c 帧数均为 m 帧。记子序列 V_c 的当前帧为 v_c ,则其前一帧为 v_{c-1} 。

2) 将当前子序列中的前一帧 v_{c-1} 的前景检测目标作为当前帧 v_c 的检测静止前景的感兴趣区域,如果当前帧中不存在区域 R ,则不进行下列操作;否则计算区域 R 的颜色显著性检测 $SV_c(R)$ 和在区域中背景与当前帧的纹理相似度 $K_c(R)$ 。

3) 基于颜色显著性 $SV(R)$ 和背景与纹理相似度 $K(R)$ 定义视觉注意机制判断是否为背景,即

$$P_s(R) \propto \frac{K_s(R)}{SV_s(R)}, s \in \{B, c\} \quad (7)$$

式中, B 表示背景模型标识, c 为当前帧标识。 $P_c(R)$ 为当前帧中 R 区域为背景的可能性,与当前帧中 R 区域颜色显著性 $SV_c(R)$ 成反比,与当前帧和背景中 R 区域的纹理相似度 $K_c(R)$ 成正比。 $P_B(R)$ 是当前帧中 R 区域为背景的临界值,与背景中 R 区域的显著性 $SV_B(R)$ 成反比。

4) 如果 $P_B(R) > P_c(R)$,则当前区域 R 为静止前景,否则考虑 R 区域为背景。

5) 如果当前帧感兴趣区域 R 被判定为静止前景目标,并且当前帧不是当前子序列的最后一帧,则

进入下一帧后循环上述步骤2), 否则结束当前子序列 v_c 的静态前景检测操作。

在构建视觉注意机制中, 引入的颜色显著性 $SV_c(\mathbf{R})$ 和纹理差异度 $K(\mathbf{R})$ 的计算方法具体如下:

首先, 记前景区域边缘像素集合为 $\mathbf{I}$, $\mathbf{S}$ 是以 $\mathbf{R}$ 为中心的矩形区域, 其高度和宽度是区域 $\mathbf{R}$ 的2倍。 N_l 表示为以 $\mathbf{l}$ 为中心的 7×7 的像素块。区域 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{S}$ 的中心一周直方差分值得用 $d_r(\mathbf{R}, \mathbf{S})$ 表示, 即

$$d_r(\mathbf{R}, \mathbf{S}) = \frac{1}{2} \sum_{b=1, \dots, N_{\text{bin}}} \frac{(H_{R,b} - H_{S,b})^2}{H_{R,b} + H_{S,b}} \quad (8)$$

式中, $H_{R,b}$ 和 $H_{S,b}$ 分别是区域 $\mathbf{R}$ 和 $\mathbf{S}$ 中颜色直方图中的第 b 个小区间。区间总数 $N_{\text{bin}} = 32$ 。

其次, 为了充分利用 $\mathbf{R}$ 区域边缘像素集合 $\mathbf{I}$ 的显著性, $\mathbf{R}$ 区域和 $\mathbf{S}$ 区域的对比度为

$$d_l(\mathbf{R}, \mathbf{S}) = \sum_l |\bar{D}_{lR} - \bar{D}_{lS}| \quad (9)$$

式中, $\bar{D}_{lR}$ 为以 $\mathbf{l}$ 为中心的 7×7 像素块和区域 $\mathbf{R}$ 交集的像素平均值, $\bar{D}_{lS}$ 为以 $\mathbf{l}$ 为中心的 7×7 像素块和区域 $\mathbf{S}$ 交集的像素平均值。

最后, 结合上述两个中心差分值得定义颜色显著性为

$$SV_c(\mathbf{R}) = d_r(\mathbf{R}, \mathbf{S}) \times d_l(\mathbf{R}, \mathbf{S}) \quad (10)$$

分别计算背景模型和当前帧中 $\mathbf{R}$ 区域每个像素点 LBSP 值, 然后统计直方图特征, 生成描述图像纹理的 LBSP 特征向量。令 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $\mathbf{Y} = (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 分别代表模型和当前帧 $\mathbf{R}$ 区域的图像纹理 LBSP 特征向量。通过两个特征向量之间的夹角余弦值衡量相似度。两个向量的夹角余弦值越小, 两个特征向量的方向差异值越小, 则两个特征向量越相似, 二者的纹理差异越小。背景和当前帧 $\mathbf{R}$ 区域的纹理差异度记为

$$K(\mathbf{R}) = \cos \theta = \frac{\sum_{k=1}^n x_k y_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^n x_k^2} \sqrt{\sum_{k=1}^n y_k^2}} \quad (11)$$

2.4 算法分析

本文提出的置信度加权融合的像素分类方法和基于视觉注意的静止前景检测过程分别进行运动前景和静止前景的提取, 并不是两个独立的个体, 而是一个整体。具体而言, 基于置信度加权融合的像素分类方法获得的前景掩膜作为静止前景检测的候选区域, 当计算纹理差异度时, 也需要构建的背景模型的样本信息, 而这里的背景模型亦是更新后的背景

模型。而被检测为静止前景的像素点也会覆盖基于置信度加权融合的像素分类方法所获得错检为背景的像素, 从而指导模型样本的更新。在静止前景检测中, 当子序列的第1帧判定不存在候选前景区域时, 则不进行当前子序列的静止前景检测活动, 从而提高算法的效率。

从视频帧信息的相关性角度来看, 本文算法进行前景检测时, 此时的背景模型是由历史视频帧中选择的像素信息构成。另一方面, 在静止前景检测时, 候选静止区域也是由历史帧的检测结果筛选而来。当前帧的前景检测过程融入了历史帧的有效信息, 同时, 更新后的背景模型更是后续视频帧的有效检测的重要基础。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与参数设置

本文实验环境为 Pentium(R) CPU 3.60 GHz 主频, 8 GB 内存, 开发平台采用了 PyCharm + OpenCV3.1.0, 并且没有进行硬件优化。本文实验参数经过大量测试所得的最佳取值, 样本置信度之和 $\sum_{i=1}^N C_i^m(x) = 5$ 。判定阈值 T 为样本置信度之和的一半, 即 $T = 2.5$ 。模型样本一般在 (20, 50) 之间, 过小的样本数不足以描述背景模型, 过大的样本数影响本文自适应样本置信度更新策略的有效性。在本文中, N 取值 25。子序列帧数 m 用来判断和预测子序列是否存在感兴趣区域, 该值通过时间一致性的原则获得, 与模型样本数一致, 即 $m = 25$ 。在进行实验时, 在每个视频前 N 帧进行训练背景模型用于当前视频的前景检测, 后续帧数的图像用于检测测试。

为了验证本文算法前景检测的有效性, 选择5种当下较好的前景检测算法用做对比, 从而评估本文算法。数据集从公开视频数据库 SBM-RGBD (scene background modeling red-green-blue-depth) (Camplani 等, 2017) 和 CDW2014 (change detection workshops 2014) (Wang 等, 2014) 中颜色伪装和静止前景的子目录中16个视频序列中随机选择10个用于实验。其中, 视频序列的帧数平均约2350帧, 都具有多个挑战场景, 涵盖了室内外、街头、操场、走廊和高速公路等复杂场景中的颜色伪装和静止前景的情况, 因此可以用于验证算法的有效性。

3.2 定量分析

为了客观分析本文算法,引入 5 种具有代表性的算法(SC-SOBS(society conference-self-organizing background subtraction)(Maddalena 和 Petrosino, 2012), CDPS(change detection by probabilistic segmentation)(Hernandez-Lopez 和 Rivera, 2014), PAWCS(pixel-based adaptive word consensus segmenter)(St-Charles 等, 2016), SBBS(sample-based integrated background subtraction)(Varghese 和 Sreele-kha, 2017), SWCD(sliding window for change detec-

tion)(Isik 等, 2018))进行对比实验,实验中采用召回率(recall)、精度(precision)和综合评价标准(F-measure)这 3 种评价指标来衡量检测效果。召回率指正确判断的前景像素在真实前景像素总数中所占比例,即查全率;精度指标的意义是正确判断的前景像素与检测出的前景像素数量的比值,即查准率;F-measure 是召回率和精度指标的一种加权平均,从整体角度综合反映出前景检测的效果。

表 1—表 3 是本文算法与对比算法不同指标的实验对比结果。从表中可见,本文算法的召回率和

表 1 算法召回率指标(recall)结果对比
Table 1 Comparison of recall results of algorithms

视频序列	算法					
	SC-SOBS	CDPS	PAWCS	SBBS	SWCD	本文
copyMachine	0.649 9	0.601 0	0.870 4	0.699 9	0.928 4	0.904 5
Hallway	0.578 2	0.865 2	0.804 5	0.904 8	0.874 7	0.875 6
colorCam1	0.104 5	0.595 9	0.765 1	0.624 4	0.666 6	0.513 8
colorCam2	0.652 4	<u>0.855 4</u>	0.632 8	0.742 5	0.709 6	0.884 5
abandonedBox	0.822 2	0.867 1	<u>0.887 4</u>	0.791 4	0.885 2	0.924 7
winterDriveway	<u>0.656 5</u>	0.428 9	0.559 2	0.596 2	0.722 0	0.397 2
sofa	0.520 1	0.948 3	0.580 3	0.681 7	0.922 9	0.932 8
tramstop	0.869 5	0.721 8	0.607 8	0.891 9	0.333 6	<u>0.887 3</u>
parking	0.379 2	0.853 4	<u>0.783 1</u>	0.618 0	0.751 5	0.701 1
streetLight	0.907 7	0.947 8	<u>0.974 6</u>	0.870 3	0.948 6	0.987 7

注:加粗字体表示每个视频序列中最好的结果,加下划线表示次好结果。

表 2 算法前景检测精度指标(precision)对比
Table 2 Comparison of precision results of algorithms

视频序列	算法					
	SC-SOBS	CDPS	PAWCS	SBBS	SWCD	本文
copyMachine	0.512 2	<u>0.971 8</u>	0.962 8	0.951 8	0.854 5	0.980 5
Hallway	0.462 4	0.884 9	0.875 4	0.894 5	<u>0.908 7</u>	0.954 2
colorCam1	0.990 6	<u>0.852 1</u>	0.675 2	0.704 9	0.755 9	0.625 4
colorCam2	0.785 5	0.702 4	<u>0.914 7</u>	0.805 6	0.878 3	0.971 4
abandonedBox	0.504 0	0.585 5	0.890 0	<u>0.893 6</u>	0.622 5	0.937 1
winterDriveway	0.109 1	0.930 9	0.408 4	0.170 5	0.363 9	<u>0.451 2</u>
sofa	0.832 5	0.666 4	<u>0.931 8</u>	0.883 1	0.802 3	0.978 8
tramstop	0.801 3	0.956 4	<u>0.942 9</u>	0.386 0	0.940 6	0.940 5
parking	0.430 9	0.561 2	<u>0.858 3</u>	0.754 4	0.863 3	0.838 1
streetLight	0.979 6	<u>0.994 0</u>	0.998 5	0.983 9	0.830 5	0.989 1

注:加粗字体表示每个视频序列中最好的结果,加下划线表示次好结果。

精度指标在大多数的视频序列中表现更好。

表3 算法综合实验效果对比
Table 3 Comparison of comprehensive results

算法	评价指标		
	召回率	精度	F-measure
SC-SOBS	0.614 0	0.640 8	0.627 1
CDPS	0.768 5	0.810 6	0.789 0
PAWCS	0.746 5	<u>0.845 8</u>	<u>0.793 1</u>
SBBS	0.742 1	0.742 8	0.742 5
SWCD	<u>0.774 3</u>	0.782 1	0.753 0
本文	0.800 9	0.860 6	0.829 7

注:加粗字体表示每列最优结果,加下划线表示次好结果。

本文中基于置信度加权融合和视觉注意的前景检测方式通过融合双层维度的置信度进行像素分类,结合颜色显著性和纹理相似度构建视觉注意机制判断静止前景。这在很大程度上解决了颜色伪装和静止前景漏检问题。如表1和表2所示,与对比算法相比,本文算法在 copyMachine、colorCam2 和 abandonedBox 视频序列中查全率和精度同时表现最好。这是因为该数据集中,出现了颜色伪装和短时停留目标前景。而本文算法通过自适应动态更新双层维度的置信度,充分利用了样本信息,进而进行有效的像素分类。自适应权值使得双层维度置信度在判定前景时获得合适的权重,从而有效解决颜色伪装问题。而在 abandonedBox 和 copyMachine 视频中的静止红箱、短时停留车辆和等候打印机的人也由构建的视觉注意机制判定为静止前景,从而得到更高的查全率和准确率。如表2所示,本文算法在 winterDrive-way 视频序列中精度指标表现较好,仅低于 CDPS 算法,这是因为伪装前景目标从首帧开始就出现在视频序列中,由静止转为运动。而本文算法在此区域认为前景,故而影响了精度,但从另一角度说明本文算法对于静止前景检测的有效性。在 streetLight 视频序列中出现3个车辆停留路口等待红绿灯,本文算法激活了静止前景检测算法,通过结合颜色显著性和纹理相似度构建视觉注意机制,预测并判断静止前景,从而使得查准率和查全率达到了98.77%和98.91%。

从表3中可知,本文算法的查全率和精度指标相较于次好算法分别提高2.66%和1.48%。本文算法的 F-measure 指标较 PAWCS 算法提高了3.66%,综合性能最优。这是因为查全率或精度指

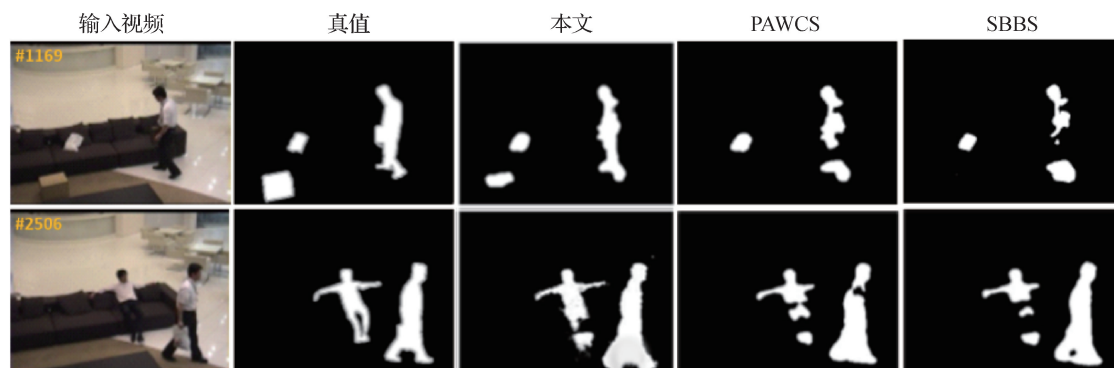
标单方面较高不能提升算法整体性能。PAWCS 算法虽然精度较高,但是召回率较低,而本文算法兼顾了召回率和精度指标。从定量分析角度来看,相较于对比算法,本文算法检测效果更具优势。

3.3 定性分析

为了进一步评估所提的前景检测算法的有效性,选择了在 sofa 和 colorCam2 视频序列下的检测效果进行定性实验对比与分析。检测结果如图2所示。在 sofa 视频序列中,行人裤子与沙发颜色一致,并且出现静止纸箱。在 colorCam2 视频序列中,动态的纸板与背景一致,工作人员局部缓慢运动。

在 sofa 视频序列的第1169帧中,工作人员经过沙发时,出现了局部颜色伪装,从图2(a)可以看出,PAWCS 和 SBBS 算法分别由于字典中字一致性的像素分类方法和自适应最小匹配数量值的策略在上身目标区域能够获得比较准确的前景,然而对于下身裤子颜色伪装时出现很大程度的漏检,而本文算法却能够获得较为清晰的前景轮廓。对于第2506帧颜色伪装区域,由于坐在沙发上的人作为前景目标下身裤子在颜色和纹理双层维度与背景沙发一致,对比算法均出现了严重的漏检现象,但本文算法在较大程度上减少了漏检。这是由于本文算法在进行像素分类时,通过加权融合颜色维度和纹理维度的置信度取代双重判定方式,样本置信度和权值的自适应更新保证了像素分类的正确性,从而尽可能避免颜色伪装带来的漏检。如图2(b)所示,在第253帧中,目标白板与背景出现颜色伪装,工作人员出现局部运动,SBBS 算法能够得到较好的局部运动目标,白板前景颜色伪装区域几乎没有检测到,而 PAWCS 算法无法有效检测局部缓慢运动目标和颜色伪装的白板。而本文算法对于局部缓慢运动的目标,激活了视觉注意机制,从而获得了轮廓较为清晰的局部缓慢运动目标。而加权融合颜色维度和纹理维度的置信度的像素分类方式能够有效处理颜色伪装的白板区域检查前景目标。通过观察比较,本文算法检测结果优于其他算法,几乎与真实前景相同。

为了验证本文算法对静止目标前景检测的有效性,通过 abandonedBox 视频序列的不同帧的真实前景对比本文算法对于静止前景目标检测的有效性。对比算法选择了在静止前景检测方面表现较好的 CDPS 和 SWCD 算法。如图3所示,在第2964帧中,本文算法与其他两种对比算法都能较为完整地



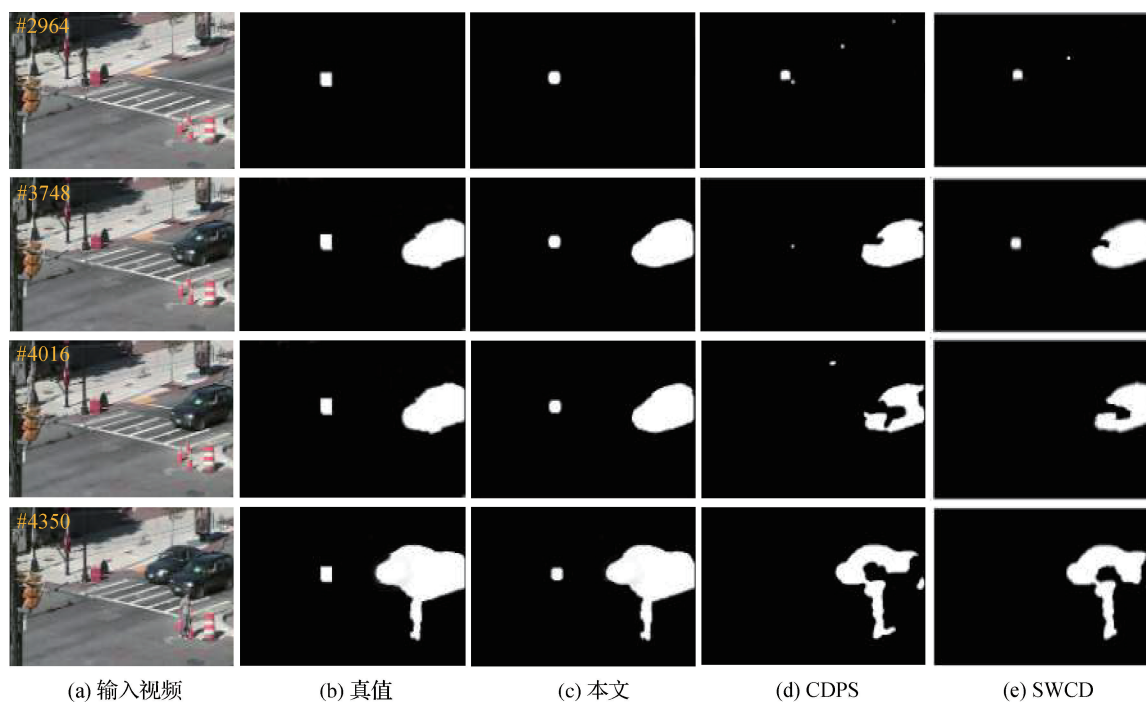
(a) sofa视频



(b) colorCam2 视频

图2 伪装情况检测效果对比示例

Fig. 2 Comparison examples of the detection effect in the camouflage situation((a)sofa;(b)colorCam2)



(a) 输入视频

(b) 真值

(c) 本文

(d) CDPS

(e) SWCD

图3 静止前景检测效果对比

Fig. 3 Comparison of still foreground detection effect((a)input;(b)ground truth;(c)ours;(d)CDPS;(e)SWCD)

检测前景目标。而在第3 748 帧之后,CDPS 算法由于红箱目标长时间静止而无法检测到静态前景,SWCD 算法在4 016 帧无法检测到静止目标红箱。而本文算法仍然可以保持检测后续帧的静态前景。此外,对于在3 748 帧中出现的静止车辆,CDPS 算法中静态车辆区域的前景检测掩膜、在后续帧中逐渐消失,SWCD 算法中的前景目标区域也出现很大程度的损失。而本文算法通过划分子序列,结合纹理差异度和颜色显著性构建视觉注意机制,从而判定并长时间保持该静止车辆区域检测的前景轮廓清晰完整。

综合上述定量和定性的实验对比可知,本文提出的算法综合性能更好,在颜色伪装和静止前景等复杂情形下能够实现对前景的有效检测。

4 结 论

针对基于样本一致性的像素级分类方法不能有效利用像素信息、遇到颜色伪装和出现静止前景的复杂情形时无法有效检测前景等问题,提出了一种基于置信度加权融合和视觉注意的前景检测算法。首先通过加权融合样本的颜色置信度和纹理置信度之和判断前景,其次进行自适应更新样本的置信度和权值;通过划分子序列构建视觉注意机制判定静止前景目标,最后使用更新置信度最小的样本的策略保持背景模型的动态更新。实验结果表明,本文算法提高了在颜色伪装和存在静止前景等复杂情形下前景检测的精度和召回率,确保了更好的检测效果。

本文算法采用像素级背景建模进行前景检测,并没有融入深度学习。后续可以考虑通过融入深度学习思想,构建深度背景模型,进一步提升颜色伪装和静止前景情况下的目标检测效果。

参考文献 (References)

Camplani M, Maddalena L, Alcover G M, Petrosino A and Salgado L.

2017. A benchmarking framework for background subtraction in RGBD videos//Proceedings of International Conference on Image Analysis and Processing. Catania, Italy: Springer: 219-229 [DOI: 10.1007/978-3-319-70742-6_21]

Fang W T, Zhang T T, Zhao C Q, Soomro D B, Taj R and Hu H B.

2018. Background subtraction based on random superpixels under

multiple scales for video analytics. IEEE Access, 6: 33376-33386 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2846678]

Guo L L, Xu D and Qiang Z P. 2016. Background subtraction using local SVD binary pattern//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Las Vegas, USA: IEEE: 1159-1167 [DOI: 10.1109/CVPRW.2016.148]

Hernandez-Lopez F J and Rivera M. 2014. Change detection by probabilistic segmentation from monocular view. Machine Vision and Applications, 25(5): 1175-1195 [DOI: 10.1007/s00138-013-0564-3]

Hofmann M, Tiefenbacher P and Rigoll G. 2012. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter//Proceedings of 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Provence, USA: IEEE: 38-43 [DOI: 10.1109/CVPRW.2012.6238925]

Isik S, Özkan K, Günel S and Gerek Ö N. 2018. SWCD: a sliding window and self-regulated learning-based background updating method for change detection in videos. Journal of Electronic Imaging, 27(2): #023002 [DOI: 10.1117/1.JEI.27.2.023002]

Jeyabharathi D and Dejeu. 2018. New feature descriptor: extended symmetrical-diagonal hexadecimal pattern for efficient background subtraction and object tracking. Computers and Electrical Engineering, 66: 454-473 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2017.11.001]

Jiang S Q and Lu X B. 2018. WeSamBE: a weight-sample-based method for background subtraction. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 28(9): 2105-2115 [DOI: 10.1109/TCSVT.2017.2711659]

Jin J, Dang J W, Wang Y P and Zhai F W. 2019. Region spatiogram in color names for background modeling. Journal of Image and Graphics, 24(5): 714-723 (金静, 党建武, 王阳萍, 翟凤文. 2019. 区域颜色属性空间直方图背景建模. 中国图象图形学报, 24(5): 714-723)

Lin Y W, Tong Y, Cao Y, Zhou Y J and Wang S. 2017. Visual-attention-based background modeling for detecting infrequently moving objects. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 27(6): 1208-1221 [DOI: 10.1109/TCSVT.2016.2527258]

Maddalena L and Petrosino A. 2012. The SOBS algorithm: what are the limits?//Proceedings of 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Providence, USA: IEEE: 21-26 [DOI: 10.1109/CVPRW.2012.6238922]

Ortego D, Sanmiguel J C and Martínez J M. 2019. Hierarchical improvement of foreground segmentation masks in background subtraction. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 29(6): 1645-1658 [DOI: 10.1109/TCSVT.2018.2851440]

St-Charles P L, Bilodeau G A and Bergevin R. 2015. SuBSENSE: a universal change detection method with local adaptive sensitivity. IEEE Transactions on Image Processing, 24(1): 359-373 [DOI: 10.1109/TIP.2014.2378053]

St-Charles P L, Bilodeau G A and Bergevin R. 2016. Universal back-

- ground subtraction using word consensus models. *IEEE Transactions on Image Processing*, 25(10): 4768-4781 [DOI: 10.1109/TIP.2016.2598691]
- Szwoch G. 2016. Extraction of stable foreground image regions for unattended luggage detection. *Multimedia Tools and Applications*, 75(2): 761-786 [DOI: 10.1007/s11042-014-2324-4]
- Varghese A and Sreelekha G. 2017. Sample-based integrated background subtraction and shadow detection. *IPSP Transactions on Computer Vision and Applications*, 9(1): #25 [DOI: 10.1186/s41074-017-0036-1]
- Wang R Q, Zheng L and Wang B. 2017. Foreground object detection based on improved PBAS. *Computer Science*, 44(5): 294-298, 313 (汪荣琪, 郑林, 王标. 2017. 基于改进的 PBAS 算法的前景目标检测. *计算机科学*, 44(5): 294-298, 313) [DOI: 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.05.054]
- Wang W, Wang X P and Liang J C. 2020. An improved ViBe algorithm based on adaptive detection of moving targets. *Journal of Measurement Science and Instrumentation*, 11(2): 126-134 [DOI: 10.3969/j.issn.1674-8042.2020.02.004]
- Wang Y, Jodoin P M, Porikli F, Konrad J, Benezeth Y and Ishwar P. 2014. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Columbus, USA; IEEE: 393-400 [DOI: 10.1109/CVPRW.2014.126]
- Zeng D D, Zhu M, Xu F and Zhou T X. 2018. Extended scale invariant local binary pattern for background subtraction. *IET Image Processing*, 12(8): 1292-1302 [DOI: 10.1049/iet-ipr.2016.1026]
- Zhong X, Wang M, Zhang Q and Li L. 2017. Moving object detection by fusing texture and color features with confidence. *Application Research of Computers*, 34(7): 2196-2201 (钟欣, 汪梦, 张倩, 李琳. 2017. 一种基于纹理和颜色置信融合的运动目标检测方法. *计算机应用研究*, 34(7): 2196-2201) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.07.0600]
- Zhu W J, Wang G L, Tian J, Qiao Z T and Gao F Q. 2018. Detection of moving objects in complex scenes based on multiple features. *Acta Optica Sinica*, 38(6): #0612004 (朱文杰, 王广龙, 田杰, 乔中涛, 高凤岐. 2018. 基于多特征的复杂场景运动目标检测. *光学学报*, 38(6): #0612004) [DOI: 10.3788/AOS201838.0612004]

作者简介



成科扬, 1982 年生, 男, 教授, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别。

E-mail: kycheng@ujs.edu.cn

孙爽, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、模式识别。E-mail: 1432874828@qq.com

王文杉, 女, 助理研究员, 主要研究方向为统计分析、机器学习。E-mail: wenshanwang2468@163.com

师文喜, 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为大数据分析、智慧安防。E-mail: shiwenxi@xjlhcz.com

李鹏, 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为大数据分析、物联网。E-mail: lipeng@xjlhcz.com

詹永照, 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为多媒体、人工智能。E-mail: yzzhan@ujs.edu.cn