

基于多目标跟踪的遗弃物实时检测算法

王敬萱^{1,2} 卞春江¹ 陈实^{1*}

¹(中国科学院国家空间科学中心 北京 101499)

²(中国科学院大学 北京 100049)

摘要 目前的遗弃物检测算法往往有较差的灵活性和可扩展性,针对该问题,同时为满足实时性要求,提出一种基于多目标跟踪的遗弃物检测算法。算法将遗弃物检测分为三个阶段:检测阶段、跟踪阶段和关联性分析阶段。使用检测器以提取感兴趣的目标位置,然后对其跟踪以及对目标关联性和静止性进行分析,以达到遗弃物检测的目的。该算法在 AVSS AB2007 数据集上进行了验证,平均准确率达到 95.87%,同时满足实时性检测的要求,具有较好的鲁棒性和灵活性。

关键词 遗弃物检测 智能视频监控 目标跟踪 区域关联分析

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.10.028

A REAL-TIME ABANDONED OBJECTS DETECTION ALGORITHM BASED ON MULTI-TARGET TRACKING

Wang Jingxuan^{1,2} Bian Chunjiang¹ Chen Shi^{1*}

¹(National Space Science Center, Chinese Academy of Science, Beijing 101499, China)

²(University of Chinese Academy of Science, Beijing 100049, China)

Abstract Most existing abandoned objects detection algorithms embody poor flexibility and scalability. To solve these problems and achieve the purpose of real-time performance, an algorithm for detecting discarded objects based on target tracking is proposed. The algorithm consisted of three steps: detection, tracking and correlation analysis. The position of interesting targets was extracted via the detector. In order to realize the aim of abandoned objects detection, a series of operations were completed, including tracking, correlation analysis and static state analysis. The method was verified on AVSS AB2007 dataset, with accuracy reaching 95.87%. The experimental results show that the proposed algorithm can meet the real-time requirements, and has a strong robustness and a good flexibility.

Keywords Abandoned objects detection Smart video surveillance Object tracking Regional relevancy analysis

0 引言

近些年来,随着智能设备的不断普及以及监控设备网络的日益完善,大量的视频数据充斥在网络中,监控视频成为人们远距离监控现场、快速反应、事后分析的一种方式与载体。在一些重点需要保护人身、财产安全的地方,往往布控有大量的监控设备,同时会投入大量的安保人员来保证安全性。

在此背景下计算机视觉技术快速发展。计算机视

觉技术通过研究计算机获取的图像、视频数据,来让计算机理解看到的区域内有什么目标以及目标在干什么^[1]。对遗弃物的检测是车站等公共场所智能化视频监控中需要重点关注的部分之一,在安防领域具有较强的实用价值^[2]。

遗弃物事件由行人作为主体,物体作为客体产生,两者之间的关系在由伴随状态变为非伴随状态,即客体与主体分离后短时间内变为静止状态,同时客体在某一场景下超过某个阈值时间仍然停留^[16]。针对遗弃物的检测问题,背景差法是有效的方式之一, Din

等^[18]使用一张“干净”的背景作为基础,通过帧差来确定疑似遗弃物区域,虽然对遗弃物的定位较为准确,但是在现实场景中,“干净”的背景是难以获取的,因此这种方法的实用性较差。目前,对于遗弃物事件的检测大致可以分为基于跟踪的遗弃物检测算法和基于检测的遗弃物检测算法。

其中基于跟踪的遗弃物检测方法利用物体的轨迹、速度等信息对进入场景的所有物体进行跟踪,结合运动特性、轮廓、区域等相应方法完成遗弃物检测。Beyno 等^[3]通过视频分割、对象分类与关联,以及三维模块的多摄像头目标跟踪,最终达到检测的目的。Smith 等^[4]利用变维马尔可夫蒙特卡洛法跟踪目标,继而使用遗弃物分析器进一步确定遗弃物。基于检测的遗弃物检测不同于上述方法,它不需要计算并记录运动信息,只需检测场景中新出现物体以区别于背景信息,因此,基于检测的方法通常需要构建并维护背景信息来达到相应的目标。常见的方法有基于双背景模型的方法^[5-6]、基于混合高斯模型(GMM)的方法^[7-9,22]等。Shyam 等^[19]使用 sViBe 方法进行背景建模,随后使用基于像素的有限状态机来检测静止物体,另外,算法还通过 SSD 方法来将物体分类,排除非感兴趣物体以抑制虚警率。除此之外,随着神经网络的发展,一些研究人员尝试使用神经网络的方式来解决遗弃物检测的问题。Smeureanu 等^[20]通过对基于背景差及运动估计的静态目标检测和基于 CNN 的遗弃物检测二者进行级联来达到目标。然而,该算法中仍然使用较难获取的“干净”背景作为基础,导致在现实使用中可用性较差。Saluky 等^[23]通过两个步骤来进行遗弃物检测,首先采用高斯混合模型监测静止目标,然后利用卷积神经网络对废弃目标进行识别。

现有基于检测的方法高度依赖前景信息的提取,同时也需要大量的空间以维护背景信息。此外,目前采用 CNN 的方法也往往利用传统的手段对背景和前景信息进行提取和维护。在这种情况下,光照和阴影的变化在很大程度上干扰前景的提取,因此这种问题也成为该类算法的瓶颈^[24]。基于跟踪的方法由于更多地关注到物体轨迹、运动信息,因此会一定程度上弱化光照阴影变化带来的影响。然而,现有方法大都使用较为传统的手段来解决遗弃物检测问题,在可扩展性和灵活性上均不足以应对快速变化的社会。

为了达到同时拥有良好的可扩展性和实时性的遗弃物检测目标,本文提出了一种基于目标跟踪的遗弃物实时检测算法。

1 相关理论与方法

本文算法使用模块化的设计方式以提高算法的灵活性和可扩展性,在目标检测模块,使用了 YOLO V3 目标检测算法^[10]作为视频处理的第一步,而在跟踪处理模块,使用 Deep SORT 算法^[11]进行多目标跟踪。

1.1 YOLO V3 目标检测方法

YOLO V3 是继 YOLO V1^[12]和 YOLO V2^[13]提出后进一步改进的目标检测算法,YOLO V3 使用多级预测的网络结构,从 3 个不同的尺度提取特征并进行独立的预测,同时使用维度聚类的思想聚类出 9 种大小的 anchor box,进一步解决了前者在小目标上无力的问题。



图 1 YOLO V3 网络结构示意图

YOLO V3 使用了 Darknet-53 作为主干网络,如表 1 所示,网络直接设置卷积步长进行下采样从而降低池化操作带来的负梯度效果,同时网络中大量使用了残差的跳层连接。

表 1 Darknet-53 网络模型

倍数	Type	Filters	Size	Output
	convolutional	32	3 × 3	256 × 256
	convolutional	64	3 × 3/2	128 × 128
1 ×	Convolutional	32	1 × 1	128 × 128
	Convolutional Residual	64	3 × 3	
	convolutional	128	3 × 3/2	64 × 64
2 ×	Convolutional	64	1 × 1	64 × 64
	Convolutional Residual	128	3 × 3	
	convolutional	256	3 × 3/2	32 × 32
8 ×	Convolutional	128	1 × 1	32 × 32 (Scale3)
	Convolutional Residual	256	3 × 3	
	convolutional	512	3 × 3/2	16 × 16
8 ×	Convolutional	256	1 × 1	16 × 16 (Scale2)
	Convolutional Residual	512	3 × 3	
	convolutional	1 024	3 × 3/2	8 × 8
4 ×	Convolutional	512	1 × 1	8 × 8 (Scale1)
	Convolutional Residual	1 024	3 × 3	
	Average pool Connected		Global	1 000

如图 1 所示,输入 $416 \times 416 \times 3$ 的图片在进行多层卷积后,分别在 8 倍、16 倍、32 倍下采样后输出不同尺度的特征图,并在 3 种不同的特征图上进行独立的预测,每个 bounding box 都会有输出位置、置信度、类别等三类预测信息。

三种不同大小的特征图所对应的感受野不同,如表 2 所示,输出为 13×13 、 26×26 、 52×52 的特征图所对应的感受野依次变小,因此所使用的先验框也有所不同。

表 2 先验框与感受野大小关系表

先验框	特征图	感受野
(373 × 326) (156 × 198) (116 × 90)	13 × 13	大
(59 × 119) (62 × 45) (30 × 61)	26 × 26	中
(33 × 23) (16 × 30) (10 × 13)	52 × 52	小

最后,YOLO V3 使用了 logistic 回归来预测每个边界框的类型得分,并将得分最高的作为该边界框的类别。

1.2 Deep SORT 多目标跟踪算法

简单而有效的 SORT 算法^[17]是一种实时的多目标跟踪算法,而 Deep SORT 算法则是对 SORT 算法的扩展,延续了 SORT 的框架,同时将外观信息融入以提高其对较长时间遮挡的目标的跟踪效果。

Deep SORT 核心思想仍然是使用传统的单假设跟踪方法,使用卡尔曼滤波和逐帧数据关联的方式。算法使用了标准的卡尔曼滤波和线性观测模型,但是在解决预测和新到量之间的关联时,算法在传统的匈牙利方法的基础上,同时考虑了运动信息的关联和目标外观信息的关联。对于运动信息的关联,在运动的不确定性很低时,对已存在目标运动状态的卡尔曼预测结果和检测结果之间的马氏距离进行关联,对于目标外观信息的关联,考虑到相机运动导致的马氏距离关联失效造成的 ID 切换现象,算法通过计算第 i 个追踪器的最近 100 个成功关联的特征集与当前帧第 j 个检测结果的特征向量的最小余弦距离解决这种问题,最后通过两种关联方式的线性加权作为最后的度量。算法最后采用了级联匹配的方式提高匹配的精度。Deep SORT 算法基本流程如图 2 所示。

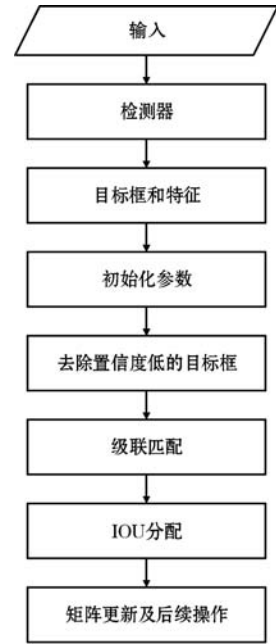


图 2 Deep SORT 多目标跟踪流程

Deep SORT 多目标跟踪算法不仅有很高的精度,同时在速度上满足了实时检测要求。

2 算法设计

2.1 基本思想

输入视频为任意分辨率,将视频输入到训练好的检测器(YOLO V3)中并输出目标的 Bounding Box,当检测器检测到视频中出现行人以及感兴趣的物体时将相关信息输入跟踪器(Deep SORT)中对其进行跟踪,再通过对其关联性进行分析,最后输出遗弃物检测结果。算法基本流程如图 3 所示。

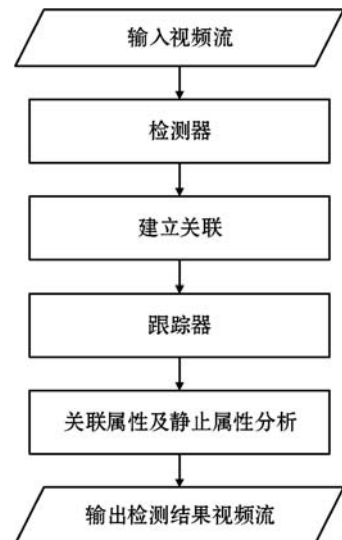


图 3 遗弃物检测算法流程概要图

2.2 检测过程

算法详细检测过程如图 4 所示。

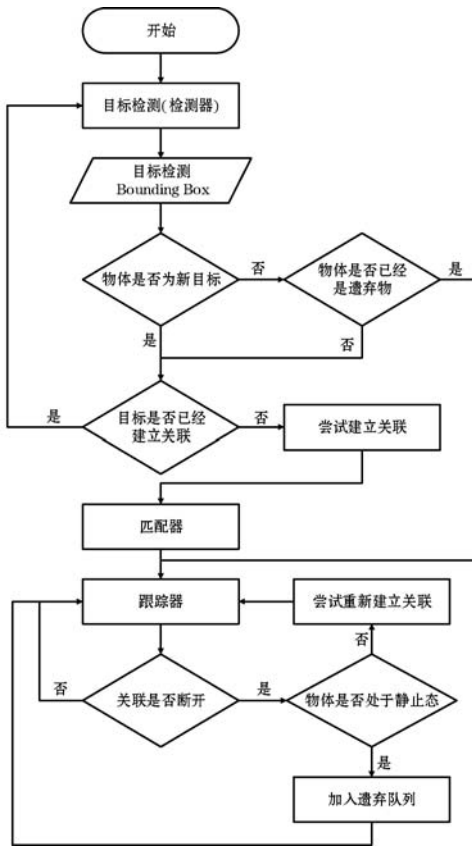


图 4 遗弃物检测算法流程

当检测器检测到监控视频中出现行人及感兴趣的物体时,进入遗弃物检测阶段,首先确定该目标是否为新的目标并排除已经判定为遗弃物的物体,对满足条件(感兴趣的物体且不在遗弃队列)的物体与行人建立关联,并将其加入到跟踪器中,通过判断关联属性和静止属性的变化来判断是否为遗弃物。

在视频中,将目标检测输出的行人以及物体的外接矩形看作是一个跟踪区域,在本文实验测试时,以行李箱、手提包作为感兴趣的物体,当监控视频中出现行李箱时,选取目标质心位置作为基本点,通过判断其与周围行人的欧氏距离来建立关联。在检测中算法设置断开关联的阈值,以及静止态的阈值,当关联对象之间距离超过该阈值并且为静止态时,判断该物体进入遗弃状态,并发出报警。

2.3 具体步骤

首先给出相关定义:

定义 1 定义集合 $O = \{O_1, O_2, \dots, O_n\}$ 表示视频中检测到的物体集合,集合 $P = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$ 表示视频中检测到的行人集合。集合 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 表示判定为静止物的集合,集合 $B = \{B_1, B_2, \dots, B_n\}$ 表示遗弃物集合,算法中使用线性列表进行存储。

定义 2 通过目标检测可以得到目标(包括行人及物体)外接矩形区域,定义集合 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$

表示目标矩形框的质心位置,其中 F_i 表示 (x_i, y_i) ,将两个目标矩形区域质心位置之间的欧氏距离作为区域间距离,使用式(1)可得到 $D_{i,j}$ 。

$$D_{i,j} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

定义 3 为了判断物体是否处于静止状态,需要定义一个静止判断阈值 Y (人为设定)以及时间阈值 T (人为设定),即当目标的质心 F_i 在 T 时间内没有脱离 S 的范围,判定为静止物。若物体满足式(2)和式(3),则表示该物体处于静止态。

$$\bar{D} \leq Y \quad (2)$$

$$\bar{D} = \frac{1}{T} \sum_{k=1}^T D_{i,i+k} \quad (3)$$

式(3)表示同一目标在时间 T 内位置变化均值。在另外定义关联阈值 Q (人为设定),当物体 O_i 与行人 P_j 关联关系满足式(4)。

$$D_{i,j} > Q \quad (4)$$

则表示关联关系断开,物体 O_i 被判定为遗弃物。

算法步骤:

第一步 通过目标检测算法得到物体 O 和行人 P 。

第二步 判断物体 O_i 是否为新检测到的物体,即是否在跟踪队列里,若为新目标,则进入第三步,若在遗弃物队列里,则进入第五步,若目标不是新目标也不是在遗弃物队列,进入第三步。

第三步 判断物体是否已经建立关联,若没有,则进入第四步,否则,说明物体已经在跟踪器中,不需要重新处理,返回第一步。

第四步 根据式(1)计算得到物体 O_i 与集合 P 的欧氏距离,选择其中最小的并将物体 O_i 与行人 P_j 尝试建立关联,若满足式(4),则不建立关联。进入第五步。

第五步 将物体 O_i 与行人 P_j 加入到跟踪器中进行跟踪,进入第六步。

第六步 判断关联队列中物体与行人关联是否断开,若物体 O_i 与行人 P_j 的关联关系在一定时间内满足式(4)时,关联关系断开,进入第七步,否则返回第五步。

第七步 判断物体 O_i 是否为静止物,即基于式(3),计算得到 \bar{D} ,若满足式(2),则将物体判定为静止物,将其加入到集合 S ,进入第九步,反之则不是静止物,进入第八步。

第八步 将物体 O_i 尝试重新建立关联,根据式(1)计算物体与行人集合中元素的欧氏距离,选择不满足式(4)并且欧氏距离最小的 P_j ,重新建立关联,返

回第五步,若不存在满足条件的 P_j ,则不建立关联,返回第五步。

第九步 将物体 O_i 加入遗弃物集合 B ,返回第五步。

3 算法验证与分析

实验系统环境为 Linux Ubuntu16.04,编程环境 Python3.6.5,视频输入为 AVI 格式,分辨率为 720×576 ,25 帧/s。

实验使用 AVSS AB2007 数据集进行测试,有三种难度的视频,其中低难度的视频中行人流量较少,且遮挡较少,遗弃物与监控的距离近,目标较大,而中等难度的视频遗弃物与监控距离较远,且出现了较为频繁的遮挡,高难度的视频中遗弃物与监控距离远,导致目标小,并且有较为严重的遮挡情况。

在该数据库中,实验先设定实验参数如下,算法设置欧氏距离为目标物体宽度的 2.5 倍作为断开关联的阈值,目标物体在 10 帧内相对位置浮动不超过 $1/5$ 个长度(宽度)时判断其为静止态,当关联对象之间超过该阈值并且为静止态时,判断该物体进入遗弃状态,并发出报警。

为了对本文算法进行量化,使用检出率(D_R)和虚警率(F_{AR})作为评价指标,设 T_p 表示原本为遗弃物区域且检测出属于遗弃物的区域, F_p 表示原本不是遗弃物区域但检测为遗弃物区域, F_N 表示原本为遗弃物区域但未被检测出的区域,则检测率和虚警率定义如下:

$$\begin{cases} D_R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \\ F_{AR} = \frac{E_p}{T_p + F_p} \end{cases} \quad (5)$$

在上述设定实验参数下,将视频输入到检测器中,最后得出实验结果如表 3 所示。可以看出在近距离并且遮挡较少的情况下,遗弃物检测准确率可达 98.4%,而在中距离时,由于目标较小,目标检测难度增大,并且在较为频繁的遮挡中,目标会出现丢失的情况,从而导致准确率有所下降。

表 3 实验结果

视频难度	遗弃物种类	是否有遮挡	遗弃物与监控距离	准确率/%	误报率/%
Easy	拉杆箱	遮挡少	近距离	98.4	0.5
Medium	手提包	遮挡时间较长	中距离	89.1	1.3
Hard	拉杆箱	遮挡时间长	远距离	75.3	3.0

在难度为 Hard 的第三类视频中,由于距离变远,目标相对变小,本身会降低 YOLO V3 目标检测的准确率,而且频繁的遮挡导致目标丢失严重,以至于在后续目标不被遮挡的情况下出现了未能识别的现象,分析其原因可能是在训练数据中该类的数据较测试视频中目标大,且视角差异大。

因此,在 COCO 数据集的基础上,本文另外还收集了拉杆箱、手提包等图像数据共 4 000 余幅并对其进行标注,包含了室内、露天等不同环境下不同视角、不同大小的目标图像。表 4 为数据集补充后部分数据信息。实验中对 YOLO V3 针对拉杆箱、手提包等目标在补充后的数据集上进行了针对性训练以提高其对目标物体的识别准确率。实验结果如表 5 所示。

表 4 数据集中部分数据信息

目标	图像数量	标注数量
Handbag	7 341	13 591
Suitcase	5 964	11 065

表 5 不同检测方法结果对比/%

视频难度	对比指标	文献 [14]	文献 [15]	文献 [2]	本文方法
Easy	准确率	89.3	88.2	96.7	98.9
	误报率	2.3	2.8	0.3	0.3
Medium	准确率	86.4	70.3	94.2	95.4
	误报率	4.3	5.7	1.2	1.3
Hard	准确率	80.8	62.4	92.8	93.3
	误报率	9.2	11.2	2.2	2.6

根据表 5 结果显示,在三种不同复杂度的场景中,本文方法检测率均为最优,但是在误报率上,本文方法低于文献[14]、文献[15]方法,高于文献[2]方法。在速度上,本文方法在 CPU 为 Intel i7-6850K 64 GB,GPU 为 GeForce GTX 1080 Ti 12 GB 的机器 1 上速度可达 15 帧/s,在 CPU 为 Intel i5-7300HQ 8 GB,GPU 为 NVIDIA GTX1050 4 GB 的机器 2 上为 10 帧/s。另外,实验还进行抽帧检测实验,即将输入的视频每隔 n 帧进行一次处理,当 n 为 5 时几乎不影响检测结果,完全满足一般视频 25 帧每秒的输入要求,如图 5 所示,实验结果表明抽帧检测在 $n \leq 5$ 时检测效果没有明显影响,当 $n > 5$ 时,由于损失了较多的帧,算法难以对目标进行

检测与跟踪,精确度明显下降。

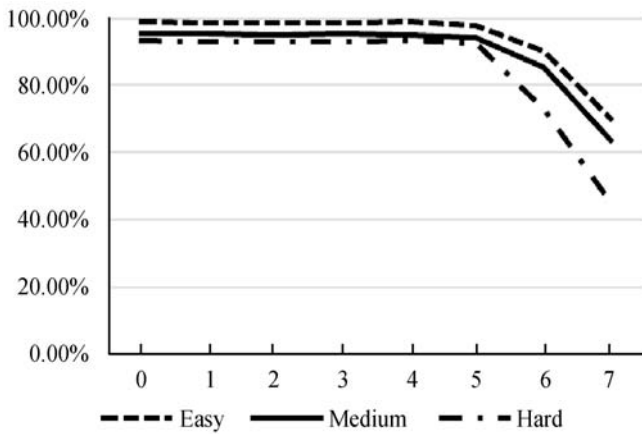


图 5 隔帧检测实验准确率对比

另外,由于算法为多层次模块设计,算法在灵活性和可扩展性上有较大的优势,可以在不同场景下选择不同的感兴趣目标,以及随着目标识别的发展,算法可直接替换模块以提高性能。

实验效果如图 6 所示,整体顺序如图中箭头所示。其中图 6(a)展示了在难度为 Easy 的场景中遗弃物检测的基本情况,该场景下遗弃物事件发生位置距监控较近,目标较大,遗弃物从最初于伴随状态,当与行人关联断开并处于静止态后,目标物体状态由检测状态变为遗弃状态并显示(物体标识由原来的 Suitcase 变为了 Abandoned),当行人重新拾起时,物体由静止态变为运动态,与行人重新建立关联,并从遗弃队列脱离。图 6(b)为难度为 Hard 的场景下的实验图,可看出,该场景下遗弃物事件发生位置距监控位置远,目标小,且行人较多,实验证明在该场景下算法具有较高的准确度。



(b) 难度为 Hard 场景下的遗弃物检测

图 6 遗弃物检测各个阶段

另外,本文还在 PETS2006 数据集上进行了实验验证。该数据集由 7 个视频组成,从四个不同的角度拍摄一个铁路站台的遗弃事件,同样被应用于遗弃物检测框架的测试。多数的研究方法在角度 3 上进行研究结果的展示^[7,19,21]。表 6 所示为在 PETS2006 数据集上检测结果比较,其中 T(True)表示在视频中检测到遗弃事件且没有虚警,F(False)表示检测失败或者存在虚警,N/A 表示检测出错。可以看出,文献[19]以及本文方法在该数据集上均有良好的表现,然而文献[19]中方法由于需要长期维护两个学习率不同的背景模型,同时使用 PFSM 来跟踪前景的状态,在维护和更新背景模型时会消耗较多的空间以及拥有较大的计算量。同时该方法中使用 SSD 目标检测网络去降低误报率也拥有大的计算量,因此难以满足实时检测的效果。另外,遗弃物长时间的停留时,在后续的背景更新中很容易将其融入背景,从而使得遗弃目标丢失,在实际应用中会导致实用性大打折扣。

表 6 PETS2006 数据集实验结果比较

场景	文献[7]	文献[21]	文献[19]	本文方法
S1	T	N/A	T	T
S2	T	T	T	T
S3	F	N/A	T	T
S4	T	N/A	T	T
S5	T	N/A	T	T
S6	T	T	T	T
S7	T	N/A	T	T

4 结 语

本文提出了一种基于多目标跟踪的遗弃物实时检



(a) 难度为 Easy 场景下的遗弃物检测

测算法,首先使用目标检测算法为后续提供感兴趣目标,然后对目标区域的关联性进行跟踪分析,最终达到遗弃物检测的目的,该算法将遗弃物检测分为三个阶段:感兴趣目标的识别阶段、跟踪阶段、关联性分析阶段。与当前现有的算法相比,本文提出的算法拥有较强的灵活性和可扩展性,针对不同场景可以选择分析不同的目标,同时实验证明该算法对于复杂性不同的场景均拥有较强的鲁棒性和实时性。然而,本文算法依然是基于目标跟踪的方法,在一定程度上受到跟踪器性能的限制,当遮挡时间过长时会导致目标丢失,从而使得遗弃物检测发出虚警。另外,算法无法知道遗弃物的拾起人与丢弃人是否为同一人,在后续的研究中将结合行人重识别技术,以进一步提高算法的智能性。

参 考 文 献

- [1] 单言虎,张彰,黄凯奇.人的视觉行为识别研究回顾,现状及展望[J].计算机研究与发展,2016,53(1):93-112.
- [2] 叶芳芳,许力.复杂场景下有效的遗弃物检测方法[J].计算机工程与应用,2014,50(16):12-15.
- [3] Beynon M D, Hook D J V, Seibert M, et al. Detecting abandoned packages in a multi-camera video surveillance system[C]//IEEE Conference on Advanced Video & Signal Based Surveillance,2003:221-228.
- [4] Smith K, Quelhas P, Gatica-Perez D. Detecting abandoned luggage items in a public space[C]//9th IEEE International Workshop on Performance in Tracking and Surveillance,2006:75-82.
- [5] Porikli F. Detection of temporarily static regions by processing video at different frame rates[C]//IEEE Conference on Advanced Video & Signal Based Surveillance,2007:236-241.
- [6] Park H, Park S, Joo Y. Robust detection of abandoned object for smart video surveillance in illumination changes[J]. Sensors,2019,19(23):5114.
- [7] Tian Y L, Feris R S, Liu H W, et al. Robust detection of abandoned and removed objects in complex surveillance videos[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics Part C Applications and Reviews,2011,41(5):565-576.
- [8] Li X L, Zhang C, Zhang D. Abandoned objects detection using double illumination invariant foreground masks[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing,2010,2(4):582-596.
- [9] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//IEEE Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,1999:246-252.
- [10] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: An incremental improvement[EB]. arXiv:1804.02767,2018.
- [11] Wojke N, Bewley A, Paulus D. Simple online and real-time tracking with a deep association metric[C]//IEEE International Conference on Image Processing,2017:3645-3649.
- [12] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2016:779-788.
- [13] Redmon J, Farhadi A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017:7263-7271.
- [14] Fatih P, Yuri I, Tetsuji H. Robust abandoned object detection using dual foregrounds[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing,2007,2008(1):197875.
- [15] Li Q J, Mao Y B, Wang Z Q, et al. Robust real-time detection of abandoned and removed objects[C]//5th International Conference on Image and Graphics,2009:156-161.
- [16] Tian Y L, Feris R, Hampapur A. Real-time detection of abandoned and removed objects in complex environments[C]//8th International Workshop Visual Surveillance,2008:95-102.
- [17] Bewley A, Ge Z Y, Ott L, et al. Simple online and real-time tracking[C]//IEEE International Conference on Image Processing,2016:3464-3468.
- [18] Din M, Bashir A, Basit A, et al. Abandoned object detection using frame differencing and background subtraction[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications,2020,11(7):10781.
- [19] Shyam D, Kot A, Athalye C. Abandoned object detection using pixel-based finite state machine and single shot multibox detector[C]//IEEE International Conference on Multimedia and Expo,2018:1-6.
- [20] Smeureanu S, Ionescu R T. Real-time deep learning method for abandoned luggage detection in video[C]//26th European Signal Processing Conference,2018,1775-1779.
- [21] Liu X Y, Wang J L, Zhang Q. An abandoned object detection system based on dual background and motion analysis[C]//International Conference on Computer Science and Service System,2012:2293-2296.
- [22] Lin K, Chen S C, Chen C S, et al. Abandoned object detection via temporal consistency modeling and back-tracing verification for visual surveillance[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security,2015,10(7):1359-1370.
- [23] Saluky S, Supangkat S H, Nugraha I G. Abandoned object detection method using convolutional neural network[C]//International Conference on ICT for Smart Society,2020:1-4.
- [24] Luna E, Miguel J C, Ortego D, et al. Abandoned object detection in video-surveillance: Survey and comparison[J]. Sensors,2018,18(12):4290.