

机器视觉中的人体检测算法优化

何倩倩, 张荣芬, 刘宇红*

贵州大学大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025

摘要 提出了一种基于深度学习和景深信息的人体检测方法。采用基于深度学习的方法进行目标检测, 运用深度图的景深信息判定人体的位置, 将两者结合准确定位人体。本文方法通过深度摄像头采集 RGB 图及对应深度图, 采用 darknet-yolo-v3 对 RGB 图进行目标检测, 将目标边界框预处理后传给 RGB 图对应深度图, 深度图采用无边界主动轮廓模型对景深信息进行处理, 达到将深度学习的高识别率与景深信息结合精准定位人体目标的目的。实验结果表明, 本文方法能准确找到一个不受标识框影响的目标定位点, 有效改善由人体的不同姿态、动作幅度大小导致标识框误差增大的问题, 提升了检测人体的精度, 为进一步研究行人的准确跟踪提供了保障。

关键词 图像处理; 深度图; 人体检测; 无边界主动轮廓模型; 深度学习

中图分类号 TP242

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.101006

Human Detection Algorithm Optimization in Machine Vision

He Qianqian, Zhang Rongfen, Liu Yuhong*

College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang, Guizhou 550025, China

Abstract This paper proposes a human body detection method based on deep learning and depth of field information. The deep learning method is used for target detection and the depth of field information of the depth map is used to determine the position of the human body, and then the two works are combined to accurately locate the human body. In this method, the RGB image and the corresponding depth map are acquired by the depth camera, and the RGB image is detected by the darknet-yolo-v3. The obtained target bounding box is preprocessed and transmitted to the corresponding depth map of the RGB image, which processes the depth of field information adopting the active contour without edges model and get the aim of combing deep learning with high rate of recognition and depth of field information to accurately locate the target. The experimental results show that this method can accurately find a target positioning point that is not affected by the logo box, effectively improve the problem of increasing the mark box error caused by the different attitude and action amplitude of the human body, improve the accuracy of the detection of human body, and provide a guarantee for further study of pedestrian accurate tracking.

Key words image processing; depth map; human detection; active contour without edges model; deep learning

OCIS codes 100.4999; 140.1135; 100.4996

1 引言

近年来,随着生活水平提高,人们对于生活环境的安全及生活设施的智能化要求越来越高,给安保行业提出了高要求,促进了视频监控的高速发展。特别地,随着社会老龄化程度与社会生存压力的加深,独居老人越来越多,子女由于工作等方面的原因

不能时时刻刻在家照顾老人,由此促进了智能监护机器人等行业的发展,此类机器人的基础功能就是要对人体的位置进行精准的检测。

当前,目标检测面临对目标所拍摄的视角变化、光照变化、运动状态变化以及遮挡等问题,很难实现实时准确的目标检测。为此大量学者对目标检测进行研究,Black 等^[1]介绍了一种离线子空间学习算

收稿日期: 2019-09-05; 修回日期: 2019-09-24; 录用日期: 2019-10-18

基金项目: 贵州省科技计划项目(黔科合平台人才[2016]5707,黔科合基础[2019]1099)

* E-mail: yhliu2@gzu.edu.cn

法表示感兴趣目标的模型。背景差分法采用图像序列中的当前帧和背景参考模型比较来检测运动物体,其性能依赖于所使用的背景建模技术^[2]。Gavrila 等^[3]采用轮廓模板匹配的方法,将人体的边缘信息与模板匹配,再用逐步求精的搜索方法对行人进行检测。朱小波等^[4]提出一种基于特征融合与子空间学习的行人重识别算法。此外,人们常用支持向量机(SVM)^[5]、卷积神经网络^[6]等方法进行行人检测。

目前采用深度学习等方法检测的标识框因人体动作、体态变化等情况无法将人体完整准确地框住,导致参考点及标识框的面积对同一目标同一体态却产生不同形式的抖动。在采用参考点坐标或面积进

行跟踪时,检测同一人体目标采用深度学习检测出的标识框会根据人体的不同体态及步伐等问题导致参考点及标识框的抖动问题,本文将 darknet-yolo-v3 检测的标识框和深度信息相结合,可以解决上述深度学习检测目标定位时的精度问题,同时也提升了目标检测定位的准确性与鲁棒性。

2 总体设计方案

本文人体精准检测的实现思路为:通过深度摄像头得到 RGB 图及对应深度图,RGB 图主要完成人体识别,在完成人体识别的基础上与对应深度图结合进行分析,最后准确定位到人体的位置。目标精准定位的框图如图 1 所示。

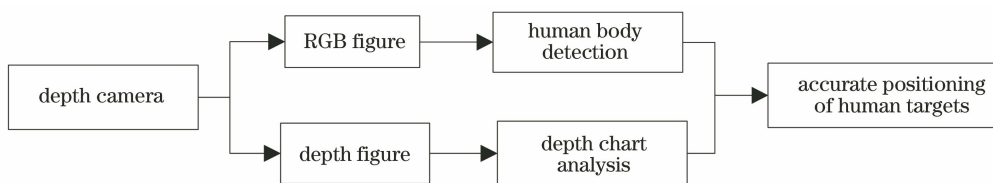


图 1 目标精准定位框图

Fig. 1 Block diagram of accurate target positioning

3 人体精准定位算法框架

本文人体精准定位的主要思想为:将深度学习对目标识别的高准确率与对应深度图中目标位置的

景深信息基本一致的区域结合起来,将深度学习得到的标识框处理后传给其对应深度图进行轮廓提取,以相对于原深度图检测所得的参考点坐标为人体目标的精准位置。算法框架如图 2 所示。

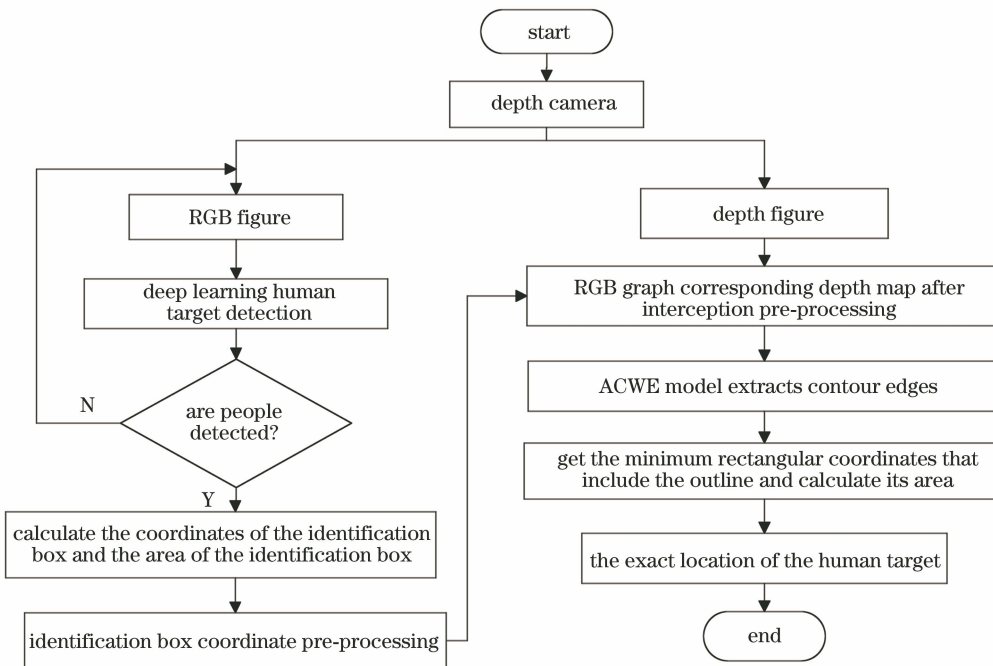


图 2 算法框架图

Fig. 2 Algorithm block diagram

4 基于优化的深度学习人体目标检测算法

深度相机可直接得到图像对应的深度图,深度图的每个像素值表示三维世界物体到相机平面的距离。深度摄像头同时采集 RGB 图与深度图,RGB 图用于深度学习检测识别人体,深度图用于精准定位人体的位置。本文算法首先通过深度学习所得目标框准确识别出人体,并将目标框对应的坐标处理后从深度图中截取出感兴趣区域(ROI),并对这部分区域采用无边界主动轮廓(ACWE)进行分割,用候选框标记出深度图距离基本一致的区域,然后将深度信息与深度学习识别到的区域信息相融合,得到该区域相对于原 RGB 图中的位置,从而获得人体目标的精准定位。

4.1 基于深度学习的人体目标检测

近年来,深度学习在图像检测、分割和目标识别上取得了空前的成绩,2015 年第一次提出能够实时对物体进行检测和识别的 YOLO 网络模型,目前

YOLOv3 版本已开源,它能实时地对物体进行检测、定位且保持很高的识别率^[7]。本文采用 darknet-yolo-v3 网络对人体进行检测,网络模型如图 3 所示,原版 YOLOv3 检测物体种类众多,本文在原有 YOLOv3 上将多类物体检测改为单类物体检测,利用卷积层和全连接层分别提取图像特征和概率预测。具体实现思想如下。

该方法将输入的图像分成 $S \times S$ 个格子,若人体 ground truth 的中心坐标落到 $S \times S$ 某个格子中,则该格子就检测这个人体,每个格子预测出 B 个 bounding box、置信度和属于人体的概率。此处 B 在 YOLOv3 算法中取值为 3,3 个 bounding box 的初始尺寸是不一样的,用 ground truth 的交并比(IOU)最大的 bounding box 预测人体。则预测对应表达式为

$$b_x = \sigma(t_x) + c_x, \quad (1)$$

$$b_y = \sigma(t_y) + c_y, \quad (2)$$

$$b_w = p_w \exp(t_w), \quad (3)$$

$$b_h = p_h \exp(t_h), \quad (4)$$

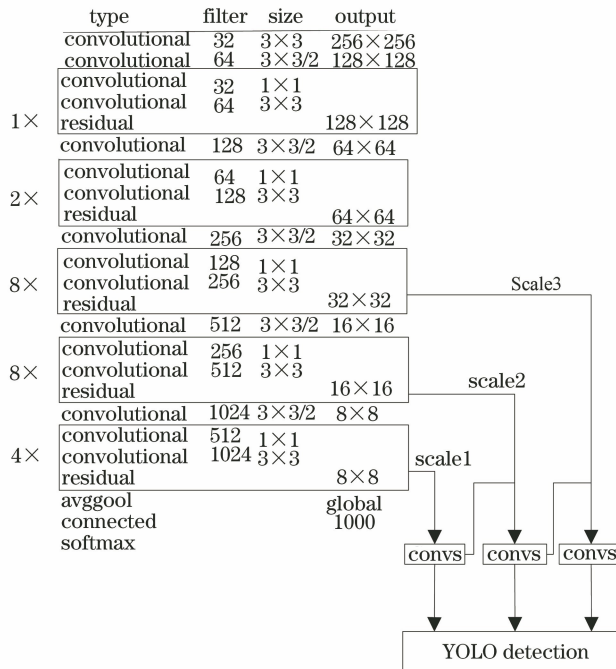


图 3 人体检测网络模型

Fig. 3 Human detection network model

式中: c_x 、 c_y 为网格的坐标偏移量; p_w 、 p_h 为边界先验框宽和高; b_x 、 b_y 、 b_w 、 b_h 为边框的中心坐标和宽高; t_x 、 t_y 、 t_w 、 t_h 为学习参数,用于预测边框的中心坐标 t_x 和 t_y ,以及框的高度 t_h 和宽度 t_w ; σ 为 sigmoid 函数。

4.2 深度图人体轮廓检测方法

基于形变模型的分割算法分为基于边缘模型与

基于区域模型,基于边缘信息的轮廓检测方法利用图像梯度信息变化来控制曲线演化,而基于区域信息的轮廓检测方法利用区域灰度信息变化来控制曲线演化。本文采用基于区域信息的轮廓检测方法——ACWE 模型。该方法由 Mumford 等^[8]表示为以下能量函数的最小值。

假定一张图片 u_0 ,被曲线轮廓 C 划分为目标区

域 $R_{\text{inside}}(C)$ 与背景区域 $R_{\text{outside}}(C)$ 两个部分, 则模型的能量泛函为

$$F(C, c_1, c_2) = \mu \cdot L_{\text{length}}(C) + \nu \cdot A_{\text{area}}R_{\text{inside}}(C) + \lambda_1 \int_{R_{\text{inside}}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{R_{\text{outside}}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy, \quad (5)$$

式中: $\mu \geq 0, \nu \geq 0, c_1, c_2$ 表示轮廓线内外的平均灰度值; $\lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$ 表示轮廓内外能量的权值系数; $L_{\text{length}}(C)$ 和 $A_{\text{area}}(C)$ 分别表示曲线的长度约束和 C 内的面积约束, 用于控制轮廓的光滑度和规则度^[9]。为了获得目标区域的轮廓, 要使(5)式的值最小, 则对应曲线 C 就是目标区域的轮廓。

本文采用 ACWE 模型对深度图进行分割, 得到的结果根据轮廓内的灰度值进行再分割, 由于深度图的像素反映了三维世界到相机的位置的距离, 利用深度图的灰度不均匀特性, 相比于直接用 RGB 图转灰度图进行分割, 深度图不受人体所穿服饰颜色、款式的限制, 其分割结果将大大减少人体所在位置由于服饰等原因出现无法完整分割人体的情况。

4.3 算法步骤

基于深度学习目标区域检测的位置信息, 由于缺少空间信息导致定位精度不高, 本文引入深度信息与深度学习相融合的方法, 进一步把空间的深度信息应用于目标监测, 从而提高准确度, 假设输入模型的 RGB 图为 A 图, A 图对应的深度图为 A_{depth} , 坐标预处理后截取的深度图为 $A_{\text{depth_after}}$, 并用一个掩模作为 ROI 区域, 具体算法步骤如下:

1) 输入 A 图及 A_{depth} 图, 采用 darknet-yolo-v3 对 A 图识别人体, 并求取图片中人体所在标识框的坐标, 得到人体的大致位置;

2) 对标识框的坐标进行预处理;

3) 将预处理后的坐标传入 A_{depth} 中, 并以此坐标截取对应深度图得到识别后的人体大致图片 $A_{\text{depth_after}}$;

4) 输入图 $A_{\text{depth_after}}$;

5) 初始化掩模, 掩模位置取决于感兴趣的大致位置和面积, 本文选取的掩模为圆形, 大小取以图 $A_{\text{depth_after}}$ 的中心点为中心, 半径为 20 pixel 的圆, 这样可以减少一些不必要的计算;

6) 按照 ACWE 模型进行迭代, 求当前能量函数的值, 重复此步骤直到能量函数达到最小或达到设定的迭代次数, 终止迭代;

7) 将 ACWE 模型所得轮廓中的数据用轮廓中灰度值最多的灰度值对其进行再分割, 利用相关函数框出最小矩形, 获取矩形坐标并计算矩形面积, 得到人体精准位置。

5 实验结果与分析

实验分为两个阶段, 第一阶段是对 darknet 框架识别人体进行训练, 按照下载数据集、数据预处理、模型训练、微调参数等步骤完成; 第二阶段是采用 ACWE 模型对深度图进行轮廓提取, 按照坐标截取识别出目标深度图、微调参数等步骤完成。

5.1 darknet 识别人体训练

采用 VOC2007 和 VOC2012 数据集中的人体图片, 加上自制的人体图片数据集共计 31456 张人体图片作为算法训练的数据集用于训练, 计算机实验室提供的 RGB-D 行人数据集共计 466 张测试样本对深度神经网络模型进行测试。测试准确率达到 97.9%, 最后得到如图 4 所示的 IOU 在不同尺度下的动态变化图, IOU 值表示实际物体框与预测框面积的交集与并集的比值, 此值越接近于 1, 说明预测的准确率越高。图 5 所示为损失值变化曲线图, 损失值反映预测值和实际值的偏差, 这个值越接近 0 说明模型的预测能力越好, 根据图 5 可知, 随

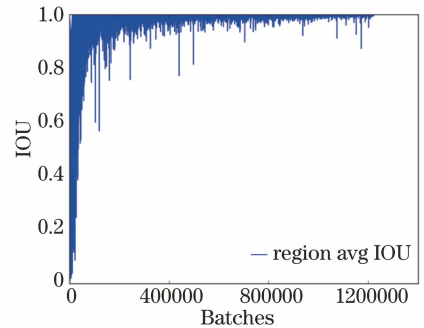


图 4 IOU 在不同尺度下的动态变化图

Fig. 4 Dynamic variation of IOU at different scales

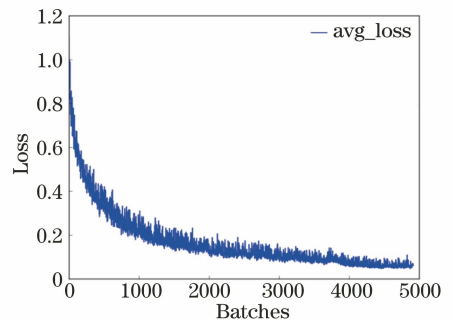


图 5 损失值变化曲线图

Fig. 5 Loss variation curve

着训练次数的增加,损失值在不断接近0。

通过 darknet-yolo-v3 模型识别出人体后,求取坐标值,由实验可知,当识别人体时,有时头、脚、两边手等位置无法将全部人体框出,与实际的人体位置偏差较大,因此对经过 darknet 产生的边界框坐标进行处理,将框的宽、高均增大,从而将整个身体



框住,图 6(a)为深度学习所得原始边界框,图 6(b)为边界框预处理后截取 RGB 图及对应深度图后的人体图片,左图为 RGB 图,右图为对应深度图,实验结果表明,该方法通过截取感兴趣目标进行分割比采用原图分割可以减少 ACWE 模型的计算量,减少处理时间。



图 6 Darknet 识别结果。(a)原始边界框;(b)边界框预处理后截取的人体图片

Fig. 6 Recognition results of darknet. (a) Original border box; (b) body image pre-processed by border frame

5.2 ACWE 模型提取深度图轮廓

实验在 Ubuntu16.04 系统,搭载 1080Ti 显卡的高性能服务器上进行,采用计算机视觉实验室提供的 RGB-D 行人数据集^[10]进行测试,每个序列由深度图及其相应的 RGB 图像组成,实验得到按

照预处理后的坐标截取对应深度图后,采用 ACWE 模型进行多次调试与测试,本文将初始化掩模设置在人体中心,便于快速收敛,学习率设置为 0.1, $\lambda_1 = 1$, $\lambda_2 = 1$,根据不同的迭代次数,分割的效果如图 7 所示。

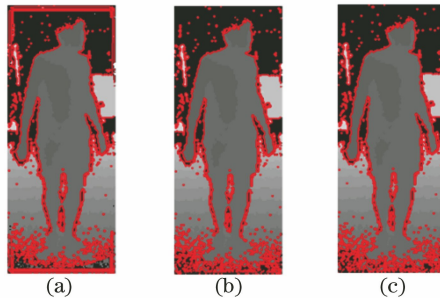


图 7 不同迭代次数的分割效果图。(a)迭代次数为 4;(b)迭代次数为 5;(c)迭代次数为 10

Fig. 7 Segmentation effect diagrams of different iteration times. (a) Number of iteration is 4; (b) number of iteration is 5; (c) number of iteration is 10

由图 7 可知,当迭代次数为 4 时,还未分割完全,当迭代次数为 5 和 10 时,分割效果图一致,由实验可知,可取迭代次数为 5,从而减少运行时间。

5.3 算法对比

5.3.1 数据集中图 67-76 进行人体检测实验

为了增加本文算法的说服力,采用数据集中实验室场景中的图 67-76 组成一组图像序列进行测试,通过方向梯度直方图+支持向量机(HOG+SVM)算法、仅用 darknet 与本文算法所得标识框坐标及 IOU 值作为评价指标进行对比,对比结果如表 1 所示。本文算法得到的标识框与仅用 darknet 所得标识框的对比效果图如图 8 所示。

从图 8 中可以看出,由图 67~76 组成的图像序列,人体在移动的过程中,仅用 darknet 得到的标识框无法完整地框出人体,而本文算法标识框则完整地获取到了人体所在位置,从而准确框出人体所在位置。

表 1 中标识框坐标是以图像的左上角为坐标原点,4 个值分别表示标识框左边界、上边界、边界宽、边界高,运动方向往右、往下数值增大,反之减小;前两个数据表示标识框左上角点的坐标,第一个数据大致趋势在变小,第二个数据大致趋势在增大,从数据来看,人体在往左下方移动。三种算法在图像序列 67~76 的 IOU 对比图如图 9 所示。

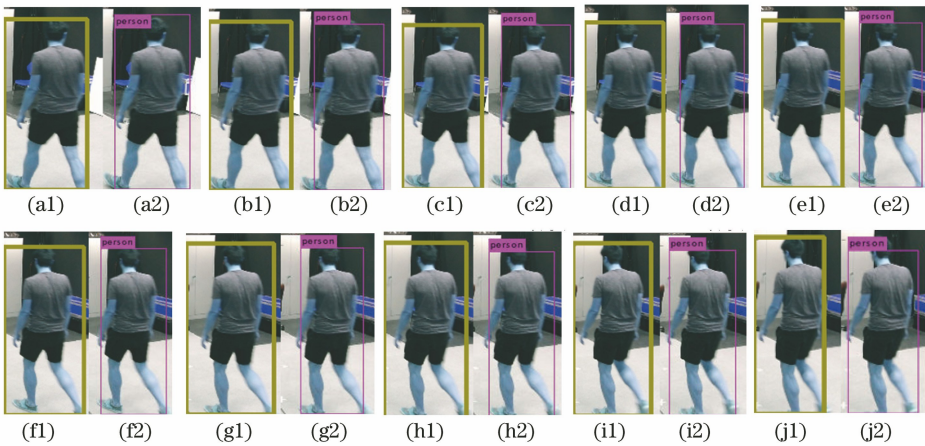


图 8 数据集中图 67~76 的人体效果对比图。(a1)~(j1)本文算法;(a2)~(j2)仅用 darknet

Fig. 8 Comparison of human body effect for image 67-76 in dataset. (a1)-(j1) Proposed algorithm; (a2)-(j2) darknet only

表 1 检测人体的三种算法对比表

Table 1 Three algorithms comparison for detecting human body

Image	Identification box coordinates /pixel				IOU value comparison		
	Darknet model	HOG-SVM algorithm	Proposed algorithm	Reference values	Darknet	HOG+SVM	Proposed algorithm
67	(330,185,91,206)	(234,58,125,250)	(320,175,93,192)	(349,97,61,233)	0.3695	0.0532	0.4209
68	(329,183,83,207)	(234,58,125,250)	(319,173,93,191)	(349,97,61,231)	0.3969	0.0534	0.4250
69	(326,179,82,215)	(234,125,100,200)	(316,169,94,194)	(344,98,59,228)	0.3897	0	0.4161
70	(325,178,78,220)	(234,125,100,200)	(315,168,88,199)	(331,99,58,224)	0.3894	0.0243	0.4208
71	(322,181,79,216)	(280,200,64,128)	(312,171,88,199)	(331,99,58,223)	0.3774	0.0866	0.4067
72	(319,180,80,217)	(218,125,100,200)	(309,170,92,199)	(326,99,58,225)	0.3813	0.1228	0.4013
73	(309,185,86,204)	(218,125,100,200)	(299,175,98,192)	(326,99,57,225)	0.3558	0	0.3700
74	(311,183,79,207)	(218,125,100,200)	(301,173,91,194)	(323,100,57,217)	0.3650	0	0.3793
75	(308,184,76,203)	(218,125,100,200)	(298,174,86,191)	(323,100,57,216)	0.3748	0	0.3950
76	(307,188,71,193)	(218,125,100,200)	(297,178,73,185)	(310,101,56,222)	0.4096	0.0574	0.4584

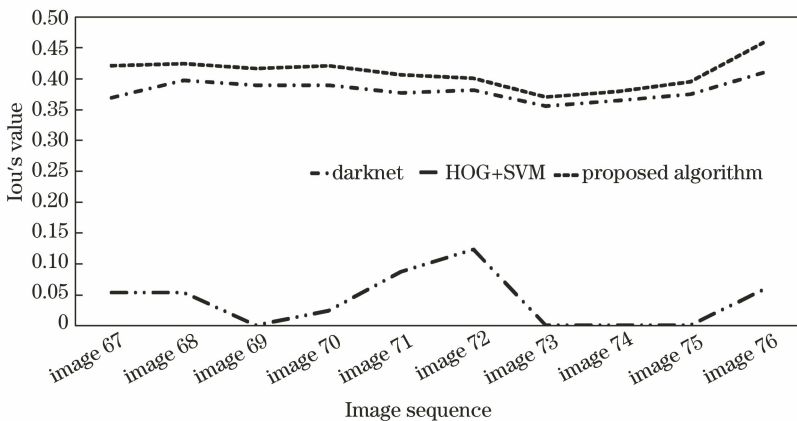


图 9 三种算法的 IOU 对比图

Fig. 9 IOU contrast graph of three algorithms

IOU 常用来评估目标检测器,它代表算法预测框与真值预测框的交并比,该值越高说明算法预测框与真值预测框匹配越好,从表 1 最后三列数据及图 9 可知,本文算法比仅用 darknet、HOG+SVM

算法预测人体的性能要好,更接近于 1。

5.3.2 人体分割效果与运行时间对比实验

对数据集中的实验室中的图像序列 91~93 进行实验,RGB 图原图分割、darknet 检测的边界框坐

标处理的 RGB 图分割、darknet 坐标预处理后 RGB 图对应深度图分割的效果图如图 10~12 所示,运行时间如表 2 所示。

由图 10~12 可知,将 RGB 图进行分割,无论是否剪切,在分割效果上,它受到颜色、纹理等变化的影响很大,且分割的效果不尽如人意,而采用深度图

进行分割会避开这个问题。

由表 2 可知,在采用 RGB 原图与预处理坐标后截取的 RGB 图迭代次数相同时,坐标处理后的 RGB 图的运行时间要比 RGB 原图快。在实际测试中,坐标预处理后的 RGB 图在迭代次数达到 15 时就已基本分割完毕,平均运行时间在 1.5 s 左右,而

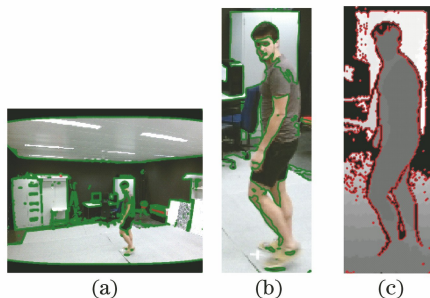


图 10 图像 91 的分割效果图。(a) RGB 图原图分割;(b) darknet 检测的边界框坐标处理的 RGB 图分割;
(c) darknet 坐标预处理后 RGB 图对应深度图分割

Fig. 10 Image 91 segmentation effect diagram. (a) Original image segmentation of RGB image; (b) RGB image segmentation of boundary box coordinate processing detected by darknet; (c) after preprocessing the coordinates detected by darknet, the RGB map corresponds to the depth map segmentation

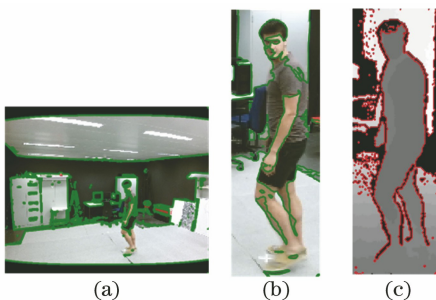


图 11 图像 92 的分割效果图。(a) RGB 图原图分割;(b) darknet 检测的边界框坐标处理的 RGB 图分割;
(c) darknet 坐标预处理后 RGB 图对应深度图分割

Fig. 11 Image 92 segmentation effect. (a) Original image segmentation of RGB image; (b) RGB image segmentation of boundary box coordinate processing detected by darknet; (c) after preprocessing the coordinates detected by darknet, the RGB map corresponds to the depth map segmentation

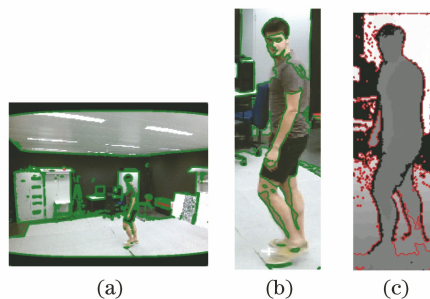


图 12 图像 93 的分割效果图。(a) RGB 图原图分割;(b) darknet 检测的边界框坐标处理的 RGB 图分割;
(c) darknet 坐标预处理后 RGB 图对应深度图分割

Fig. 12 Image 93 segmentation effect. (a) Original image segmentation of RGB image; (b) RGB image segmentation of boundary box coordinate processing detected by darknet; (c) after preprocessing the coordinates detected by darknet, the RGB map corresponds to the depth map segmentation

表 2 实验运行时间
Table 2 running time of the experiment

Image	Processing of images	Number of iterations	Elapsed time /s
91	Use only the RGB images identified by darknet for segmentation	20	3.266001
	Preprocessing and segmentation of RGB images identified by darknet	20	1.894092
	RGB image identified by darknet corresponds to the segmentation of depth map	5	0.758673
92	Use only the RGB images identified by darknet for segmentation	20	3.265913
	Preprocessing and segmentation of RGB images identified by darknet	20	1.904822
	RGB image identified by darknet corresponds to the segmentation of depth map	5	0.733490
93	Use only the RGB images identified by darknet for segmentation	20	3.242088
	Preprocessing and segmentation of RGB images identified by darknet	20	1.867070
	RGB image identified by darknet corresponds to the segmentation of depth map	5	0.721397
Average time	Use only the RGB images identified by darknet for segmentation	20	3.256004
	Preprocessing and segmentation of RGB images identified by darknet	20	1.888661
	RGB image identified by darknet corresponds to the segmentation of depth map	5	0.737853

采用坐标预处理后的深度图在分割效果及运行时间上都比前两者要好,时间也快了将近 2.5 s,在实际的目标跟踪等任务中,这为其提供了良好的实时性奠定了基础。

6 结 论

本文提出的算法优化了机器视觉中的目标检测算法,将深度信息与深度学习相融合,进一步把空间的深度信息应用于目标监测,从而提高了准确度,解决了仅通过深度学习定位的人体标识框会根据人体不同姿态、动作幅度导致标识框的误差增大,从而无法找到一个不受标识框影响的定位人体点的问题。通过实验证明,本文算法牺牲很短的中间处理时间,换取主动轮廓的快速收敛,准确地将人体分割,实现了对人体的检测识别与精确定位,相对于直接通过深度学习方法检测人体,提升了检测的精准度,为后续的运动物体的跟踪奠定了坚实的基础。

参 考 文 献

[1] Black M J, Jepson A D. EigenTracking: robust

matching and tracking of articulated objects using a view-based representation [M] // Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, 1996: 329-342.

[2] Li G, Qiu S B, Lin L, et al. New moving target detection method based on background differencing and coterminous frames differencing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(8): 961-964.

李刚, 邱尚斌, 林凌, 等. 基于背景差法和帧间差法的运动目标检测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2006, 27(8): 961-964.

[3] Gavrilu D M, Giebel J, Munder S. Vision-based pedestrian detection: the protector system[C] // IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2004, Parma, Italy. IEEE, 2004.

[4] Zhu X B, Che J. Person re-identification algorithm based on feature fusion and subspace learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(2): 021503.

朱小波, 车进. 基于特征融合与子空间学习的行人重识别算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(2):

- 021503.
- [5] Yang M. Research on pedestrian detection technology based on support vector machine [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2018.
杨萌. 基于支持向量机的行人检测技术研究[D]. 北京: 中国科学院大学, 2018.
- [6] Chen B, Zha Y F, Li Y Q, et al. Person re-identification based on convolutional neural network discriminative feature learning [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(7): 0720001.
陈兵, 查宇飞, 李运强, 等. 基于卷积神经网络判别特征学习的行人重识别[J]. *光学学报*, 2018, 38(7): 0720001.
- [7] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016. Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [8] Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5): 577-685.
- [9] Ye K Q, Zhan Y W. Image segmentation algorithm based on mathematical morphology and active edgeless contour model without edges[J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(9): 2398-2401, 2405.
叶昆权, 战荫伟. 结合数学形态学和无边界主动轮廓模型的图像分割方法[J]. *计算机应用*, 2009, 29(9): 2398-2401, 2405.
- [10] Bagautdinov T, Fleuret F, Fua P. Probability occupancy maps for occluded depth images[C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015. Boston, MA, USA. IEEE, 2015: 2829-2837.