doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.09.004

基于双目相机与改进 YOLOv3 算法的果园行人检测与定位

景　亮　王　瑞　刘　慧　沈　跃
(江苏大学电气信息工程学院,镇江 212013)

摘要:针对复杂果园环境中行人难以精确检测并定位的问题,提出了一种双目相机结合改进 YOLOv3 目标检测算法的行人障碍物检测和定位方法。该方法采用 ZED 双目相机采集左右视图,通过视差原理获取图像像素点的距离信息;将双目相机一侧的 RGB 图像作为用树形特征融合模块改进的 YOLOv3 算法的输入,得到行人障碍物在图像中的位置信息,结合双目相机获得的像素位置信息计算出相对于相机的三维坐标。用卡耐基梅隆大学国家机器人工程中心开放的果园行人检测数据集测试改进的 YOLOv3 算法,结果表明,准确率和召回率分别达到 95.34% 和 91.52%,高于原模型的 94.86% 和 90.19%,检测速度达到 30.26 f/ms。行人检测与定位试验表明,行人障碍物的定位在深度距离方向平均相对误差为 1.65%,最大相对误差为 3.80%。该方法具有快速性和准确性,可以较好地实现果园环境中的行人检测与定位,为无人驾驶农机的避障决策提供依据。

关键词:果园环境;行人检测定位;双目相机;YOLOv3;特征融合
中图分类号:TP391.41;S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2020)09-0034-06　　**OSID**:

Orchard Pedestrian Detection and Location Based on Binocular Camera and Improved YOLOv3 Algorithm

JING Liang　WANG Rui　LIU Hui　SHEN Yue
(*School of Electrical and Information Engineering*, *Jiangsu University*, *Zhenjiang* 212013, *China*)

Abstract: The accurate identification and location of obstacles in agriculturalenvironment is one of the most important technologies for intelligent agricultural machinery. Aiming at the problem that pedestrians are difficult to detect and locate accurately in the complex orchard environment, a method of pedestrian obstacle detection and location based on binocular camera and improved YOLOv3 target detection algorithm was proposed. In this method, the left and right views were collected by zed binocular camera, and the distance information of image pixels was calculated based on parallax principle. One side of the RGB image was used as the input of the improved YOLOv3 algorithm which by introduced the tree feature fusion module, and the position information of pedestrian obstacles in the image was obtained. And then the three-dimensional coordinates relative to the camera were calculated based on the pixel position information obtained by the binocular camera. Experiment carried on the open pedestrian detection dataset in orchard environment of the National Robotics Engineering Center of Carnegie Mellon University which contained different motion states (motion and static), different pose states (normal and unnormal) and different object scales (large, medium and small). Results showed that the average precision and recall rate of the improved YOLOv3 pedestrian detection model in agriculture reached 95.34% and 91.52%, respectively, which were higher than that of the original model (94.86% and 90.19%), and the detection speed was 30.26 f/ms. Meanwhile, the positioning accuracy of pedestrian obstacles was 1.65% in *Z* direction, and 3.80% in maximum. This method can locate pedestrian accurately and fast, providing reliable information for the obstacle avoidance of the unmanned agriculture machinery.

Key words: orchard environment; pedestrian detection and location; binocular camera; YOLOv3; feature fusion

收稿日期:2020-01-02　修回日期:2020-03-26
基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2018372)、江苏省自然科学基金项目(BK20181443)、江苏高校青蓝工程项目、镇江市重点研发计划项目(NY2018001)和江苏省三新工程项目(NJ2018-12)
作者简介:景亮(1966—),男,副教授,主要从事农业信息化与自动化研究,E-mail:jingl@ujs.edu.cn

0　引言

我国是果业大国，果园机器人能降低劳动强度，显著提高对果树喷药、果实采摘和树枝修剪等作业效率，是果园智能化的重要发展方向。无人驾驶的农业机械会对果农和机械操作人员造成安全威胁[1]。在美国、韩国等农机化程度较高的国家，每年都会发生多起农机事故，造成人员伤亡和经济损失，即便是有人驾驶农机仍不能避免事故发生。因此，果园机器人在作业或行进过程中，必须实时检测周围行人，以确保安全[1]。

行人检测相当于目标检测的子任务，通过改进目标检测算法可以实现对某一特定目标的检测。目前，基于大数据集和卷积神经网络的目标检测算法已经取得了很多成果。在目标识别领域，深度卷积神经网络的检测算法的准确率大大超过了基于 HOG(Histogram of oriented gradient)和 SIFT(Scale-invariant feature transform)的目标检测算法[2]。基于卷积神经网络目标检测算法的特点，不需要手动设计特定特征提取器，深层的卷积神经网络可通过大量训练自动学习图像的特征，从而得到可靠的检测结果。典型的目标检测算法有基于区域生成的卷积网络结构，如 R－CNN[3]、Fast R－CNN[4]和 Faster R－CNN[5]；另一类是把目标位置的检测视作回归问题，直接利用 CNN(Convolutional neural networks)网络结构对整个图像进行处理，同时预测出目标的类别和位置，如 YOLO[6-7](You only look once)和 SSD[8](Single shot multibox detector)等。

通过改进目标检测算法实现行人检测已经取得了大量研究成果。文献[9]通过修改基础网络、调整特征层的缩放因子等策略改进了 SSD。文献[10]基于 YOLOv3 融入标签平滑，增加多尺度检测增强其鲁棒性和泛化能力。基于深度学习的行人检测算法具有较好的检测性能，被广泛应用于各种环境。文献[11]针对雾天交通环境，通过去雾技术处理数据，训练出适用于雾天环境下的行人检测模型。文献[12]通过改进候选区网络结构、特征融合等策略改进 Fast R－CNN，将其应用到煤矿井下的行人检测。

目前，大多数关于行人检测的研究都是基于自然光场景，其图像品质相对较高。如 VOC(Visual object classes)数据集[13]、微软的 COCO(Common objects in context)数据集[14]等都是基于自然场景。在果园环境中，影响行人检测的因素包括不断变化的光照强度、信息复杂的行人所处背景，以及行人姿态、外形和服饰的多样性和遮挡性等。为促进农业环境中行人检测的研究，卡耐基梅隆大学国家机器人工程中心使用 2 个不同的车辆试验台捕获不同农业环境中的行人，制作了相应的行人检测数据集[15]，并对其进行初步测试。文献[16]提出一种卷积神经网络对包括行人的农田障碍物进行识别。文献[17]通过修改基础网络、改进辅助网络层结构改进 SSD 算法，将其应用于果园行人检测，并借助果园行人检测数据集验证了其准确性和实时性，该研究仅对行人障碍物进行检测，没有对其进行定位。本文改进 YOLOv3 算法，并结合双目相机对行人、障碍物进行检测和定位。

1　行人障碍物检测与定位方法

本文提出的结合改进 YOLOv3 目标检测算法和双目相机检测果园环境中行人障碍物方法原理框图如图 1 所示。双目相机从 2 个不同位置获取 2 幅高分辨率 RGB 图像，通过视差原理计算出深度信息。将左边摄像头的 RGB 图像作为 YOLOv3 目标检测算法的输入，网络模型输出场景中的目标识别结果。根据深度信息对行人障碍物进行定位。本文使用卷积神经网络、结合双目相机进行农业车辆自动作业过程中的行人障碍物检测与定位。

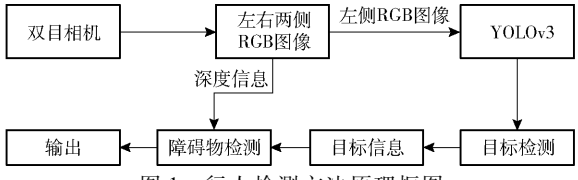


图 1　行人检测方法原理框图

Fig. 1　Framework of pedestrian detection method

1.1　YOLOv3 网络结构

YOLOv3 是一种结合了 HE 提出的 Res－Net 和 YOLOv2 中提出的 Darknet19[6]的新网络，带有 53 个卷积层的 Darknet53，其网络结构如图 2 所示。

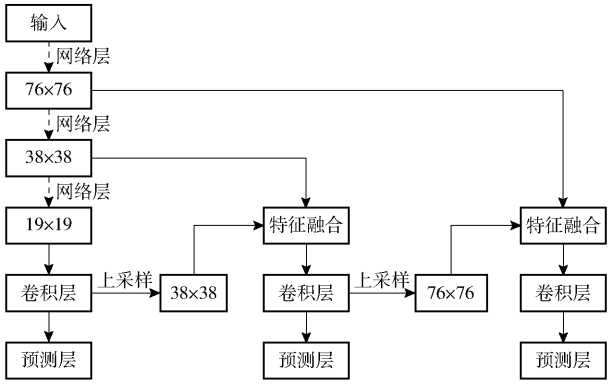


图 2　YOLOv3 网络结构图

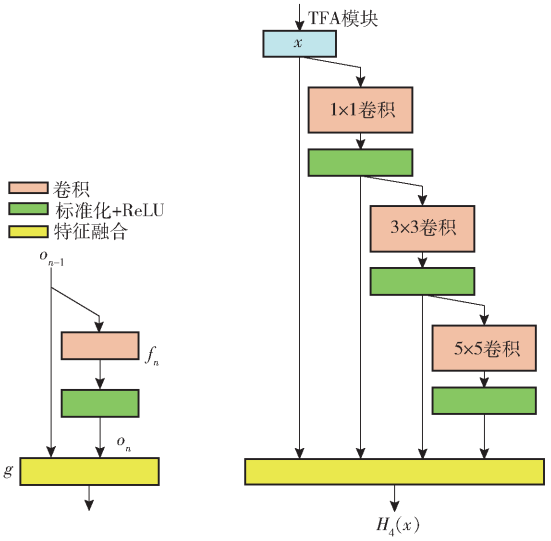
Fig. 2　Network structure of YOLOv3

YOLOv3 采用特征金字塔网络[18]思想，将第 1 个预测层前的特征图进行上采样处理。并将上采样

的特征图与网络中之前相同大小的特征图进行特征融合。然后在第 2 个预测层前添加卷积层来处理融合后的特征图。第 3 个预测层也是类似的架构。这种结构可以在预测中获得更细腻的图像特征，但是连接相对粗糙，感受视野小、缺乏丰富的语义信息。

1.2 树形特征融合模块

为解决上述 YOLOv3 所存在的问题，在 YOLOv3 中引入了树形特征融合模块 TFA（Tree-structured feature aggregation module）[19]，可以在复杂场景中捕获层次上下文信息并表示多尺度对象，扩大感受野范围。TFA 模块以主干网提取的特征图作为输入，遵循扩展叠加规则，有效地对多尺度特征进行提取。TFA 模块和其扩展规则如图 3 所示。



(a) 扩展叠加规则 (b) 扩树形特征融合模块

图 3 树形特征融合模块及其扩展规则

Fig. 3 Tree-structured feature aggregation module and expansion rule

在每个展开步骤中，输入被复制到 2 个分支。一个分支保留此时的图像特征，而另一个分支探索更大范围内的空间依赖关系。同时，通过级联将当前步骤的输出特性与之前的特性进行叠加。该展开式和叠加规则可表示为

$$o_n = f_n(o_{n-1}) \tag{1}$$

$$H_n(x) = g(H_{n-1}(x), o_n) \tag{2}$$

式中 x——TFA 模块的输入

o_n——第 n 步操作的输出

f_n——第 n 步卷积操作

H_n——执行 n 步的 TFA 模块的结果

g——特征融合操作

使用了 3 个不同的卷积核在 TFA 模块中捕获多尺度特征，然后进行批处理标准化和加入 ReLU 层。最后融合所有分支的特性。

在试验中，本文使用了 3 个扩展步骤的 TFA 模块，第 1 个扩展块使用 1×1 的卷积核，第 2、3 个扩展块分别使用 3×3 和 5×5 的卷积核，不同的卷积运算可以获得输入图像的不同接收域信息。1×1 的卷积核只有 1 个参数，可对特征图进行缩放，主要功能是实现跨通道的信息交互、整合和改变通道数。3×3 和 5×5 的卷积核在后面的扩展步骤中获得不同接收域信息，为大范围内的小对象提供语义信息。3 个扩展步骤形成树形层次结构，后续的步骤中可以重新探索从前面的步骤中学习到的特性，这优于现有的具有多个独立分支的并行结构。

1.3 改进目标检测网络

如图 4 所示，改进的网络结构在 YOLOv3 的基础上分别于第 2 和第 3 个预测层之前引入 TFA 模块，通过该模块提取对象更多的语义特征。然后将其输出的高阶特征图和低阶特征图进行特征融合，该结构中的多尺度卷积核提供了不同的接收域和更多有意义的语义特征，有利于复杂环境下对象的检测。

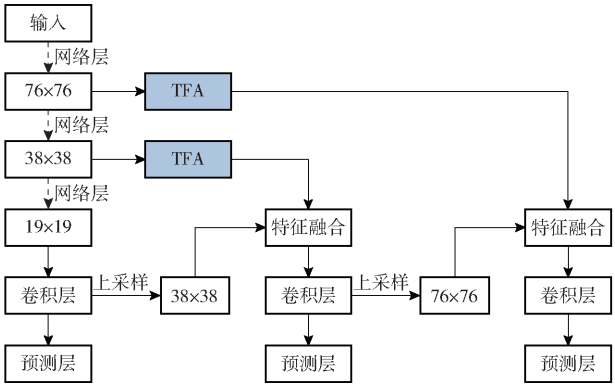


图 4 目标检测网络结构图

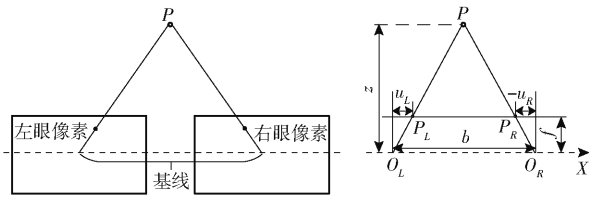
Fig. 4 Object detection network structure

2 双目相机定位原理

2.1 双目测距原理

双目立体视觉测距原理[20-21]是依据人眼视觉系统建立的，通过左右相机观察到的图像差异来判断物体的距离，如图 5 所示。相机被看作针孔相机，水平放置，2 个相机的光圈中心都在 X 轴上。两者之间的距离称为双目相机的基线（Baseline，记作 b）。其中，O_L、O_R 为左、右光圈中心，方框为成像平面，f 为焦距。

考虑一个空间点 P，它在左眼相机和右眼相机各成一像，记作 P_L、P_R。由于相机基线的存在，这 2 个成像位置不同。理想情况下，由于左右相机只在 X 轴上有位置偏差，因此 P 点的像也只在 X 轴（对应图像的 u 轴）上有差异。u_R 和 u_L 分别为成像平



(a) 左右相机观测模型　　(b) 几何模型

图 5　双目相机测距原理图

Fig. 5　Schematic of distance measurement of binocular camera

面的右侧坐标和左侧坐标。按图中坐标定义，u_R 应该是负数，所以图中标示为 $-u_R$。

如图 5b 所示，根据 $\triangle PP_LP_R$ 和 $\triangle PO_LO_R$ 的相似关系，有

$$\frac{z-f}{z}=\frac{b-u_L+u_R}{b} \tag{3}$$

整理得

$$z=\frac{fb}{d} \tag{4}$$

其中

$$d=u_L-u_R \tag{5}$$

式中　d——左右图的横坐标之差，称为视差

z——所需要的 3D 空间的目标距离

通过式(4)、(5)，在已知基线和焦距的情况下，获得视差 d 后，计算目标点的 Z 坐标。

2.2　目标位置信息的获取

用 ZED 相机配套的工具 SDK，结合 OpenCV 库和 API 获取目标区域的像素点位置信息。当双目相机获取到图像后通过目标检测算法得到行人在图像中的位置。同时可以获得该像素与相机的距离信息，从而使用欧几里德距离公式计算行人相对于相机的距离。

3　果园环境行人识别与定位试验

3.1　试验数据集

在城市环境中检测行人的工作已经做得相当多。在这个领域已经有很多很好的数据集，促进了该领域的研究发展。农业环境中的行人识别和城市环境之间存在一些差异。针对这些差异，卡耐基梅隆大学国家机器人工程中心的 PEZZEMENTI 等[15]制作的农业环境中行人检测数据集，包括苹果园和橙园环境中的已标注图像，以促进在农业环境下自动化设备的应用与发展。数据集分为训练集、验证集和测试集，不同类型数据集图像数量如表 1 所示。其中包含行人的图像分为静止状态和移动状态；按照行人目标所占像素区域面积分为小目标、中等目标、大目标；按照行人的姿势分为正常姿势、非正常姿势，其中正常姿势是指正常站立姿势，非正常姿势包括躺、坐、蹲等姿势。

表 1　不同子集中标记为正(P，包含一个人)和负(N，不包含人)的图像数量

Tab. 1　Counts of labeled images in each subset for positive (P, containing a person) and negative (N, person-free) images

环境	训练集 (P/N)	验证集 (P/N)	测试集 (P/N)	总计 (P/N)
橙园	22 617/5 675	10 901/2 495	11 718/2 592	45 236/10 762
苹果园	15 535/4 570	8 200/1 981	7 691/1 949	31 426/8 500
总计	38 152/10 245	19 101/4 476	19 409/4 541	76 662/19 262

3.2　模型的训练

在 32 GB 内存、NVIDIA GTX1080TI 型 GPU、AMD 锐龙 5 - 2600X CPU 的硬件平台上对改进的 YOLOv3 算法进行了训练。

为了提高模型的检测精度，适应 Darknet53 框架所需的输入，将输入图像调整为 608 像素 × 608 像素。考虑到硬件平台的内存限制，本试验将批处理规模设置为 64。

冲量、初始学习率、权值衰减系数等参数是 YOLOv3 算法中的原始参数，分别设置为：0.9、0.001、0.000 5 对模型进行训练。为了更好地分析，网络训练迭代了 70 000 次。

本文利用训练后的网络模型对测试图像进行了一系列试验，使用数据集中的测试集验证了算法的性能。

3.3　评价指标

对于二分类问题，样本可以分为 4 类：模型预测为正的正样本(True positive, TP)，其数量为 T_P；模型预测为负的负样本(True negative, TN)，其数量为 T_N；模型预测为正的负样本(False positive, FP)，其数量为 F_P；模型预测为负的正样本(False negative, FN)，其数量为 F_N。网络性能的评价指标选取准确率(Precision, P)、召回率(Recall, R)和调和均值 F_1。

3.4　检测模型识别测试

用果园的测试集分别对改进前后的 YOLOv3 目标检测模型进行测试，试验结果如表 2 所示。通过在 YOLOv3 网络结构中引入 TFA 特征融合模块提高了网络提取图像特征的能力和检测精度。改进后的算法准确率和召回率分别为 95.34%、91.52%，较原网络有所提升。其检测速度有所下降，但仍能达到 30.26 f/ms 的检测速度，满足在农业环境中对实时性的要求。

表 2 YOLOv3 改进前后的测试结果比较

Tab. 2 Comparison of YOLOv3 detection results before and after improvement

模型	P/%	R/%	F_1/%	检测速度/(f·ms^{-1})
改进前	94.86	90.19	92.47	22.03
改进后	95.34	91.52	93.39	30.26

3.5 不同情况下的行人检测测试

行人在不同情况下的检测结果如表 3 所示。由表 3 可知,行人在运动状态下对检测结果有一定的影响,检测效果随行人与相机距离的缩短而逐渐增强,该网络对于小目标的检测性能较弱。非正常姿态下行人的检测准确率比正常姿态下检测准确率稍低。由于改进后的网络加入了 TFA 模块,使用不同尺度卷积将图像特征进行融合,更有利于提取细小特征,小目标和非正常状态下的检测性能分别提升了 1.20、0.96 个百分点;对其他状态下的检测性能提升表现不佳。改进的 YOLOv3 网络对不同情况下行人的检测结果如图 6 所示。

表 3 不同情况下的行人检测结果

Tab. 3 Detection results of various status pedestrian

%

类别	模型	P	R	F_1
大目标	改进前	97.10	92.79	94.89
	改进后	98.32	91.45	94.76
中目标	改进前	96.93	90.13	93.40
	改进后	97.01	89.85	93.29
小目标	改进前	90.63	85.60	88.04
	改进后	91.83	86.13	88.89
静止	改进前	96.42	90.28	93.25
	改进后	95.89	90.65	93.20
移动	改进前	94.79	87.91	91.22
	改进后	94.97	88.28	91.50
正常姿态	改进前	96.55	90.82	93.60
	改进后	96.49	91.11	93.72
非正常姿态	改进前	91.79	86.09	88.85
	改进后	92.75	86.54	89.54

3.6 行人检测与定位试验

为了验证该算法在移动平台上对于果园环境中的行人检测可行性与定位精度,将目标检测算法部署到移动硬件平台上,平台处于静止状态,对园林环境中的不同状态行人和不同距离进行了测试试验。

试验硬件平台:NVIDIA Jetson agx Xavier 硬件平台,搭载有 Volta Tensor Core GPU、8 核 ARM64 CPU 以及 NVDLA 深度学习加速器等,并结合

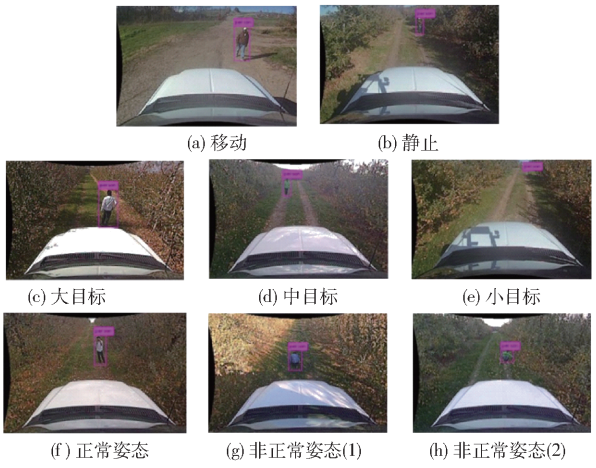


图 6 改进 YOLOv3 模型对不同情况下行人的检测结果

Fig. 6 Detection results of improved YOLOv3 model on pedestrian in various status

OpenCV3.0 和 API 函数库在 Linux 系统中实现行人、障碍物的检测与定位。

在该试验平台上本算法检测速度可以达到 30.26 f/ms,可以实时对行人进行检测与定位。并进行多次试验,对行人的检测精度进行测量。行人检测与定位试验如图 7 所示。

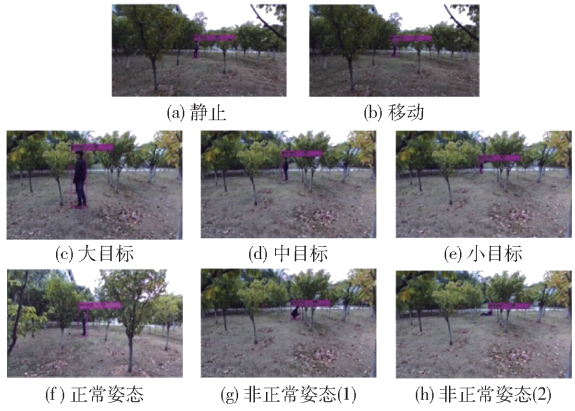


图 7 改进 YOLOv3 模型室外模拟果园环境的检测结果

Fig. 7 Detection results of improved YOLOv3 model insimulated agricultural environment

3.7 双目视觉的室外行人定位精度

为了测试该方法的定位精度,每隔 1 m 进行 1 次行人的距离测量,采用人工方法进行行人与相机的深度距离方向(Z 方向)与水平距离方向(X 方向)测量,将 3 次测量的均值作为实测数据。以该数据作为参考,计算试验数据的相对误差。

ZED 相机的深度感知距离最远可达到 30 m。由于农机障碍物检测系统获取前方 20 m 的障碍物信息足够满足农机进行避障规划,故未测试大于 20 m 的深度距离。试验结果如表 4 所示,在深度方向 20 m 以内,本方法具有较好的定位能力,平均相对误差仅为 1.65%,最大相对误差为 3.80%。

表 4　深度距离方向的试验距离与实测距离对比

Tab. 4　Comparison between experimental distance and measured distance in depth direction

试验距离/m	实测距离/m	误差/%
1	0.97	3.00
2	1.95	2.50
3	2.91	3.00
4	3.90	2.50
5	4.95	1.00
6	5.92	1.33
7	6.90	1.43
8	7.94	0.75
9	8.87	1.44
10	9.88	1.20
11	10.86	1.27
12	11.79	1.75
13	12.80	1.54
14	14.04	0.29
15	14.93	0.47
16	15.83	1.06
17	16.90	0.59
18	17.85	0.83
19	18.39	3.21
20	19.24	3.80

4　结论

(1)在 YOLOv3 网络结构中引入树形特征融合模块,模块中使用不同尺寸的卷积核增强其对多层次目标的特征提取能力,提高了其检测性能。基于卡耐基梅隆大学国家机器人工程中心开放的用于农业环境中行人检测的数据集对模型进行训练和测试。结果表明,该模型具有较高的准确率和检测速度,准确率和召回率分别达到 95.34%、91.52%,比原模型分别提高了 0.48、1.33 个百分点,检测速度可达到 30.26 f/ms。

(2)通过目标检测算法获得图像中的目标像素信息,使用双目相机的像素距离信息计算其相对于相机的三维坐标。试验表明,本方法可以检测到行人、障碍物深度距离方向的平均相对误差为 1.65%,最大相对误差为 3.80%。说明该方法可以对行人和障碍物进行较准确的定位,为无人驾驶农机避障提供可靠的定位信息。

参　考　文　献

[1] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(4):1-18.
ZHANG Man, JI Yuhan, LI Shichao, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(4):1-18. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20200401&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.001. (in Chinese)

[2] NAVEED H, KHAN G, KHAN A U, et al. Human activity recognition using mixture of heterogeneous features and sequential minimal optimization[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(9): 2329-2340.

[3] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014:580-587.

[4] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015:1440-1448.

[5] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [C]// International Conference on Neural Information Processing Systems, 2015: 91-99.

[6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2016:779-788.

[7] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517-6525.

[8] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.

[9] 邢浩强, 杜志岐, 苏波. 基于改进 SSD 的行人检测方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(11):228-233, 238.
XING Haoqiang, DU Zhiqi, SU Bo. Pedestrian detection method based on modified SSD [J]. Computer Engineering, 2018, 44(11): 228-233, 238. (in Chinese)

[10] 范丽, 苏兵, 王洪元. 基于 YOLOv3 模型的实时行人检测改进算法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2019, 42(4): 709-717.
FAN Li,SU Bing, WANG Hongyuan. Improved real-time pedestrian detection algorithm based on YOLOv3[J]. Journal of Shanxi University(Natural Science Ed.), 2019, 42(4):709-717. (in Chinese)

[11] 刘志涛, 何自芬, 张印辉. 基于 YOLO 的雾天行人实时检测方法[J]. 软件, 2019, 40(10): 53-57.
LIU Zhitao, HE Zifen, ZHANG Yinhui. Real-time pedestrian detection method in foggy sky based on YOLO[J]. Computer Engineering & Software, 2019, 40(10): 53-57. (in Chinese)

[12] 李伟山, 卫晨, 王琳. 改进的 Faster RCNN 煤矿井下行人检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(4): 200-207.
LI Weishan, WEI Chen, WANG Lin. Improved Faster RCNN approach for pedestrian detection in underground coal mine[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(4):200-207. (in Chinese)

[13] EVERINGHAM M, GOOL L, WILLIAMS C K, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2):303-338.

(下转第 25 页)

2015,46(3):29 – 36. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20150305&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.03.005. (in Chinese)
[11] FRANCISCO E F J, GARY G Y. Particle swarm optimization of deep neural networks architectures for image classification [J]. Swarm and Evolutionary Computation,2019,49:62 – 74.
[12] SUN Xin, CHAI Senchun, ZHANG Baihai. Trajectory planning of the unmanned aerial vehicles with adaptive convex optimization method[J]. IFAC-Papers OnLine,2019,52(12):67 – 72.
[13] XIAO Mengli, ZHANG Yongbo, WANG Zhihua, et al. An adaptive three-stage extended Kalman filter for nonlinear discrete-time system in presence of unknown inputs [J]. ISA Transactions,2018,75:101 – 117.
[14] ZHANG Shuo, WANG Yunyi, ZHU Zhongxiang, et al. Tractor path tracking control based on binocular vision[J]. Information Processing in Agriculture,2018,5(4):422 – 432.
[15] WANG Zhifu, ZHOU Yang, LI Chaopeng, et al. Research on straight line stability control strategy of four-wheel drive vehicle based on the sliding mode variable structure control and optimization algorithm[J]. Energy Procedia,2016,104:342 – 347.
[16] OLA R, THOMAS H, IWAN W, et al. Estimating wheel slip for a forest machine using RTK – DGPS[J]. Journal of Terramechanics,2012,49(5):271 – 279.
[17] 曾建潮,介婧,崔志华. 微粒群算法[M]. 北京:科学出版社,2004.
[18] LIU Yufei, NOGUCHI N. Development of an unmanned surface vehicle for autonomous navigation in a paddy field[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food,2016,9(1):21 – 26.
[19] KIM D, KIM H, YI K. Design of near-minimum time path planning algorithm for autonomous driving[J]. Trans. Korean Soc. Mech. Eng.,2013,37(5): 609 – 617.
[20] AUAT C, FERNANDO A, CARELLI R. Agricultural robotics: unmanned robotic service units in agricultural tasks[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine,2013,3(7):48 – 58.
[21] BAYAR G, BERGERMAN M, KOKU A B, et al. Localization and control of an autonomous orchard vehicle[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2015,115:118 – 128.
[22] LIU Changqing, ZHAO Xueyan, DU Yuefeng, et al. Research on static path planning method of small obstacles for automatic navigation of agricultural machinery [J]. IFAC-Papers OnLine,2018,51(17):673 – 677.
[23] YANG Shanjie, MEI Shuli, ZHANG Yane, et al. Detection of maize navigation centerline based on machine vision[J]. IFAC-Papers OnLine,2018,51(17):570 – 575.
[24] CHEN Jiawang, ZHU Huangchao, ZHANG Lei, et al. Research on fuzzy control of path tracking for underwater vehicle based on genetic algorithm optimization[J]. Ocean Engineering,2018,156(15):217 – 223.
[25] HUANG Peichen, ZHANG Zhigang, LUO Xiwen, et al. Path tracking control of a differential-drive tracked robot based on look-ahead distance[J]. IFAC-Papers OnLine,2018,51(17):112 – 117.

(上接第 39 页)

[14] LIN T Y, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]// European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014:740 – 755.
[15] PEZZEMENTI Z, TABOR T, HU P, et al. Comparing apples and oranges: off-road pedestrian detection on the national robotics engineering center agricultural person-detection dataset [J]. Journal of Field Robotics, 2018, 35(4): 545 – 563.
[16] 薛金林,闫嘉,范博文. 多类农田障碍物卷积神经网络分类识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 35 – 41.
XUE Jinlin, YAN Jia, FAN Bowen. Classification and identification method of multiple kinds of farm obstacles based on convolutional neural network [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 35 – 41. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2018s006&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.006. (in Chinese)
[17] 刘慧,张礼帅,沈跃, 等. 基于改进 SSD 的果园行人实时检测方法[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(4):29 – 35, 101.
LIU Hui, ZHANG Lishuai, SHEN Yue, et al. Real-time pedestrian detection in orchard based on improved SSD [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(4): 29 – 35, 101. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190403&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.04.003. (in Chinese)
[18] LIN T, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, 2017.
[19] WU T, TANG S, ZHANG R, et al. Tree-structured kronecker convolutional network for semantic segmentation [C]// 2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), Shanghai, China, 2019.
[20] 李龙, 王翱翔, 韩越兴, 等. 基于几何约束的双目测距技术研究[J]. 计量与测试技术, 2019, 46(7): 8 – 11.
LI Long, WANG Aoxiang, HAN Yuexing, et al. Research on binocular ranging by geometrical constraint[J]. Metrology & Measurement Techniquez, 2019, 46(7): 8 – 11. (in Chinese)
[21] 廖娟, 汪鹞, 尹俊楠, 等. 基于双目视觉的作物点云获取与分割定位方法[J]. 江苏农业学报, 2019,35(4):847 – 852.
LIAO Juan, WANG Yao, YIN Junnan, et al. Point cloud acquisition, segmentation and location method of crops based on binocular vision[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2019,35(4):847 – 852. (in Chinese)