

基于深度图像和神经网络的拖拉机识别与定位方法

王亮^{1,2} 翟志强^{1,2} 朱忠祥^{1,2} 李臻^{1,2} 杜岳峰^{1,2} 毛恩荣^{1,2}

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学现代农业装备优化设计北京市重点实验室, 北京 100083)

摘要: 针对多机协同导航作业中本机前方的拖拉机识别精度低、相对定位困难,难以保障自主作业安全的问题,提出了一种基于深度图像和神经网络的拖拉机识别与定位方法。该方法通过建立 YOLO-ZED 神经网络识别模型,识别并提取拖拉机特征;运用双目定位原理计算拖拉机相对本机的空间位置坐标。对拖拉机进行定点识别与定位试验,分别沿着拖拉机纵向、宽度方向和 S 形曲线方向测量拖拉机的识别与定位结果。试验结果表明:本文方法能够在 3~10 m 景深范围内快速、准确地识别并定位拖拉机的空间位置,平均识别定位速度为 19 f/s;在相机景深方向和宽度方向定位拖拉机的最大绝对误差分别为 0.720 m 和 0.090 m,最大相对误差分别为 7.48% 和 8.00%,标准差均小于 0.030 m,能够满足多机协同导航作业对拖拉机目标识别的精度和速度要求。

关键词: 拖拉机; 双目视觉; 深度学习; 目标识别; 目标跟踪

中图分类号: TP391; S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2020)S2-0554-07

Tractor Identification and Positioning Method Based on Depth Image and Neural Network

WANG Liang^{1,2} ZHAI Zhiqiang^{1,2} ZHU Zhongxiang^{1,2} LI Zhen^{1,2} DU Yuefeng^{1,2} MAO Enrong^{1,2}

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Beijing Key Laboratory of Optimized Design for Modern Agricultural Equipment, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: With the aim to solve the problems of low identification accuracy of the front tractor, relative positioning difficulty, and difficulty in ensuring the safety of autonomous operation in the multi-machine coordinated navigation operation, a method of tractor identification and positioning based on depth image and neural network was proposed. The tractor features were recognized and extracted by establishing YOLO-ZED neural network recognition model. The ZED camera was used to collect 1 100 tractor images at different angles, distances, and resolutions in cloudy and sunny days, and the LabelImg marking tool was used to manually mark the collected tractor images, marking the cab as the identification target. The tractor positioning model based on the depth image was established and the binocular positioning principle was used to calculate the spatial position coordinates of the tractor relative to the machine. A fixed-point identification and positioning test was performed on a small power tractor, and the identification and positioning results of the tractor were measured along the longitudinal, width and S-curve directions of the tractor. The test results showed that the algorithm can quickly and accurately identify and locate the spatial position of the tractor, and the average identification and positioning speed was 19 f/s. The maximum absolute error of positioning the tractor in the camera depth direction and width direction was 0.720 m and 0.090 m, respectively, the maximum relative error was 7.48% and 8.00%, and the standard deviation was less than 0.030 m. The accuracy and speed requirements of tractor target identification for multi-machine coordinated navigation can be met.

Key words: tractor; binocular vision; deep learning; target identification; target tracking

收稿日期: 2020-08-03 修回日期: 2020-09-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFD0700400-2017YFD0700403)

作者简介: 王亮(1994—),男,博士生,主要从事车辆电子控制及智能化技术研究,E-mail: liangontheway@163.com

通信作者: 翟志强(1989—),男,讲师,主要从事机器视觉技术和车辆智能化技术研究,E-mail: zhaizhiqiang@cau.edu.cn

0 引言

随着我国农业集约化、规模化、产业化发展,以及自动驾驶作业需求的增加,多机协同导航作业模式成为农机导航研究的重点^[1]。多机协同导航能够自主开展耕地、播种、施肥等田间作业,有利于突破传统农机操作过度依赖于农村劳动力的局限性^[2]。有效识别和定位多机队列中的前方拖拉机目标是实现多机协同自主作业的关键。现有大多数研究主要通过卫星定位方式获取拖拉机目标的相对位置^[3-4],设备成本较高,且不适用于山区、丘陵等卫星信号精度较差的地带。机器视觉技术和人工智能技术的发展为解决上述问题提供了新途径。研究人员在农田目标视觉感知方面开展了大量研究,其中在田间导航线识别^[5-13]、果园果实识别及定位^[14-21]、障碍物检测^[22-24]等方面已有较多研究成

果。然而在拖拉机等农机装备的识别与定位方面,相关研究仍然缺乏。

为了快速、准确地识别并获取拖拉机的位置信息,本文提出一种基于深度图像和神经网络的拖拉机识别定位方法:建立 YOLO v3 神经网络,识别并提取拖拉机特征;建立基于深度图像的拖拉机定位模型,运用双目定位原理计算拖拉机的定位信息。

1 拖拉机目标识别

1.1 YOLO-ZED 目标识别模型建立

YOLO v3 是 YOLO(You only look once)系列第三代,Darknet-53 是其主干检测网络^[25-26]。YOLO v3 网络架构如图 1 所示。其中,CBL 是网络的基本组件,由卷积层(Conv)、批量归一化层(BN)和非饱和和激活函数 Leaky ReLU 组成^[27]。Resn 表示残差块(Res_block)包含 n 个残差单元(Res_unit)^[28]。

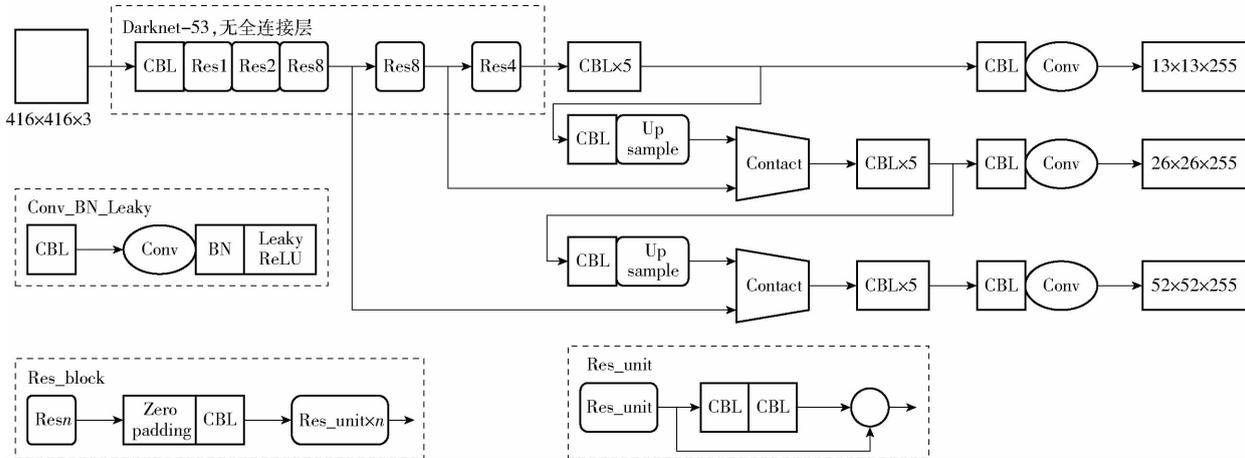


图 1 YOLO v3 网络架构

Fig.1 YOLO v3 network architecture

YOLO-ZED 目标识别模型架构如图 2 所示。以拖拉机驾驶室为识别目标,识别并提取驾驶室后玻璃的几何中心作为拖拉机的定位特征点。为了识别不同景深距离下的拖拉机目标,识别网

络采用 13 像素 × 13 像素、26 像素 × 26 像素和 52 像素 × 52 像素 3 种尺度的特征图像进行目标检测,根据目标拖拉机的景深距离自动选择对应尺度。

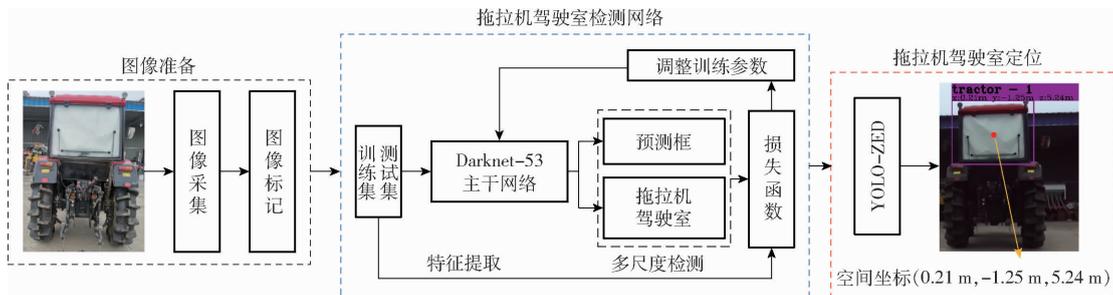


图 2 YOLO-ZED 目标识别模型架构

Fig.2 YOLO-ZED target recognition model architecture

1.2 拖拉机样本构建与标定

拖拉机图像采集自江苏省兴化市张郭镇东三村中富家庭农场,相机采用 ZED 平行双目相机

(图 3),ZED 相机主要参数见表 1。分别在阴天和晴天以不同角度、不同距离、不同分辨率采集拖拉机图像,图像格式为 .png。共采集 1 100 幅图像,晴天图

像 550 幅,阴天图像 550 幅。



图 3 ZED 相机

Fig. 3 ZED camera

表 1 ZED 相机主要参数

Tab. 1 ZED camera specifications

参数	数值
深度分辨率/(像素×像素)	1 280 × 720
相机帧率/(f·s ⁻¹)	60
像素尺寸/(μm × μm)	2 × 2
基线距离/m	0.12
景深范围/m	0.3 ~ 25
深度视场角(水平视场角 × 垂直视场角 × 对角线视场角)/(°) × (°) × (°)	90 × 60 × 100

运用 Labellmg 标记工具对所采集的拖拉机图像进行人工标记,标记驾驶室为识别目标,如图 4 中蓝色方框所示。构建 PascalVOC 格式的样本数据集。在已标记的 1 100 幅图像中随机选择 900 幅图像作为训练集,其余 200 幅图像作为测试集。

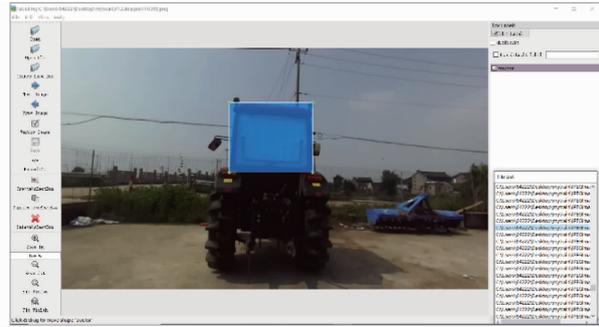


图 4 拖拉机图像标签

Fig. 4 Label of tractor image

1.3 目标识别模型训练

基于 Darknet 深度学习框架训练拖拉机图像数据集。模型训练所用计算机配置为: Intel (R) Xeon (R) E5 - 2637 v4 3.50 GHz 3.50 GHz (2 个处理器), 128 GB 运行内存, Quadro P4000 显卡(72 GB 显存), 操作系统为 Windows 10, NVIDIA 驱动程序版本为 442.50, CUDA 10.0 版本, CUDNN 版本为 7.6.5。

训练参数设置为: 每次迭代训练抽取样本数 batch 为 32, 分成 8 个批次 (subdivisions 为 8), 进行 10 000 次迭代; 动量因子 momentum 为 0.9, 衰减系数 decay 为 0.000 5, 学习率 learning_rate 为 0.001; 通过调整样本图像的饱和度、曝光度和色调, 丰富训练样本; 设置参数 random 为 1, 采用多尺度训练提高网络对不同分辨率图像识别的鲁棒性和准确性。

训练过程中每迭代 1 000 次生成一个权重文

件, 经 10 000 次迭代共生成 10 个权重文件(分别对应 1 ~ 10 代权重)。训练过程中的平均损失值变化如图 5 所示。经过 8 000 次后的迭代过程中平均损失值无明显降低, 迭代损失值在 0.016 5 附近小幅波动。

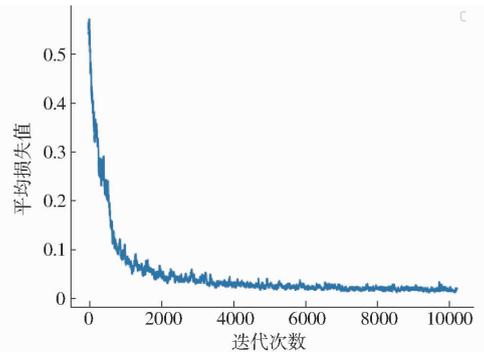


图 5 平均损失曲线

Fig. 5 Average loss curve

对拖拉机数据集训练过程中生成的 10 代权重(标号 1 ~ 10)分别在测试集上进行评估。性能评价指标为精确率 P 、召回率 R 、精确率与召回率的调和平均数 $F1$ 、所有类的平均精确率 mAP 和交并比 IoU 。

在数据集测试中, AP 为单个类的平均精确率, mAP 为所有类的平均 AP 。由于识别目标只有拖拉机驾驶室一个类, mAP 等于 AP 。 IoU 为候选框和原标记框的交集与并集的比值。每一代权重测试之后的 P 、 R 、 $F1$ 、 mAP 和 IoU 的变化曲线如图 6 所示。

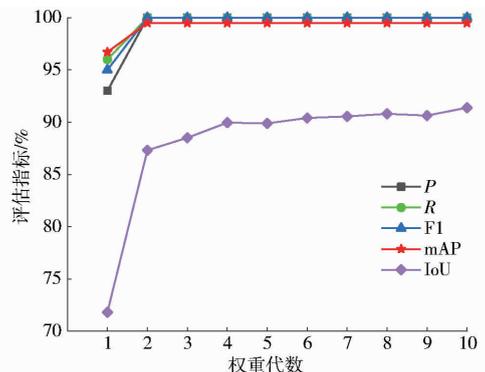


图 6 数据集测试结果

Fig. 6 Results of data set test

由图 6 可知, 从第 2 代权重开始, P 、 R 和 $F1$ 均为 100%; 第 1 代权重的 mAP 为 96.71%, 从第 2 代开始稳定在 99.5%; 第 2 代权重的 IoU 远大于第 1 代, 之后逐渐递增, 至第 8 代时达到峰值, 然后开始小幅波动。根据上述分析, 结合平均损失曲线(图 5), 选定第 8 代权重为拖拉机识别网络的训练权重。

2 拖拉机目标定位

以左眼相机直角坐标系为基准测量拖拉机的定

位距离,如图 7 所示。坐标原点 O 位于左镜头的聚焦中心; X 轴与基线平行指向右侧镜头,表示宽度方向; Y 轴与相机安装平面垂直指向地面,表示高度方向; Z 轴与地面平行,表示深度方向。

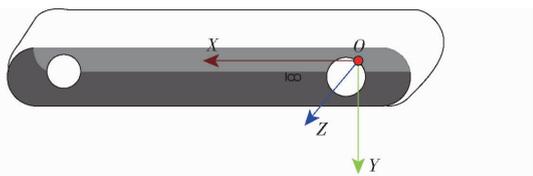


图 7 相机坐标系

Fig. 7 Camera coordinate system

基于平行双目测距原理计算拖拉机定位信息,如图 8 所示。

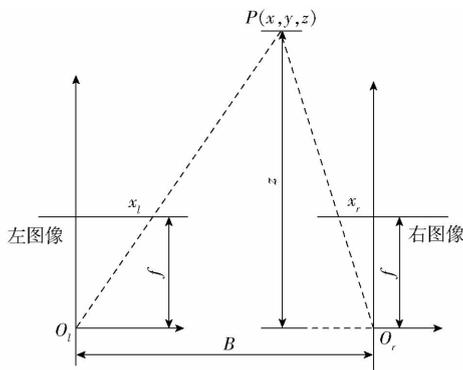


图 8 双目视觉测距原理图

Fig. 8 Binocular vision measurement principle diagram

设定拖拉机目标定位点为 P , P 在左、右眼图像中的像素坐标分别为 (x_l, y_l) 、 (x_r, y_r) 。根据视差值、相机的基线距离 B 和焦距 f 计算 P 在相机坐标系的三维坐标为

$$\begin{cases} x = \frac{Bx_l}{x_l - x_r} \\ y = \frac{By_l}{x_l - x_r} \\ z = \frac{Bf}{x_l - x_r} \end{cases} \quad (1)$$

采用基于 SAD 的立体匹配算法,计算深度图像,计算式为

$$\begin{cases} \text{Cost}(i, j, n) = \sum_{(\varepsilon, \eta)} |e_l(i + \varepsilon, j + \eta) - e_r(i + \varepsilon - n, j + n)| \\ d = \arg \min_n (\text{Cost}(i, j, n)) \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\text{Cost}(i, j, n)$ ——匹配代价计算函数

(i, j) ——基准点的图像坐标

ε, η ——匹配代价窗口的宽、高

e_l, e_r ——左、右图像中匹配窗口内像素点对应的匹配基元值

n ——基准点与配准点之间的极线坐标差

d ——基准点与匹配点之间的视差值

计算结果如图 9 所示。

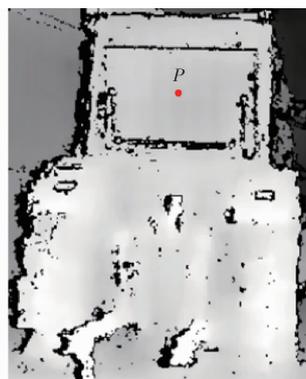


图 9 拖拉机深度图像

Fig. 9 Tractor depth map

3 试验结果与分析

试验地点为江苏省兴化市张郭镇东三村中富家庭农场,相机采用 ZED 平行双目相机,拖拉机型号为向阳红 704。试验中用白纸覆盖拖拉机驾驶室后方玻璃,降低因玻璃透光和驾驶室内外亮度差异引起的相机深度测量误差。图像处理通过便携式计算机完成,其主要配置为: Intel Core i7 - 8750H CPU、运行内存 16GB、GTX 1060 显卡、显存 6GB、Windows 10 系统。图像采集及处理软件运用 C++ 语言在 Visual Studio 2015 环境下开发。

试验场地绘制长 10 m、宽 4 m、平均间隔 0.2 m 的地面网格线,用于定点测量相机与拖拉机的相对位置。拖拉机停放位置和相机初始放置位置如图 10 所示,点 A 和点 B 分别为 Z 向、X 向 ZED 相机初始位置。采用本文提出的方法开展拖拉机识别与定位试验。试验分 3 组,分别沿着拖拉机的纵向轴线方向、宽度方向和 S 形曲线路径方向定点移动相机位置,测试拖拉机的识别与定位效果。设定人工测量的地面网格坐标为真实值,软件识别结果为测量值。

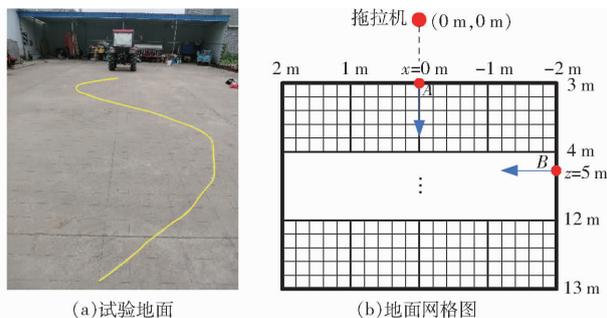


图 10 试验场景示意图

Fig. 10 Schematics of test scene

以拖拉机纵向(相机 Z 向)中线为网格中轴线,以距离拖拉机驾驶室后方玻璃 3 m 处的网格线为相机 Z 向起始测量线,地面网格如图 10b 所示。将

ZED 相机固定于长方体纸箱(尺寸 $0.4\text{ m} \times 0.1\text{ m} \times 0.7\text{ m}$)顶部,在纸箱的前、后、上 3 面绘制几何中线,ZED 相机左侧镜头中心与纸箱中线对齐。当纸箱几何中线与地面网格线对齐时,相机坐标系原点与地面网格交点对齐。

进行 Z 向拖拉机识别定位试验时,保持相机坐标原点在中心轴线上,即 $x = 0\text{ m}$ 。将 ZED 相机沿着网格中轴线由 3 m 至 9 m 逐网格点移动并将纸箱中线对齐网格线。在进行 X 向试验时,保持相机沿宽度

方向移动,即 $z = 5\text{ m}$,将 ZED 相机由 -2 m 至 2 m 逐网格点移动。进行 S 线识别定位试验时,在地面网格中选取 41 个网格点,连接成一条近似 S 形的曲线,起点坐标为 $(0, 3\text{ m})$ 、终点坐标为 $(0, 13\text{ m})$,将 ZED 相机分别置于上述 41 个网格点对拖拉机进行识别定位。随机选取 3 组试验中的部分结果如图 11 所示,所建方法能够准确识别并定位拖拉机目标特征。

在每个网格点得到的数据中随机选取 20 个计算



图 11 拖拉机识别与定位效果图

Fig. 11 Effect diagrams of tractor identification and positioning

平均值和标准差。统计 3 组试验结果,拖拉机识别定位试验的绝对误差、相对误差和标准差如图 12、

13 所示。图 14 为 S 形曲线定位试验结果。

由图 12 可知,由于立体匹配精度随目标景深增

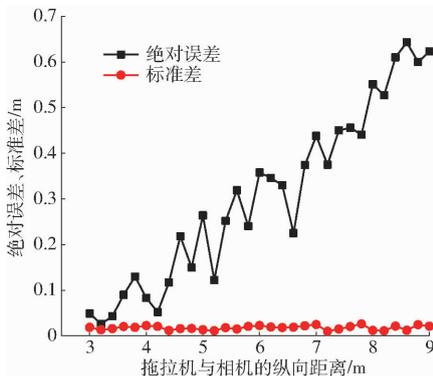


图 12 Z 向拖拉机识别定位结果

Fig. 12 Tractor identification and positioning results in Z-direction

大而下降,拖拉机定位的绝对误差和相对误差随着拖拉机与相机距离的增大而增加,最大绝对误差和相对误差均在 8.6 m 处,分别为 0.643 m 和 7.48% ;标准差小于 0.030 m 。由图 13 可知,在距离拖拉机 5 m 的相同景深下,拖拉机定位的最大绝对误差为 0.075 m ,最大相对误差为 8.00% ,标准差小于

0.030 m 。由图 14 可知,在 $3 \sim 10\text{ m}$ 景深范围内拖拉机识别定位精度较高,景深方向的最大绝对误差为 0.720 m ,最大相对误差为 7.34% ,标准差小于 0.210 m ;宽度方向的最大绝对误差为 0.090 m ,最大相对误差为 7.50% ,标准差小于 0.020 m 。当拖拉机与相机的距离大于 10 m 后,受相机有效景深范围

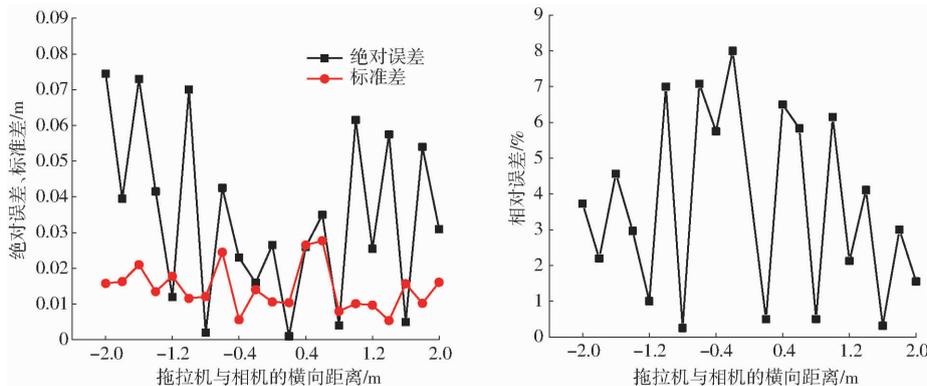


图 13 X 向拖拉机识别定位结果

Fig. 13 Tractor identification and positioning results in X-direction

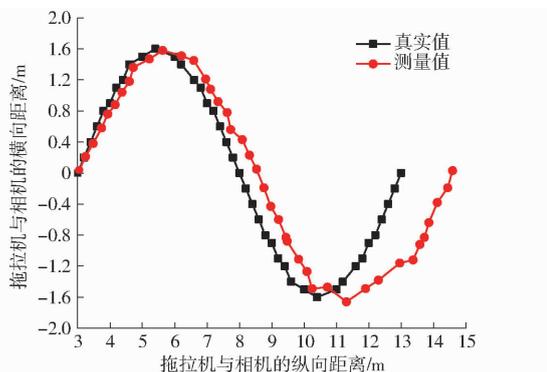


图 14 S 形曲线拖拉机识别定位结果

Fig. 14 S-curve tracking diagram

的限制,定位精度下降。经统计,拖拉机识别定位的帧频率为 19 f/s。试验结果表明,所建方法满足

多机协同导航作业对拖拉机识别的速度和精度要求。

4 结论

(1)建立的基于 YOLO v3 的拖拉机识别网络,能够快速、准确地识别并提取拖拉机的目标特征。提出的基于深度图像的拖拉机定位方法,能够在 3 ~ 10 m 景深范围内较为精确地定位拖拉机的空间位置信息。所建方法能够为识别多机队列中的前方拖拉机目标奠定理论基础,提高多机协同导航作业安全。

(2)所建方法理论上能够适应不同型号拖拉机的动态识别定位,在今后研究中还需开展实车试验进一步验证该方法的泛化能力。

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 Yuhuan, 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.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200401&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.001. (in Chinese)
- [2] 胡静涛,高雷,白晓平,等. 农业机械自动导航技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2015, 31(10): 1-10. HU Jingtao, GAO Lei, BAI Xiaoping, et al. Review of research on automatic guidance of agricultural vehicles[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(10): 1-10. (in Chinese)
- [3] TAKAI R, BARAWID O J, NOGUCHI N. Autonomous navigation system of crawler-type robot tractor[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1): 14165-14169.
- [4] 罗锡文,张智刚,赵祚喜,等. 东方红 X-804 拖拉机的 DGPS 自动导航控制系统[J]. 农业工程学报, 2009, 25(11): 139-145. LUO Xiwen, ZHANG Zhigang, ZHAO Zuoxi, et al. Design of DGPS navigation control system for Dongfanghong X-804 tractor [J]. Transactions of the CSAE, 2009, 25(11): 139-145. (in Chinese)
- [5] XUE J, ZHANG L, GRIFT T E. Variable field-of-view machine vision based row guidance of an agricultural robot[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2012, 84(2): 85-91.
- [6] WANG H, NOGUCHI N. Navigation of a robot tractor using the centimeter level augmentation information via Quasi-Zenith Satellite System[J]. Engineering in Agriculture, Environment and Food, 2019, 12(4): 414-419.
- [7] 曾勇. 基于田间苗列视觉识别的导航系统研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2018. ZENG Yong. Research on navigation system based on field seedling vision recognition[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2018. (in Chinese)
- [8] BALL D, UPCROFT B, WYETH G, et al. Vision-based obstacle detection and navigation for an agricultural robot[J]. Journal of Field Robotics, 2016, 33(8): 1107-1130.
- [9] ENGLISH A, ROSS P, BALL D, et al. Vision based guidance for robot navigation in agriculture[C]// 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation, Hongkong, 2014.
- [10] HANAWA K, YAMASHITA T, MATSUO Y, et al. Development of a stereo vision system to assist the operation of agricultural

- tractors[J]. *Japan Agricultural Research Quarterly*, 2012, 46(4): 287–293.
- [11] ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Multi-crop-row detection algorithm based on binocular vision[J]. *Biosystems Engineering*, 2016, 150: 89–103.
- [12] 翟志强, 朱忠祥, 杜岳峰, 等. 基于 Census 变换的双目视觉作物行识别方法[J]. *农业工程学报*, 2016, 32(11): 205–213. ZHAI Zhiqiang, ZHU Zhongxiang, DU Yuefeng, et al. Method for detecting crop rows based on binocular vision with Census transformation[J]. *Transactions of the CSAE*, 2016, 32(11): 205–213. (in Chinese)
- [13] 周雅文. 油菜直播机组作业路径跟踪控制与试验[D]. 武汉: 华中农业大学, 2017. ZHOU Yawen. Working path tracking & control and experiment of rape seeder unit[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [14] 彭红星, 黄博, 邵园园, 等. 自然环境下多类水果采摘目标识别的通用改进 SSD 模型[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(16): 155–162. PENG Hongxing, HUANG Bo, SHAO Yuanyuan, et al. General improved SSD model for picking object recognition of multiple fruits in natural environment[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(16): 155–162. (in Chinese)
- [15] 周云成, 许童羽, 郑伟, 等. 基于深度卷积神经网络的番茄主要器官分类识别方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(15): 219–226. ZHOU Yuncheng, XU Tongyu, ZHENG Wei, et al. Classification and recognition approaches of tomato main organs based on DCNN[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(15): 219–226. (in Chinese)
- [16] 薛月菊, 黄宁, 涂淑琴, 等. 未成熟芒果的改进 YOLOv2 识别方法[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(7): 173–179. XUE Yueju, HUANG Ning, TU Shuqin, et al. Immature mango detection based on improved YOLOv2[J]. *Transactions of the CSAE*, 2018, 34(7): 173–179. (in Chinese)
- [17] 刘慧力, 贾洪雷, 王刚, 等. 基于深度学习与图像处理的玉米茎秆识别方法与试验[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(4): 207–215. LIU Huili, JIA Honglei, WANG Gang, et al. Method and experiment of maize (*Zea mays* L.) stems recognition based on deep learning and image processing[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(4): 207–215. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200424&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.024. (in Chinese)
- [18] MURESAN H, OLTEAN M. Fruit recognition from images using deep learning[J]. *Acta Universitatis Sapientiae: Informatica*, 2018, 10(1): 26–42.
- [19] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137–1149.
- [20] 武星, 齐泽宇, 王龙军, 等. 基于轻量化 YOLO V3 卷积神经网络的苹果检测方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(8): 17–25. WU Xing, QI Zeyu, WANG Longjun, et al. Apple detection method based on light-YOLO V3 convolutional neural network[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(8): 17–25. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200802&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.08.002. (in Chinese)
- [21] 熊俊涛, 郑镇辉, 梁嘉恩, 等. 基于改进 YOLO v3 网络的夜间环境柑橘识别方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2020, 51(4): 199–206. XIONG Juntao, ZHENG Zhenhui, LIANG Jiaen, et al. Citrus detection method in night environment based on improved YOLO v3 network[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(4): 199–206. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20200423&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.023. (in Chinese)
- [22] 徐俊杰. 基于视觉的丘陵山区田间道路场景理解和障碍物检测研究[D]. 重庆: 西南大学, 2019. XU Junjie. Research for field road scene recognition and obstacle detection in hilly areas based on vision[D]. Chongqing: Southwest University, 2019. (in Chinese)
- [23] 苟琴. 基于双目视觉的未知环境下农田障碍物检测技术研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2013. GOU Qin. Research on obstacle detection in unknown farmland based on binocular vision[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2013. (in Chinese)
- [24] 杨福增, 刘珊, 陈丽萍, 等. 基于立体视觉技术的多种农田障碍物检测方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2012, 43(5): 168–172, 202. YANG Fuzeng, LIU Shan, CHEN Liping, et al. Detection method of various obstacles in farmland based on stereovision technology[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(5): 168–172, 202. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20120529&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.029. (in Chinese)
- [25] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 6517–6525.
- [26] REDMON J, FARHADI A. YOLO V3: an incremental improvement[R]. arXiv:1804.02767v1, 2018.
- [27] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C] // *International Conference on Machine Learning*, 2015: 448–456.
- [28] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016: 770–778.