

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.01.001

# 基于障碍物和车位检测的单阶段多任务 YOLO-Parking 算法研究

张炳力<sup>1,2</sup>, 王焱辉<sup>1,2</sup>, 潘泽昊<sup>1,2</sup>, 王恽昕<sup>1,2</sup>, 杨程磊<sup>1,2</sup>, 王欣雨<sup>1,2</sup>

(1. 合肥工业大学 汽车与交通工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 安徽省智能汽车工程实验室, 安徽 合肥 230009)

**摘要:**文章提出一种基于 YOLOv4 的端到端多任务网络模型用于自动泊车系统中的感知任务,以环视图像(around view monitor, AVIM)作为网络输入,基于卷积网络提取图像特征信息,通过 YOLO 和 DMPR-PS(directional marking-point regression-parking slot)检测头实现停车位与障碍物并行检测。在 PS 2.0 公开数据集上进行验证的结果表明,所提出的多任务检测方法能够同时检测停车位和障碍物,障碍物识别平均精度均值达到 89.72%,车位识别查准率达到 93.53%,网络检测速率为 34.0 帧/s,在满足自动泊车感知任务需求的同时提升了系统的检测效率。该文研究成果对自动泊车感知技术的发展具有一定的意义。

**关键词:**自动泊车;环视图像(AVM);多任务网络;障碍物识别;停车位识别

**中图分类号:**U270;TP249 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2024)01-0001-07

## Research on single-stage multi-task YOLO-Parking algorithm based on obstacle and parking space detection

ZHANG Bingli<sup>1,2</sup>, WANG Yanhui<sup>1,2</sup>, PAN Zehao<sup>1,2</sup>, WANG Yixin<sup>1,2</sup>, YANG Chenglei<sup>1,2</sup>, WANG Xinyu<sup>1,2</sup>

(1. School of Automobile and Traffic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Anhui Intelligent Vehicle Engineering Laboratory, Hefei 230009, China)

**Abstract:** This paper proposes an end-to-end multi-task network model based on YOLOv4 for perception tasks in automatic parking systems. The model takes around view monitor(AVM) images as network inputs and extracts image feature information using convolutional networks. By utilizing YOLO and directional marking-point regression-parking slot(DMPR-PS) detection heads, it achieves parallel detection of parking spaces and obstacles. Validation on the PS 2.0 public dataset demonstrates that the proposed multi-task detection method can simultaneously detect parking spaces and obstacles, with an average precision of 89.72% for obstacle recognition and a precision rate of 93.53% for parking space recognition. The network achieves a detection rate of 34.0 frames per second, meeting the requirements of automatic parking perception tasks while improving detection efficiency. This research holds implications for the development of automatic parking perception technology.

**Key words:** automatic parking; around view monitor(AVM); multi-task network; obstacle recognition; parking space recognition

收稿日期:2023-04-25;修回日期:2023-06-08

基金项目:长三角科技创新共同体联合攻关专项资助项目(2022CSJG1501);安徽省科技重大专项资助项目(202203a05020008);安徽省发展和改革委员会2021新能源汽车产业创新发展资助项目(wfgcyh2021439);中国声谷创新发展关键核心技术揭榜挂帅攻关资助项目(2108-340161-04-01-727575)和合肥市关键共性技术研发和重大科技成果工程化资助项目(2021CG003)

作者简介:张炳力(1968—),男,安徽合肥人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师。

## 0 引言

近年来,随着智能驾驶技术的不断发展,自动泊车技术成为自动驾驶领域最热门的研究方向之一<sup>[1-2]</sup>。在自动泊车系统中,如何准确地检测识别停车位和障碍物是一个至关重要的问题。传统的停车位和障碍物识别算法通常是独立进行的,这会增加系统的负载和响应时间。当前基于视觉的障碍物检测和停车位检测的感知方法较为成熟,通常采用基于 YOLOv4<sup>[3]</sup>、单发多框检测(single shot multibox detector, SSD)<sup>[4]</sup>等单阶段卷积神经网络来检测障碍物,而传统的停车位检测方法主要是基于超声波雷达配合机器视觉进行检测<sup>[5-7]</sup>,如霍夫变换、二值化处理等,但传统机器视觉检测方法难以在光线昏暗或光影复杂条件下进行停车位检测。

因此,文献[8]提出一种基于深度卷积神经网络的停车位检测网络 DeepPS,该方法通过深度卷积神经网络识别停车位角点并绘制出停车位;文献[9]提出定向标记点回归停车位检测 DMPPS(directional marking-point regression-parking slot)法,该方法先将停车位角点标记为“T”型或“L”型,利用神经网络进行学习并检测出角点类别、位置以及旋转角度,从而绘制出停车位;文献[10]提出用 YOLOv4 检测停车位角点在图像中的大致区域,再对检测出的感兴趣区域进行滤波、二值化、骨架提取等处理方法以获取停车位角点在图像上的精准位置。但是上述方法通常都是使用独立的网络模型分别进行障碍物或停车位检测,且网络模型之间缺乏信息共享和联合训练,导致检测精度低且推理时间较长。因此设计一种高效且准确的多任务网络模型对于自动泊车系统的

实现至关重要。

近年来,用于自动驾驶感知的多任务网络模型开始出现。文献[11]提出 MultiNet,该网络模型能够同时完成道路分割、汽车检测和道路分类的任务;文献[12]提出 YOLOP,基于 YOLOv4 搭建了一种具有目标检测、车道线检测以及可行驶区域检测的多任务网络模型。但是目前鲜有能够适用于自动泊车系统的集障碍物检测和车位检测于一体的多任务网络模型。

为了设计一种基于自动泊车环视图像(around view monitor, AVIM)并同时检测停车位与障碍物的端到端多任务网络模型,本文提出 YOLO-Parking,该网络模型以 AVIM 环视图像作为输入,经过共享骨干网络进行第 1 步特征提取,利用颈部网络融合多任务特征信息,再分别进入各自检测头并输出检测结果图,检测结果同时呈现障碍物和停车位信息。

本文主要工作如下:① 设计高效的多任务检测网络,实现基于 AVIM 的障碍物与停车位识别;② 通过消融实验优化网络结构,以达到最佳识别效果;③ 在 PS 2.0 公开数据集上进行试验,验证所提算法的有效性和实时性。

## 1 多任务网络设计

为了同时完成障碍物检测与停车位检测任务,本节对 YOLO-Parking 的网络结构展开研究。

### 1.1 网络结构设计

在 YOLOv4 的基础上,对颈部网络进行改进,并增加停车位检测头。YOLO-Parking 网络结构如图 1 所示。

由图 1 可知,网络分为骨干网络、颈部网络以及检测头 3 个部分。

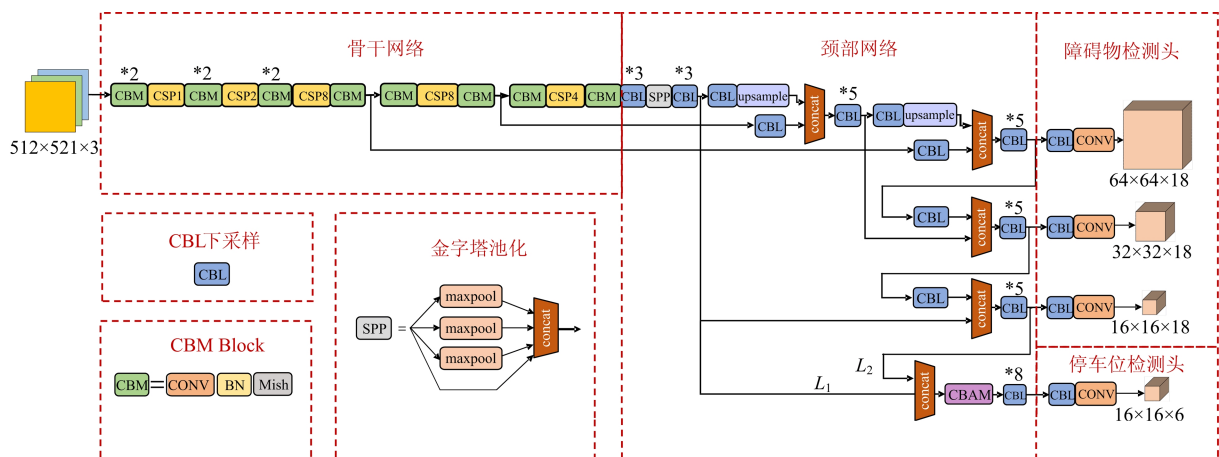
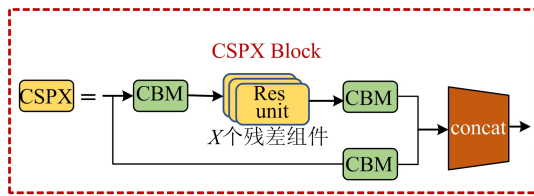


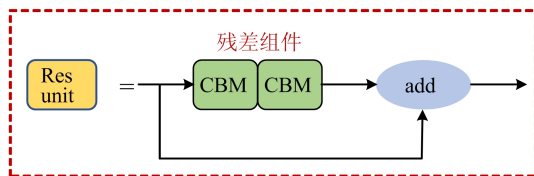
图 1 YOLO-Parking 网络结构

### 1.1.1 骨干网络

骨干网络部分采用 CSPdarknet53 网络结构,该结构主要由 CBM 和 CSPX Block 2 个基本单元组成。CBM 单元主要通过卷积操作提取图像有效特征信息,之后通过 BN(batch normalization)层对数据进行批次归一化,加快网络的训练和收敛速度。CSPX Block 网络结构如图 2a 所示,主要由 CBM 组件和残差组件构成,残差组件结构如图 2b 所示,该网络结构通过特征传播和特征重用,减少了参数和计算量,有利于保证网络的实时性。



(a) CSPX Block 网络结构



(b) 残差组件结构

图 2 CSPX Block 结构

### 1.1.2 多任务颈部特征融合

由于泊车工况下障碍物尺寸相差较大,而停车位角点的像素大小基本一定,本文保留 YOLOv4 的多尺度目标检测,在减少多任务语义特征相互影响的前提下,为停车位角点回归新建一条特征提取分支。

选取骨干网络输出的特征图  $L_1$  ( $W/32, H/32, 1024$ ) 与 YOLOv4 路径聚合网络 (path aggregation network, PAN) 结构中特征金字塔顶层特征图进行融合。 $L_1$  经过空间金字塔池化 (spatial pyramid pooling, SPP) 结构之后具有多尺度信息,经过特征金字塔网络 (feature pyramid network, FPN) 与 PAN 结构之后融合增强语义信息,两者拼接后再进行停车位角点特征的学习,充分发挥共享主干网络的优势。同时,考虑到停车位角点在 AVIM 中大多分布在左右两侧,具有一定的空间分布规律,为了提高网络的特征学习能力,引入 CBAM 注意力机制模块,使网络更加关注于 AVIM 图像中可能出现车位的区域。

### 1.1.3 多任务检测头设计

1) 障碍物检测头。障碍物检测头采用基于

锚框的多尺度检测方案,将多尺度特征层划分为  $S \times S$  的网格,如果在网格中存在 1 个检测目标的中心点,那么该网格就负责预测该目标中心点的偏移量、类别和置信度。

2) 停车位检测头。停车位检测头同样将由颈部网络输入的特征层划分为  $S \times S$  网格,如图 3 所示;并在反向传播过程中,对  $S \times S \times 6$  特征图中的每个六维向量进行停车位角点回归,如图 4 所示。

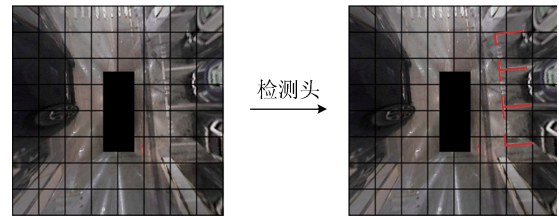


图 3 停车位角点检测

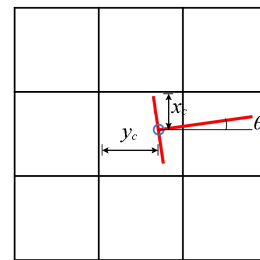


图 4 角点位置及角度判定

图 4 中六维向量实际由停车位角点的种类  $s$ 、停车位角点在每个网格中的相对单元格左上角的位置  $(x_c, y_c)$ 、旋转角度的正弦值  $\sin \theta$  与余弦值  $\cos \theta$  以及置信度  $C$  这 6 个元素构成,其中角点的位置与角度计算参见图 4。

## 1.2 损失函数设计

因为 YOLO-Parking 需要同时完成 2 个检测任务,所以本文设计的网络损失函数由障碍物检测损失函数  $L_{obstacle}$  与停车位损失函数  $L_{slot}$  加权得到。

$L_{obstacle}$  计算公式为:

$$L_{obstacle} = L_{Tbox} + L_{Tconf} + L_{Fconf} \quad (1)$$

其中: $L_{Tbox}$  为正样本包围框 ( $b_{box}$ ) 的坐标损失,采用 CIUO 的计算方式,用于惩罚定位误差; $L_{Tconf}$  为正样本的置信度损失; $L_{Fconf}$  为负样本的置信度损失。因为障碍物识别中受到数据集的限制只存在 1 个类别,所以去除了原 YOLOv4 基础上的类别损失运算。

$L_{slot}$  计算公式为:

$$L_{\text{slot}} = \sum_{i=1}^{S^2} \{ (C_i - \hat{C}_i)^2 + \mathbb{1}_i [(x_{ci} - \hat{x}_{ci})^2 + (y_{ci} - \hat{y}_{ci})^2 + (s_i - \hat{s}_i)^2 + (\cos \theta_i - \cos \hat{\theta}_i)^2 + (\sin \theta_i - \sin \hat{\theta}_i)^2] \} \quad (2)$$

其中,操作符 $\mathbb{1}_i$ 表示标记点是否落在单元格 $i$ 中。

利用均方差函数,分别对每个网格中的停车位的 6 个元素进行损失计算。

综合 loss 计算是对上述各类别 loss 进行加权后的总和,即

$$L_{\text{all}} = \alpha L_{\text{obstacle}} + \beta L_{\text{slot}} \quad (3)$$

其中, $\alpha, \beta$ 为权重系数。

## 2 网络训练

### 2.1 数据集

同济大学 DMPR-PS 开发团队基于 PS 2.0 标注了用于停车位检测的开源数据集<sup>[12]</sup>。该数据集大多为垂直停车位和平行停车位的标注,将停车位角点分为“L”型与“T”型 2 类,如图 5 所示,且标注了每个角点在图中的像素坐标、旋转角度以及类别信息,并根据角点的匹配画出停车位。

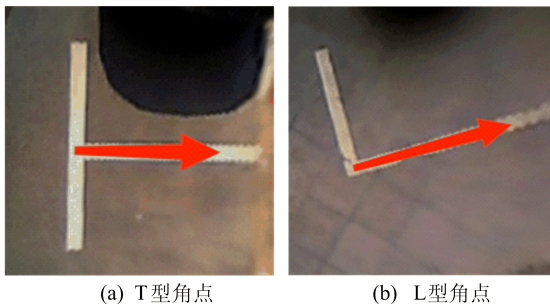


图 5 停车位角点分类

此外本文基于 PS 2.0 数据集以 VOC 的数据集格式标注了 1 849 张的障碍物标签。由于 PS 2.0 中含有障碍物的图片较少,更缺少存在单个类别障碍物的图片,本文在制作数据集时将障碍物的类别个数设置为 1,以此提高网络的检测精

度。以 9 : 1 的比例设置训练集、验证集,同时为了扩充数据集以及提高模型的性能,采用图像的旋转作为数据增强,从而达到扩充数据集的目的,并使训练出的网络更具鲁棒性,且对于每个样本会分别设置 30°、60°、90°的旋转角度生成新的标签文件,最终制作得到 5 349 张训练集和 595 张验证集。

### 2.2 训练策略与参数

本文算法基于 Ubuntu18.04 系统与 PyTorch1.10.0 深度学习框架,利用 Python 编程语言开发,使用 CUDA 10.2 以及 cuDNN8.1.1 进行计算加速。

在网络超参数方面,设置样本训练批尺寸(batch size)为 16;训练初始学习率(learning rate)为 0.000 1,使用 SGD 优化器;使用余弦退火来调整学习率,每 30 个迭代(epoch)进行 1 次衰减系数为 0.1 的更新;共训练 300 个 epoch。

## 3 实验分析

### 3.1 评价指标

本文使用查准率(precision)、召回率(recall)、平均精度(average precision, AP)来定量分析检测算法的有效性和检测精度。针对 2D 目标检测,采用不同交并比(intersection over union, IoU)阈值下的平均精度来度量,通常为 0.5 (AP<sup>50</sup>)或 0.7 (AP<sup>70</sup>)。本文中的障碍物识别采用 AP<sup>50</sup>度量,而停车位的检测采用查准率和召回率,下面基于上述分类及评价指标,对网络融合检测效果进行分析验证。

### 3.2 消融实验

为了验证特征金字塔 FPN 与注意力机制 CBAM 模块对网络检测精度和检测速率的影响,采用消融实验进行验证,结果见表 1 所列。

表 1 中,“✓”符号表示在网络中增加了相应的结构。

表 1 消融实验结果

特征金字塔	注意力机制	障碍物平均精度均值/%	停车位		检测速率/(帧/s)
			查准率/%	召回率/%	
		85.69	85.69	83.27	40.0
✓		88.14	90.47	87.62	39.0
	✓	84.06	88.68	86.31	37.0
✓	✓	89.72	93.53	90.64	34.0

根据消融实验结果可知:

1) 特征金字塔通过提取不同尺度特征图,可

以有效处理不同尺度的目标。通过搭载特征金字塔结构,障碍物检测的 AP<sup>50</sup> 由 85.69% 提高到 88.14%,停车位查准率由 85.69% 提高到 90.47%,召回率由 83.27% 提升至 87.62%,说明对网络的检测精度有着积极的影响。

2) 注意力机制可以帮助网络模型在处理图像时集中关注重要区域。本文将注意力机制嵌入停车位检测模块,可以看出停车位的查准率由 85.69% 提高到 88.68%,召回率由 83.27% 提升至 86.31%,说明对于车位检测精度有着显著提升作用。

3) 特征金字塔和注意力机制同时搭载进网络时,障碍物检测的 AP<sup>50</sup> 提高到 89.72%,而停车位检测的查准率也提高到 93.53%,同时召回率提升至 90.64%,比单独使用特征金字塔或注意力机制时都有明显的提升;但是随着特征金字塔和注意力机制的引入,网络的运行速率下降,虽然由 40.0 帧/s 降到 34.0 帧/s,但是依旧可以在自动泊车的低速环境下保证实时性。

综上所述,增加特征金字塔和注意力机制,可以让网络的检测效果达到最佳。

### 3.3 网络参数量分析

本文提出的 YOLO-Parking 属于端到端的多任务网络模型,相较于分别运行 2 个独立网络,参数量大大减小,也使得算力大大节省。3 种网络模型的参数量对比结果见表 2 所列。

表 2 3 种网络的参数量对比

网络模型	参数量/10 <sup>6</sup>
DMPR-PS	30.30
YOLOv4	64.36
YOLO-Parking	74.43

从表 2 可以看出,本文 YOLO-Parking 的参数量比 YOLOv4 与 DMPR-PS 2 个网络之和,可以提高检测效率。

### 3.4 检测精度分析

综合主流的单阶段目标检测网络、停车位检测网络和多任务网络来对比验证 YOLO-Parking 的有效性。二维目标检测网络选择单阶段 YOLOv4,车位检测网络选取 DeepPS、DMPR-PS,多任务网络选取 MultiNet、YOLOP,基于 3.1 节的描述,本文对障碍物、车位及检测精度进行评估。目标检测网络评价指标对比结果见表 3 所列。

从表 3 可以看出,本文 YOLO-Parking 网络

的障碍物检测精度达到 89.72%,与多任务网络 MultiNet 与 YOLOP 相比,检测精度与检测速率大幅提高,且检测速率达到了 34.0 帧/s,虽相较于 YOLOv4 网络的检测精度和检测速率略低,但是足够适用于泊车的低速场景。

表 3 目标检测网络评价指标对比

网络模型	障碍物平均精度均值/%	检测速率/(帧/s)
MultiNet	60.20	8.6
YOLOP	76.50	37.0
YOLOv3	75.43	31.0
YOLOv4	90.04	39.0
YOLO-Parking	89.72	34.0

选取专门用于车位检测的网络模型 DeepPS、DMPR-PS 与本文 YOLO-Parking 网络模型进行对比,评价指标采用查准率、召回率,结果见表 4 所列。

表 4 车位检测网络评价指标对比

网络模型	查准率/%	召回率/%
DeepPS	91.64	88.72
DMPR-PS	94.39	92.69
YOLO-Parking	93.53	90.64

从表 4 可以看出,使用本文 YOLO-Parking 网络进行车位识别,具有比 DeepPS 网络更高的检测精度,虽略逊于 DMPR-PS 网络,但是平衡了性能、精度,且做到网络一体化设计。

这种一体化的设计可以简化系统的复杂性,减少计算资源的消耗,并且能够实时地检测停车位和障碍物,从而减少了多个独立网络检测的复杂性,提高了检测效率和检测性能,具有较好的综合性。

### 3.5 网络的可视化结果

本文在明亮、光影复杂、黑暗以及地面复杂的情况下分别做对比实验,各网络的可视化结果如图 6 所示。

图 6 中:第 1 列为 YOLOv4 网络的障碍物检测结果;第 2 列为 DMPR-PS 网络的停车位检测结果;第 3 列为 YOLO-Parking 网络同时检测障碍物和停车位的结果。

从图 6 可以看出:YOLO-Parking 网络在障碍物检测和停车位检测效果上具有与 YOLOv4、DMPR-PS 网络相持平的效果;且通过增加注意力机制和特征金字塔结构,使得 YOLO-Parking 在光照良好、昏暗以及光影复杂或地面纹路复杂的情况下对于障碍物和停车位仍具有良好的检测效果。

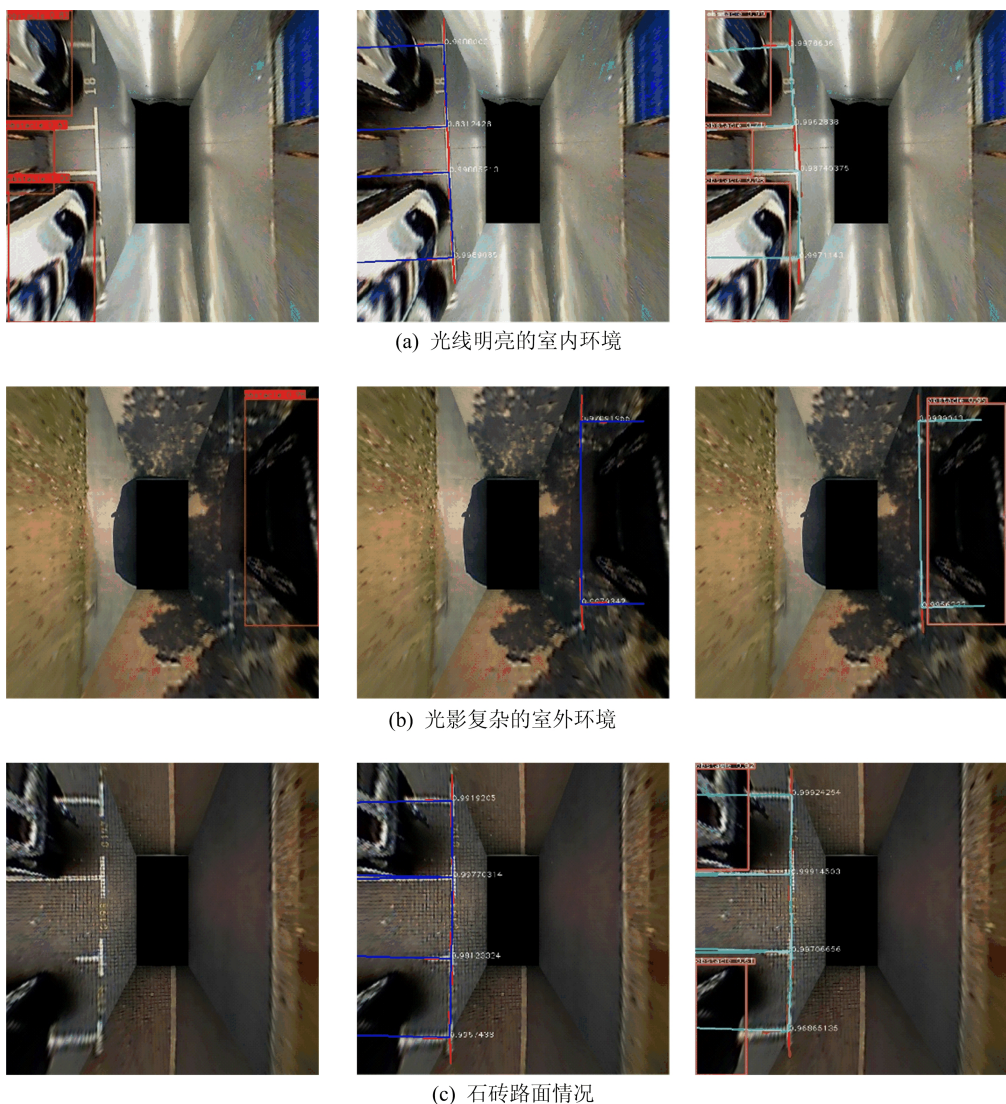


图 6 YOLOv4、DMPR-PS、YOLO-Parking 网络可视化效果

## 4 结 论

本文基于停车位与障碍物的并行检测需求提出了一种 YOLO-Parking 多任务识别网络。该网络以 AVM 图像作为输入,通过共享骨干网络信息提取,并且在颈部网络引入 2 个分支,用于分别处理停车位识别和障碍物识别任务,进行端到端的训练。与主流的目标检测网络和车位识别网络进行对比的实验结果表明:YOLO-Parking 网络有着与 YOLOv4 网络持平的检测精度;与 DM-PR-PS 网络相比,在牺牲了 0.86% 的查准率下,实现了并行检测任务,减少了模型参数量。

本文所提方法在 PS 2.0 公开数据集上的验证结果如下:AP<sup>50</sup> 达到 89.72%,停车位识别精度达到 93.53%,满足自动泊车感知需求;检测速率达到 34.0 帧/s,具有高实时性。

综上所述,YOLO-Parking 网络代替了障碍

物识别、停车位识别多个独立网络,降低了系统的复杂程度,在自动泊车领域具有一定的实际工程应用意义。

## [参 考 文 献]

- [1] 余路洋. 自主代客泊车系统车位感知技术及路径规划研究[D]. 镇江:江苏大学,2020.
- [2] 吴冰,钱立军,虞明,等. 基于 RBF 神经网络的自动泊车路径规划[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版),2012,35(4): 459-462.
- [3] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M, et al. Scaled-YOLOv4: scaling cross stage partial network [C]// 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2021:13024-13033.
- [4] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the 14th European Conference on Computer Vision: Part I. Amsterdam: Springer International Publishing, 2016:21-37.

(下转第 61 页)

由图 6 可知: $x$  的相对误差均小于  $9 \times 10^{-6}$ ;  $y$  的相对误差均小于  $9 \times 10^{-5}$ , 误差较小;  $v$  的相对误差均小于  $9 \times 10^{-4}$ , 该变量的相对误差较大, 原因是速度通过向量模值进行误差分析, 存在 3 个变量误差累积的现象, 因此误差高出一个数量级属于理论范围, 实际计算结果 ( $v_x, v_y, v_z$ ) 的相对误差仍可达到  $10^{-5}$  数量级。

#### 4 结 论

针对发射坐标系下五自由度空间运动方程的快速求解问题, 选择求解速度更快的 RK-4 方法和 Adams-4 方法相结合的数值求解方法, 采用折叠技术和管道式设计结构, 在给定的资源上设计一种空间运动方程快速求解器, 实现对实际应用中空间运动方程大批量求解任务的有效加速。基于 FPGA 的快速求解器验证实验表明, 在大批量求解任务中, SMEFS 相对于国产 CPU 的平均加速比为 12.765, 且硬件求解与软件求解的相对误差小于  $9 \times 10^{-5}$ , 具备较大的速度优势和较高的计算可靠性。

#### [参 考 文 献]

[1] 陈克俊, 刘鲁华, 孟云鹤. 远程火箭飞行动力学与制导[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.  
 [2] 王海丽, 陈磊, 胡小平. 弹道导弹基本诸元的快速装订算法研究[J]. 国防科技大学学报, 1999, 21(2): 5-8.  
 [3] 多招平. 弹道式导弹射击诸元快速装订方法研究[D]. 北京: 航天科工集团第四总体设计部, 2003.  
 [4] 钱山. 弹道导弹变点机动射击诸元快速计算方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2006.

[5] 李夕杰, 舒健生, 陈摩西, 等. 基于 Kriging 插值的弹上扰动引力快速计算[J]. 四川兵工学报, 2010, 31(11): 43-45.  
 [6] 韦文书, 荆武兴, 高长生. 机动发射的弹道导弹飞行诸元的快速计算[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2012, 44(11): 7-12.  
 [7] 张多利, 魏可, 胡永阳, 等. 可重构的微分方程通用解算器研究和实现[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版), 2022, 45(3): 336-341, 355.  
 [8] CHEN H, SUN S, ALIPRANTIS D C, et al. Dynamic simulation of electric machines on FPGA boards [C]//2009 IEEE International Electric Machines and Drives Conference. [S. l.]: IEEE, 2009: 1523-1528.  
 [9] SADOULI S, AZZAZ M S, DJEDDOU M, et al. An FPGA real-time implementation of the Chen's chaotic system for securing chaotic communications[J]. International Journal of Nonlinear Science, 2009, 7(4): 467-474.  
 [10] KOYUNCU I, OZCERIT A T, PEHLIVAN I. Implementation of FPGA-based real time novel chaotic oscillator [J]. Nonlinear Dynamics, 2014, 77(1): 49-59.  
 [11] TLELO-CAUTLE E, RANGEL-MAGDALENO J J, PANO-AZUCENA A D, et al. FPGA realization of multi-scroll chaotic oscillators[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2015, 27 (1/2/3): 66-80.  
 [12] 潘艇, 杨福彪, 朱勇, 等. 基于龙格库塔的弹道微分方程解算的 FPGA 实现[J]. 计算机测量与控制, 2015, 23(12): 4217-4220.  
 [13] 朱晓临. 数值分析[M]. 2 版. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2014: 311-319.  
 [14] 魏可. 可重构的微分方程通用解算器研究和实现[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.  
 [15] PARHI K K. VLSI digital signal processing systems: design and implementation [M]. Hoboken: John Wiley & Sons, Inc., 2007: 148-156.

(责任编辑 张 镛)

#### (上接第 6 页)

[5] JUNG H G, KIM D S, YOON P J, et al. Parking slot markings recognition for automatic parking assist system[C]//2006 IEEE Intelligent Vehicles Symposium. [S. l.]: IEEE, 2006: 106-113.  
 [6] 朱旺旺, 黄宏成, 马晋兴. 基于图像识别的泊车车位检测算法研究[J]. 汽车工程, 2019, 41(7): 744-749.  
 [7] 王鹏飞. 基于全景环视系统的车位检测技术的研究[D]. 天津: 天津大学, 2018.  
 [8] ZHANG L, HUANG J, LI X, et al. Vision-based parking-slot detection: a DCNN-based approach and a large-scale benchmark dataset[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(11): 5350-5364.  
 [9] HUANG J, ZHANG L, SHEN Y, et al. DMPP-PS: a novel approach for parking-slot detection using directional mark-

ing-point regression[C]//2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). [S. l.]: IEEE, 2019: 212-217.

[10] 李若迅. 基于环视的自动泊车系统关键技术研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2021.  
 [11] TEICHMANN M, WEBER M, ZOELLNER M, et al. Multinet: real-time joint semantic reasoning for autonomous driving[C]//2018 IEEE intelligent Vehicles Symposium (IV). [S. l.]: IEEE, 2018: 1013-1020.  
 [12] WU D, LIAO M W, ZHANG W T, et al. Yolop: you only look once for panoptic driving perception[J]. Machine Intelligence Research, 2022, 19: 550-562.

(责任编辑 胡亚敏)