

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-13

# 基于改进YOLOv11\_OBB-SVDD的数字孪生智能车系统设计

张苏楠\*, 寇元超, 王 喆, 张力元, 李禹昊  
(太原工业学院 工程训练中心, 山西 太原 030008)

**摘要:**随着智能驾驶和数字孪生技术的快速发展,构建高效、实时的车路协同系统成为研究热点,为此,本文设计了基于改进YOLOv11\_OBB-SVDD的数字孪生智能车系统。该系统由物理智能车、虚拟智能车、智能可视化服务、孪生数据和动态实时连接五部分组成。首先物理智能车可以通过视觉传感器实时采集赛道图像,实现自主路径识别,并在赛道上方部署工业相机感知智能车在赛道中的图像;然后建立与物理智能车一致的虚拟模型,实现虚实映射,利用YOLOv11\_OBB检测物理智能车的位置与车身偏转角度,为了提高对尺寸较小智能车的检测性能,采用基于频率感知特征融合(FreqFusion)的特征融合方法,对模型进行改进;最后虚拟智能车通过位置与车身偏转角度结合赛道信息,利用支持向量数据描述(SVDD)检测是否有偏离赛道风险,并通过动态实时连接向物理智能车发送控制信号,同时智能可视化服务提供智能车可视化动态监控,孪生数据汇聚数字孪生智能车系统多维多尺度数据。实验结果表明:提出的改进YOLOv11\_OBB对物理智能车的检测精确率、召回率、IOU阈值为0.5时的平均精度均值达到了94.4%、93.0%、92.2%,SVDD检测智能车正常行驶与偏离赛道风险的准确率、查准率、查全率达到了94.5%、95.4%、93.5%。整个系统实时性高,可以准确实现智能车自主循迹与数字孪生各个模块的功能。

**关键词:**数字孪生;智能车;改进YOLOv11\_OBB;支持向量数据描述

中图分类号:TP273 文献标识码:A doi:10.37188/CJLCD.2026-0052 CSTR:32172.14.CJLCD.2026-0052

## Design of digital twin smart car system based on improved YOLOv11\_OBB-SVDD

ZHANG Sunan\*, KOU Yuanchao, WANG Zhe, ZHANG Liyuan, LI Yuhao

(Engineering Training Center, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China)

**Abstract:** With the rapid development of intelligent driving and digital twin technology, the efficient and real-time vehicle-road cooperative system has become a research focus. A digital twin smart car system based on improved YOLOv11\_OBB-SVDD is designed in this paper. The system consists of five parts: physical smart car, virtual smart car, intelligent visualization service, twin data and dynamic real-time connection. Firstly, a physical smart car that can capture track images in real time through vision sensors to realize autonomous path recognition is constructed, and an industrial camera is deployed above the track

收稿日期:2026-03-23;修订日期:2026-05-26.

基金项目:山西省基础研究计划项目(No.202303021222303);山西省高等学校科技创新项目(No.2023L362)

Supported by Fundamental Research Program of Shanxi Province (No.202303021222303); Scientific and Technological Innovation Programs of Higher Education Institutions in Shanxi (No.2023L362)

\*通信联系人, E-mail: zhangsn@tit.edu.cn

to perceive the images of the smart car in the track. Then, a virtual model consistent with the physical smart car is established to enable bidirectional synchronization between the digital and physical domains. YOLOv11\_OBB is used to detect the position of the physical smart car and the deflection angle of the body to realize the virtual-real mapping. To enhance the detection performance of small-sized smart cars in images, a frequency-aware feature fusion (FreqFusion) method is proposed to improve the model and enable accurate virtual-to-real mapping. Finally, the virtual smart car determines whether there is a risk of deviation from the track through the position of the digital twin by Support Vector Data Description (SVDD), and sends control signals to the physical smart car using dynamic real-time connection. At the same time, the intelligent visualization service provides the visual dynamic monitoring of the smart car, and the multi-dimensional and multi-scale data of the digital twin smart car system are aggregated by twin data. Experimental results indicate that the proposed improvement of YOLOv11\_OBB has achieved an average accuracy of 94.4%, 93.0%, and 92.2% respectively for the detection accuracy, recall rate, and mean average precision when the IOU threshold is 0.5 for the physical smart car. The SVDD-based anomaly detection system achieves an accuracy of 94.5%, a precision of 95.4%, and a recall of 93.5% in identifying both normal driving behavior and track deviation risks in smart car. The entire system operates smoothly and can accurately implement the functions of smart car autonomous tracking and digital twin modules.

**Key words:** digital twin; smart car; improved YOLOv11\_OBB; support vector data description

## 1 引言

随着科技的飞速发展,智能汽车已成为汽车产业转型升级的关键方向,其融合了先进的传感器技术、人工智能算法、控制决策等多种前沿科技<sup>[1]</sup>,旨在实现更高效、安全、自主的驾驶体验<sup>[2]</sup>。这一领域的研究不仅关乎汽车行业的未来格局,更是推动交通运输智能化、绿色化的重要力量。虽然目前驾驶辅助系统和自动驾驶系统发展迅速,但还未形成标准化、规范化的理论知识体系,研究成本高<sup>[3]</sup>。而数字孪生通过物理世界与虚拟世界的相互映射,实现了对物理世界的模拟、分析、监测、控制<sup>[4]</sup>。为此,本文通过将可自主路径识别的物理智能小车与数字孪生相融合设计了基于改进 YOLOv11\_OBB-SVDD 的数字孪生智能车系统。

该系统根据数字孪生的五维模型构建,包括物理智能车、虚拟智能车、智能可视化服务、孪生数据和动态实时连接。物理智能车基于英飞凌 SAK-TC264D 主控芯片,可通过视觉传感器实现自主路径识别。虚拟智能车在几何属性和运动属性上与物理智能车一致,通过改进 YOLOv11\_OBB 算法实现虚实映射,并根据智能车的位置与车身偏转角度结合赛道信息,利用

SVDD 检测智能车是否偏离赛道。动态实时连接实现了各组成部分之间的数据交互。智能可视化服务提供智能车可视化动态监控,孪生数据则汇聚数字孪生智能车系统多维多尺度数据。整个系统体积小、操作简单、安全性高,有助于提升驾驶辅助系统和自动驾驶系统的模拟、分析、监测、控制性能。

## 2 系统方案设计

本系统由物理智能车、虚拟智能车、智能可视化服务、孪生数据和动态实时连接五部分组成,其结构如图 1 所示。

由图 1 可知,物理世界由物理智能车、赛道、工业相机、镜头组成,其中物理智能车行驶在赛道上,可以通过安装在中央碳素杆上的视觉传感器实时采集赛道图像,实现自主路径识别。赛道上方部署工业相机实时感知智能车在赛道中的图像。虚拟世界包括虚拟智能车和虚拟赛道。虚拟智能车和虚拟赛道是根据物理智能车和赛道构建的几何属性与物理属性一致的虚拟模型。物理世界和虚拟世界构建动态实时连接,实现数据交互。物理世界中采集到的图像可以实时传

输到虚拟世界,虚拟智能车利用改进YOLOv11\_OBB识别物理智能车的位置与车身偏转角度,实现虚实映射。同时,通过检测到的智能车位置与车身偏转角度,结合赛道图像,利用SVDD进行智能车偏离赛道检测,如果检测到智能车偏离赛道,则利用动态实时连接向物理智能

车发送控制信号。孪生数据汇聚数字孪生智能车系统各个阶段产生的数据,包括了赛道图像、智能车图像、陀螺仪数据、智能车位置、智能车角度等。智能可视化服务提供智能车可视化动态监控,包括智能车控制,状态显示、智能车定位,智能车偏离赛道检测等。

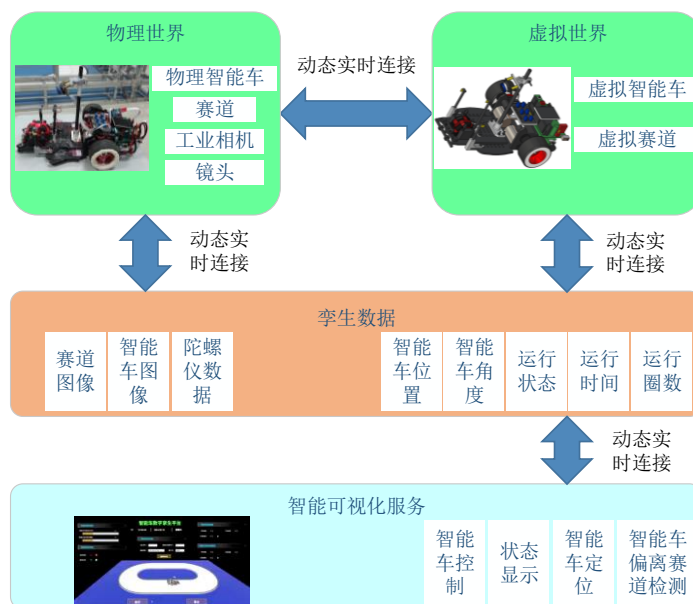


图1 数字孪生智能车系统结构图

Fig. 1 Structure diagram of digital twin smart car system

## 2.1 物理智能车

智能车技术集运动控制、信息感知、信息处理与决策于一体,涵盖了自动化、计算机、电子技术等多门学科<sup>[5-6]</sup>,可以通过视觉传感器实时采集赛道图像,实现自主路径识别,本系统基于英飞凌SAK-TC264D主控芯片设计了物理智能车,通过电源管理模块提供稳定供电,配合晶振与复位电路保障芯片可靠运行。采用锂电池组作为储能单元,经TPS63070等升降压芯片构成稳压电路,为物理智能车提供5V、3.3V等标准电压。如图2所示。

由图2可知,物理智能车采用三轮结构,后轮配备1024线增量式编码器,基于LR7843 MOS管与IR2104半桥芯片搭建H桥电路,驱动直流无刷电机,通过两个后轮差速进行转向。通过精密齿轮组实现1:8减速传动,独立悬挂系统采用弹簧-阻尼器组合,前悬挂行程8 mm,后悬挂行程12 mm,可适应不同赛道坡度与颠簸,提升轮

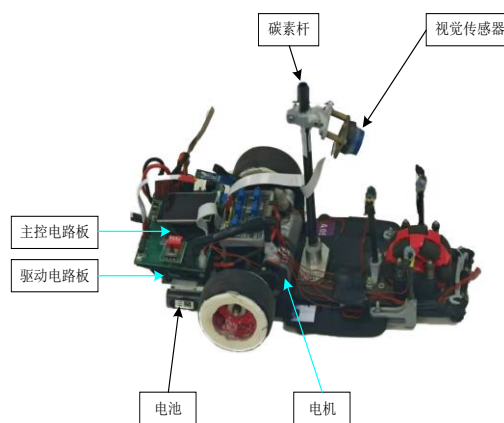


图2 物理智能车结构布局图

Fig. 2 Physical structure layout diagram of smart car

胎接地性能。为了优化性能,主控电路板安装于物理智能车尾部,驱动电路板安装在主控电路板下方。电池安装于驱动电路板的下方,从而降低重心,使整车的重心位于驱动电机的轴线上。碳素杆安装于车辆的中心位置,视觉传感器固定于

碳素杆顶端,可以实时采集赛道环境图像。物理智能车通过对视觉传感器采集到的图像进行OTSU阈值分割<sup>[7]</sup>,转化为二值图像,然后提取赛道的边缘和中心线,根据赛道中心线和图像中线计算出智能车的方向偏差,最后利用双闭环PID算法实现速度(内环,调节周期10 ms)与转向(外环,调节周期20 ms)协同控制。

## 2.2 虚拟智能车

虚拟智能车的构建不仅需要反映物理智能车的几何属性,包括尺寸、颜色等,还需要考虑物理智能车的运动特性。本系统根据物理智能车的几何属性、装配关系,利用SolidWorks构建物理智能车模型,并将模型导入Unity 3D<sup>[8]</sup>,根据物理智能车的运动特性,构建虚拟智能车,如图3所示。

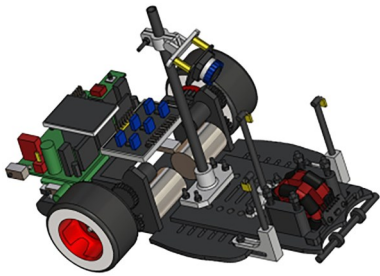


图3 虚拟智能车示意图

Fig. 3 Schematic diagram of virtual smart car

## 2.3 动态实时连接

本系统借助于动态实时的数据连接,使得物理世界和虚拟世界之间实现数据的即时交换和同步,确保虚拟智能车精确地映射出物理智能车的即时状态和行为。针对工业相机采集到的图像数据量大,传输速度要求高,本系统采用千兆以太网<sup>[9]</sup>进行图像数据动态传输。针对物理智能车采集的陀螺仪数据和虚拟智能车的控制、优化信号数据量小,且物理智能车处于行驶状态的特点,本系统采用ZigBee<sup>[10-11]</sup>进行无线数据传输。

## 2.4 智能可视化服务

智能可视化服务整合了数据收集、处理、分析和展示,将虚拟智能车及其行驶状态以易于理解的视觉形式显示。智能可视化服务通过动态实时连接接入孪生数据,实时获取整个系统采集、生成的数据,利用改进YOLOv11\_OBB识别物理智能车的位置与车身偏转角度,通过检测到

的智能车位置与车身偏转角度,结合赛道图像,进行智能车偏离赛道检测,并将结果进行可视化显示,使其具备实时分析能力。智能可视化服务界面如图4所示。



图4 智能可视化服务界面

Fig. 4 Intelligent visualization service interface

## 2.5 孪生数据

孪生数据是数字孪生智能车系统的核心,它整合了物理智能车和虚拟智能车的数据,以确保虚拟空间与物理空间的一致性和同步性。孪生数据汇聚数字孪生智能车系统各个阶段产生的数据,包括了赛道图像、智能车图像、陀螺仪数据、智能车位置、智能车角度等。本系统通过建立MySQL<sup>[12]</sup>数据库,实现数据的实时保存、编辑、更新、查询功能。

## 3 智能车目标检测

当虚拟智能车获取到赛道中物理智能车图像后,准确检测出智能车目标并判断车身偏转角度对于虚实映射、进行智能车偏离赛道检测至关重要。传统目标检测算法很难准确检测出智能车目标与车身偏转角度,本系统采用改进YOLOv11\_OBB算法进行目标检测,准确检测物理智能车目标。

### 3.1 改进YOLOv11\_OBB智能车目标检测

传统的图像处理方法检测智能车目标通常利用图像分割、背景减法、帧间差分等方法,然后确定智能车位置。但是,当环境复杂、光照变化时,图像分割、背景减法无法准确检测出智能车目标,帧间差分法在智能车静止时无法正常检测。同时,上述三种方法无法准确识别智能车旋转角度。

YOLOv11算法是Ultralytics公司研发的支持图像分类、物体检测、实例分割、姿态估计等多

种任务的算法框架<sup>[13]</sup>。该算法主要由输入端(Input)、主干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)、头部网络(Head)四部分组成<sup>[14]</sup>,其网络结构如图5所示。输入端作用是输入目标图像进行模型训练。主干网络的作用是进行特征提取,为了保证轻量化的同时获得更加丰富的梯度流信息,采用改进CSPDarknet53作为主干结构,将C2f模块替换为C3k2,提高了特征提取效率。并在SPFF模块之后加入C2PSA模块,进一步增强多尺度

特征提取能力。颈部网络的作用是对骨干网络提取到的特征信息进行融合、增强。YOLOv11采用PAN-FPN结构,弥补了FPN结构在图像目标定位方面的不足,以提升检测性能。头部网络是目标检测模型的决策部分,采用解耦设计,将分类和回归分离,减小特征冲突,其中分类损失采用二元交叉熵损失函数,边界框回归损失采用分布焦点损失函数和完全交并比损失函数<sup>[15]</sup>,进一步提高边界框的预测精度<sup>[16]</sup>。

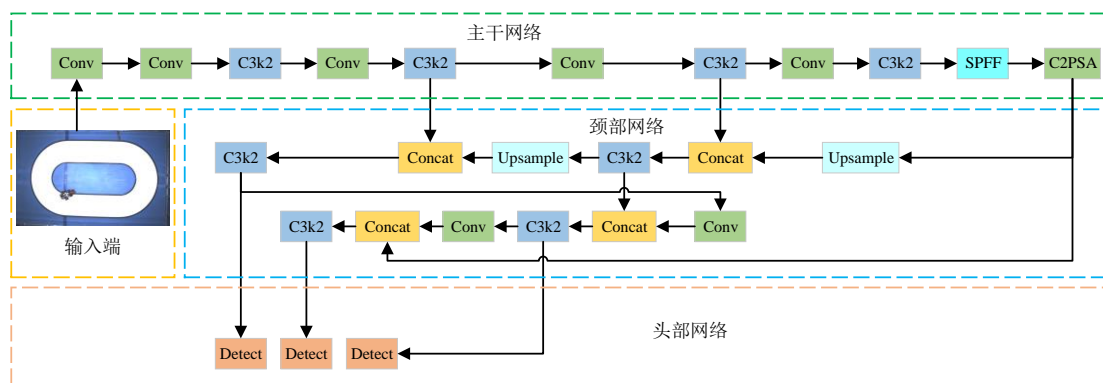


图5 YOLOv11网络结构

Fig. 5 Network structure of YOLOv11

利用YOLOv11可以准确检测出物理智能车位置,从而为虚拟智能车提供准确的坐标信息。但是物理智能车在行驶过程中实时识别赛道中心线,动态调整车身姿态,如果只进行位置检测,无法为虚拟智能车提供姿态信息,难以实现虚实映射。而且,物理智能车的姿态信息可以为偏离赛道检测提供依据。因此,本文针对YOLOv11边界框在描述不规则形状的车辆目标时存在局限性,采用定向边界框(Oriented Bounding Box, OBB)检测物理智能车的位置与旋转角度<sup>[17]</sup>。

YOLOv11\_OBB可以输出一组可旋转的边界框,不仅可以检测出物理智能车位置,还可以精准包围物理智能车,确定其旋转角度。YOLOv11\_OBB沿用YOLOv11的基本结构,在头部网络采用OBB检测头部替代Detect检测头。传统的YOLOv11采用水平边界框(Horizontal Bounding Boxes, HBB)标注检测目标,每个HBB使用中心坐标和宽、高4个参数表示,即 $(x, y, w, h)$ ,其中 $x, y$ 表示HBB中心点的横、纵坐标, $w$ 为HBB的宽, $h$ 为HBB的高。OBB在此基

础上增加了角度信息 $\theta$ ,即通过 $(x, y, w, h, \theta)$ 5个参数表示,如图6所示。在模型训练过程中采用Box Loss作为边界框回归损失函数,提高处理旋转物体时模型的性能。

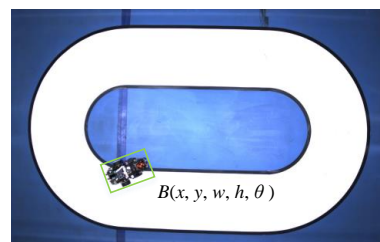


图6 定向边界框示意图

Fig. 6 Directional bounding box illustration

当图像中智能车边界模糊,目标较小或者多辆智能车集聚时,仍然容易出现漏检或误检现象。为了进一步提升YOLOv11\_OBB对复杂场景下智能车的检测能力,本文提出一种基于FreqFusion的YOLOv11\_OBB改进模型,在输入图像分辨率与主干网络结构不变的前提下,利用FreqFusion模块,替换自上而下路径结构中的

Concat 模块,融合不同频率尺度特征,减小类内特征不一致性和边界位移。

FreqFusion 模块<sup>[18]</sup>针对主干网络提取的通道数相同、空间分辨率不同的特征图,通过整合

自适应低通滤波(adaptive low-pass filter, ALPF)生成器、偏移生成器和自适应高通滤波(adaptive high-pass filter, AHPF)生成器,实现了频率感知的特征融合。FreqFusion 模块结构如图 7 所示。

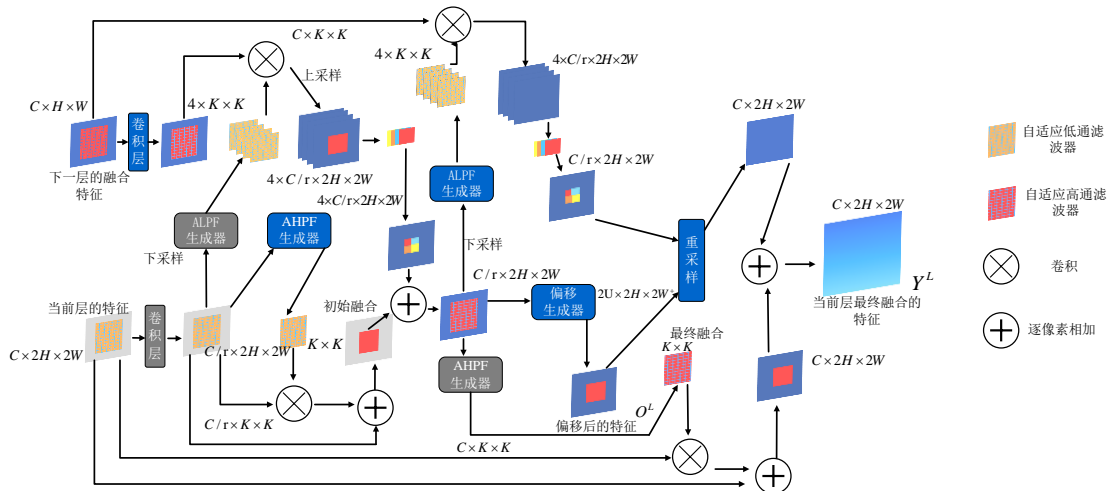


图 7 FreqFusion 模块结构图

Fig. 7 Structure diagram of the FreqFusion module

首先, FreqFusion 模块对输入的智能车低分辨率与高分辨率特征图进行卷积操作, 实现两类特征的初步信息增强与维度适配; 同时, 采用 Pixel unshuffle 下采样策略对智能车高分辨率特征图进行降维处理。其次, ALPF 生成器对智能车特征进行自适应平滑优化, 既强化跨尺度特征的分布一致性, 又凸显智能车目标区域内部的低频基础结构信息; AHPF 生成器提取智能车特征图中的高频边缘信息, 进一步提升智能车目标轮廓的辨识度与精细度表达。在完成初始融合获

得基础特征后, 引入偏移生成器生成偏移数据, 对智能车融合特征实施重采样调整, 消除跨尺度特征的错位偏差, 提升智能车融合特征的全局一致性并细化智能车目标边界定位精度。最后, 通过逐像素加法运算完成最终特征图融合。

### 3.2 智能车偏离赛道检测

当智能车行驶到赛道边缘, 且车身偏转角度与赛道切线方向偏差较大时存在偏离赛道风险, 如图 8 所示。如果不及时进行管控, 可能造成智能车事故。虚拟智能车通过改进 YOLOv11<sub>-</sub>

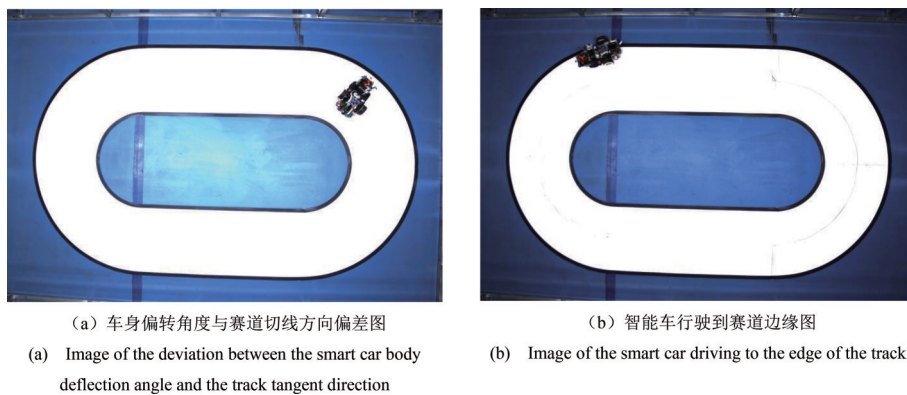


图 8 智能车偏离赛道风险图像

Fig. 8 Risk image of the smart car from the track

OBB检测到智能车中心坐标与偏转角度后,利用SVDD检测是否有偏离赛道风险。

SVDD作为一种单分类方法,通过在高维空间构建一个尽可能包含训练数据的超球体,从而界定训练数据与其他类型数据<sup>[19]</sup>。在智能车偏离赛道检测过程中,可以将正常在赛道行驶过程中的车身中心点坐标与偏转角度作为训练数据,构建智能车正常行驶数据超球体,超球体外的数据为智能车偏离赛道风险数据,其结构如图9所示。构建好超球体后,利用决策函数判断检测到的智能车中心坐标与偏转角度数据是否为赛道正常行驶数据。如果决策函数的输出为1,说明检测到的数据位于超球体内部,智能车正常在赛道行驶;否则,存在偏离赛道风险。

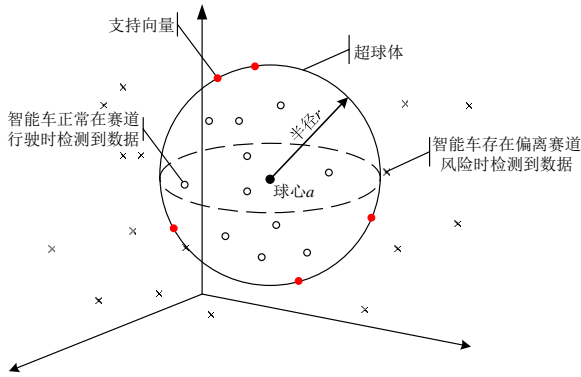


图9 多重支持向量数据描述结构示意图

Fig.9 The structure diagram of Multi-SVDD

采用SVDD检测智能车偏离赛道风险的基本流程如下:

Step1:设检测到智能车正常在赛道行驶过程中的中心点坐标与偏转角度作为训练样本为 $x_i$ ,其中 $x = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_n\}, x_i \in R^d (i=1, 2, \dots, n)$ ;  $n$ 为训练样本数;  $d$ 为特征参数维数,本文中 $d=3$ 。

Step2:设超球体半径为 $r$ 、球心为 $o$ 。SVDD的优化问题可以描述为:

$$\min_{r, o, \xi_i} F(r, o, \xi_i) = r^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \quad (1)$$

$$\begin{aligned} st. \quad & \|\phi(x_i) - o\|^2 \leq r^2 + \xi_i \geq 0, \\ & \xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq n, \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\xi_i$ 为引入的松弛项; $C$ 为惩罚因子; $\phi$ 表示目标样本到高维空间的映射; $\|\cdot\|$ 为欧几里得

范数。

Step3:为了求解公式(1)和公式(2)的约束问题,引入拉格朗日算子,将约束问题转化为下面公式:

$$\begin{aligned} L(r, o, \xi_i, \alpha_i, \beta_i) = & r^2 + C \sum_{i=1}^n \omega_i \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i \\ & \left\{ r^2 + \xi_i - \left( \|\phi(x_i)\|^2 - 2o \cdot \phi(x_i) + \right. \right. \\ & \left. \left. \|o\|^2 \right) \right\} - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i, \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $\alpha_i, \beta_i$ 为拉格朗日乘子。

Step4:求解上式,最终可求得超球体半径 $r$ 的平方:

$$\begin{aligned} r^2 = & \langle \phi(x_k) \cdot \phi(x_k) \rangle - \\ & 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_k) \rangle + \\ & \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j \langle \phi(x_i) \cdot \phi(x_j) \rangle, \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $x_k$ 为支持向量。

Step5:构造智能车偏离赛道风险决策函数:

$$\begin{aligned} f(z) = & \operatorname{sgn} \left[ r^2 - K(z, z) + \right. \\ & \left. 2 \sum_{i=1}^n \alpha_i K(z, x_i) - \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \right], \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $z$ 为检测到的智能车中心坐标与偏转角度; $K$ 为核函数,本文选择高斯核函数,其表达式为:

$$K(x_i, x_j) = \exp \left( -\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right), \quad (6)$$

其中: $\sigma$ 为核函数参数。

当决策函数值为1时,智能车正常在赛道行驶;当决策函数值为-1时,智能车存在偏离赛道风险。

## 4 实验结果与分析

对本文设计的基于改进YOLOv11\_OBB-SVDD的数字孪生智能车系统的功能进行测试。

数字孪生智能车系统测试包括物理智能车目标检测、智能车偏离赛道检测和物理世界中的物理智能车与虚拟世界中的虚拟智能车虚实联调。

#### 4.1 物理智能车目标检测

本文在物理智能车检测模型训练过程中采用 Windows10 操作系统, CPU 为 Intel(R) Xeon (R) Silver 4215R, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 5000, 显存为 16G。使用 PyTorch 深度学习框架。赛道上方部署的工业相机为海康威视 MV-CS200-10GC, 分辨率为  $5472 \times 3648$ , 最大帧率为 5.9fps, 像元尺寸为  $2.4 \mu\text{m} \times 2.4 \mu\text{m}$ ; 相机镜头为海康威视 MVL-KF0618M-12MPE, 焦距为 6 mm, 拍摄角度为  $118.2^\circ$ , 最近对焦距离为 0.1 m。采集物理智能车行驶过程中的 1450 幅图像作为数据集, 按照 8:1:1 划分为训练集、验证集和测试集, 并采用数据集增强方法对训练集进行预处理, 扩充数据集规模, 提升模型的健壮性。在模型训练过程中, 使用随机梯度下降法实现参数的反向传播与优化。其中训练周期(Epochs)为 700, 批次大小(Batch Size)为 32, 初始学习率(Learning Rate)为 0.002, 采用余弦退火策略进行学习率动态衰减。

为了定量评价对物理智能车的检测性能, 采用精确率 P(precision)、召回率 R(recall)、IOU 阈值为 0.5 时的平均精度均值(mean average precision, mAP)作为评价指标<sup>[20][21]</sup>, 其计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (8)$$

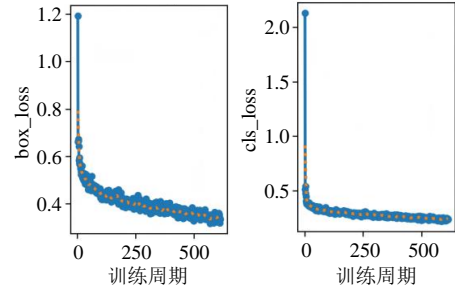
$$AP_{0.5} = \int_0^1 P(R) dR, \quad (9)$$

$$mAP_{0.5} = \frac{\sum_{i=1}^n AP_i}{n}, \quad (10)$$

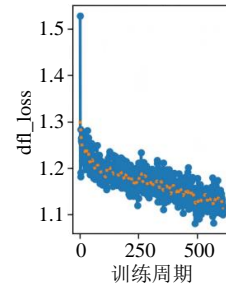
其中,  $TP$  为预测正确的正样本数量;  $FP$  为预测错误的负样本数量;  $FN$  为预测错误的正样本数量;  $AP_{0.5}$  为 IOU 阈值为 0.5 时的精度均值;  $mAP_{0.5}$  为 IOU 阈值为 0.5 时的平均精度均值。

在评估改进 YOLOv11\_OBB 的性能时, 损失函数的各个组成部分对训练集和测试集的表现非常重要。其中, 边框损失(box\_loss)、分类损失(cls\_loss)和分布焦点损失(dfl\_loss)是主要的评价指标。box\_loss 衡量预测边界框与真实边界框的差异; cls\_loss 评估预测类别与真实类别之间的不一致性; dfl\_loss 反映预测边界框的精确度。改进 YOLOv11\_OBB 训练过程中 box\_loss

曲线、cls\_loss 曲线和 dfl\_loss 曲线如图 10 所示。



(a) 边框损失函数曲线图 (b) 分类损失函数曲线图  
(a) curve diagram of the box\_loss function



(c) 分布焦点损失函数曲线图  
(c) curve diagram of the dfl\_loss function

图 10 损失函数曲线图

Fig. 10 Curve diagram of the loss function

由图 10 可知, 模型训练初期 box\_loss, cls\_loss 和 dfl\_loss 的值均较高。随着训练的进行, 各损失函数值显著下降。训练周期 250 次以后, 损失函数值逐渐平稳, 缓慢下降, 达到预设训练周期后, 各损失函数值基本稳定。

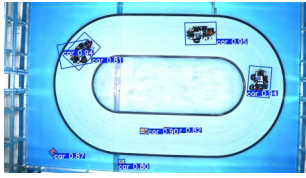
在采集的智能车图像测试集上设计对比实验, 比较本文提出的改进 YOLOv11\_OBB 智能车检测模型与 RetinaNet\_OBB、YOLOv8\_OBB、YOLOv11\_OBB 对智能车图像的检测效果, 结果如表 1 所示。

由表 1 可知, 本文提出的改进 YOLOv11\_OBB 对物理智能车的检测精确率、召回率与平均精度均值都在 92% 以上, 且相较于改进前的 YOLOv11\_OBB、YOLOv8\_OBB 与 RetinaNet\_OBB, 对物理智能车检测效果具有明显提升, 可以为虚拟智能车提供精确的位置与车身偏转信息。三种模型对物理智能车的可视化检测结果如图 11 所示。

表1 不同模型对物理智能车的检测结果

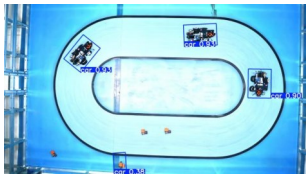
Tab.1 The detection results of different models for physical smart car

| 模型            | $P/\%$ | $R/\%$ | $mAP_{0.5}/\%$ |
|---------------|--------|--------|----------------|
| RetinaNet_OBB | 87.8   | 82.8   | 89.7           |
| YOLOv8_OBB    | 90.6   | 88.4   | 87.4           |
| YOLOv11_OBB   | 90.9   | 89.4   | 88.1           |
| 改进YOLOv11_OBB | 94.4   | 93.0   | 92.2           |



(a) RetinaNet-OBB智能车检测结果

(a) smart car detection result of RetinaNet-OBB



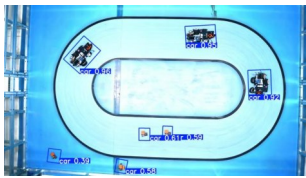
(b) YOLOv8\_OBB智能车检测结果

(b) smart car detection result of YOLOv8\_OBB



(c) YOLOv11\_OBB智能车检测结果

(c) smart car detection result of YOLOv11\_OBB



(d) 改进YOLOv11\_OBB智能车检测结果

(d) smart car detection result of improved YOLOv11\_OBB

图11 物理智能车的可视化检测结果

Fig.11 The visual detection results of the physical smart car

由图11可知,当智能车尺寸较小以及集聚时,YOLOv8\_OBB与改进前的YOLOv11\_OBB会出现智能车目标丢失。RetinaNet\_OBB对尺

寸较小的智能车目标具有较高的检测精度,但存在错误检测情况,精确率与召回率较低,而且推理速度较慢。本文提出的改进YOLOv11\_OBB可以快速、准确检测出智能车目标,验证了本文提出方法的有效性。

#### 4.2 智能车偏离赛道检测

采集智能车正常在赛道行驶图像,利用改进YOLOv11\_OBB检测图像中的智能车中心坐标与偏转角度作为训练样本。由于篇幅所限,本文给出以下20组检测到的智能车正常在赛道行驶数据,如表2所示。

表2 智能车正常在赛道行驶检测数据

Tab.2 Detection data of the smart car normally on the track

| 序号 | 智能车中心点坐标     | 车身旋转角度 |
|----|--------------|--------|
| 1  | (871, 1339)  | 1°     |
| 2  | (945, 1341)  | 3°     |
| 3  | (1073, 1344) | 358°   |
| 4  | (1259, 1350) | 0°     |
| 5  | (1489, 1355) | 1°     |
| 6  | (1755, 1366) | 350°   |
| 7  | (1914, 1325) | 338°   |
| 8  | (2137, 1114) | 292°   |
| 9  | (2196, 802)  | 258°   |
| 10 | (2107, 612)  | 224°   |
| 11 | (1900, 480)  | 195°   |
| 12 | (1695, 468)  | 181°   |
| 13 | (1571, 466)  | 178°   |
| 14 | (1304, 455)  | 179°   |
| 15 | (989, 453)   | 181°   |
| 16 | (802, 459)   | 169°   |
| 17 | (671, 509)   | 146°   |
| 18 | (482, 700)   | 113°   |
| 19 | (416, 961)   | 73°    |
| 20 | (561, 1212)  | 44°    |

为了定量评价SVDD对智能车偏离赛道风险的检测性能,采用准确率(Accuracy, A)、查准率(Precision, P)和查全率(Recall, R)作为评价指标,具体计算公式为:

$$A_{SVDD} = \frac{True\ positive + True\ negative}{Positive + Negative} \times 100\% \quad (11)$$

$$P_{SVDD} = \frac{True\ positive}{True\ positive + False\ positive} \times 100\% , (12)$$

$$R_{SVDD} = \frac{True\ positive}{True\ positive + False\ negative} \times 100\% , (13)$$

其中: $A_{SVDD}$ 为智能车偏离赛道风险检测准确率; $P_{SVDD}$ 为智能车偏离赛道风险检测查准率; $R_{SVDD}$ 为智能车偏离赛道风险检测查全率; $True\ positive$ 为智能车正常行驶被正确检测的数据个数; $True\ negative$ 为智能车偏离赛道被正确检测的数据个数; $False\ positive$ 为智能车偏离赛道被错误检测为正常行驶的数据个数; $False\ negative$ 为智能车正常行驶被错误识别为偏离赛道的数据个数; $Positive$ 为智能车正常行驶数据个数; $Negative$ 为智能车偏离赛道数据个数。

为了分析SVDD对智能车偏离赛道风险检测结果,选择5 000组智能车正常在赛道行驶数据作为训练样本,另外选择200组正常行驶数据和200组偏离赛道数据作为测试样本,SVDD训练过程中,惩罚因子 $C$ 和核函数参数 $\sigma$ 对模型的检测效果至关重要,经过测试,本文中 $C=0.45$ , $\sigma=1$ 。检测结果如表3所示。

表3 智能车偏离赛道风险检测结果

Tab. 3 Detection results of the smart car's risk of deviating from the track

| 评价指标 | $A_{SVDD}/\%$ | $P_{SVDD}/\%$ | $R_{SVDD}/\%$ |
|------|---------------|---------------|---------------|
| 指标值  | 94.5          | 95.4          | 93.5          |

由表3可知,利用SVDD检测智能车正常行驶与偏离赛道数据的准确率为94.5%,查准率为95.4%,查全率为93.5%,可以应用于智能车偏离赛道风险检测。

#### 4.3 物理智能车与虚拟智能车虚实联调

在物理智能车与虚拟智能车虚实联调时,操作端通过智能可视化服务界面的“运行”按钮触发系统整体工作流程。数字孪生智能车系统首先依托ZigBee无线通信技术与物理智能车建立双向通信链路,完成通信握手与连接校验后,向物理智能车下发预设行驶控制指令,物理智能车接收并解析指令后,在赛道中执行自主行驶动作。同时,系统通过以太网链路部署于赛道上

方的工业相机构建图像采集通道,该通信环节采用TCP/IP传输控制协议实现可靠数据交互,系统侧搭建通信服务器,配置固定服务器IP地址192.168.1.103与通信端口号8080,工业相机端配置为客户端模式并完成对应网络参数匹配,通过客户端主动发起连接请求与系统服务器建立稳定通信,最终实现赛道场景下物理智能车行驶状态的图像实时采集与数据回传,为虚实联调的状态检测与数据交互提供视觉数据支撑。

工业相机实时采集物理智能车在赛道行驶图像并传输到数字孪生智能车系统,系统在物理智能车视觉检测界面通过改进YOLOv11\_OBB检测图像中物理智能车的位置和偏转数据,检测界面如图12所示。

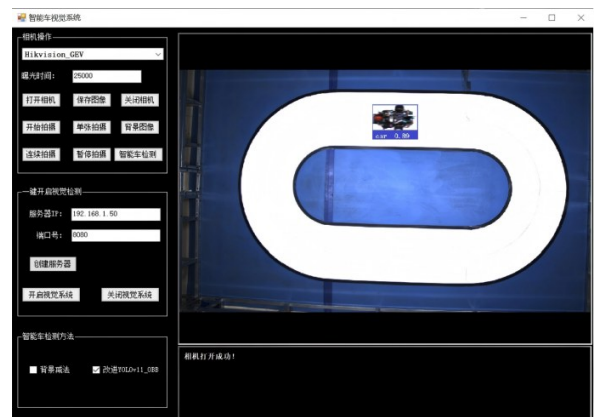


图12 物理智能车视觉检测界面

Fig. 12 Visual detection interface of the physical smart car

由图12可知,物理智能车视觉检测界面可实时显示工业相机工作状态与物理智能车检测结果,并将检测结果实时同步到智能可视化服务界面。智能可视化服务界面实现与物理智能车的虚实联动,效果如图13所示。

由图13可知,虚拟智能车可以实时反映物理智能车的运行状态,包括位置、车身偏转角度、行驶圈数、行驶时间、行驶状态。同时,通过SVDD实时检测智能车是否偏离赛道,如果检测到物理智能车有偏离赛道风险,则在智能可视化服务界面显示报警信号,并向物理智能车发送停止指令,控制物理智能车停止行驶。智能可视化服务还可以通过按钮控制物理智能车的运行与停止。达到以虚仿实、以虚映实、以虚控实、以虚预实的效果。



图13 数字孪生智能车系统

Fig. 13 Digital twin intelligent smart car system

## 5 结 论

本文将数字孪生与智能汽车相结合,提出并设计了基于改进YOLOv11\_OBB-SVDD的数字孪生智能车系统。该系统由物理智能车、虚拟智能车、智能可视化服务、孪生数据和动态实时连接五部分组成,集成了数字孪生和智能汽车的信息获取和感知、信息处理和决策、运动和控制、虚拟建模与仿真等技术。最后通过实验对系统进

行了测试。结果表明,该系统可以实现智能车自主循迹与数字孪生各个模块的功能,验证了系统的有效性,为提升驾驶辅助系统和自动驾驶系统的模拟、分析、监测、控制性能提供了验证思路。

下一步针对赛道上意外出现的障碍物目标,将增加障碍物检测与预警逻辑,实现障碍物目标检测、分类和定位,并结合智能车的位置、姿态与障碍物位置计算碰撞风险,通过动态实时连接向物理智能车发送控制信号,实现实时避障。

## 参 考 文 献:

- [1] Wu N F, Sun Y X, Hu J T, *et al.* Intelligent nanophotonics: when machine learning sheds light[J]. *eLight*, 2025, 5: 5.
- [2] 崔勇,袁志鸿,迟清凯,等. 基于智能车的高还原度虚拟仿真实验平台设计[J]. *实验技术与管理*, 2023, 40(04): 133-137+143.  
CUI Y, YUAN Z H, CHI Q K, *et al.* Design of highly reductive virtual simulation experiment platform based on intelligent vehicles[J]. *Experimental Technology and Management*, 2023, 40(04): 133-137+143
- [3] 李成勇,谭寒钟,王莎,等. 基于OpenMV的智能“寻的”小车控制系统[J]. *液晶与显示*, 2020, 35(08): 870-876.  
LI C Y, TAN H Z, WANG S, *et al.* OpenMV-based intelligent “find” trolley control system[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(08): 870-876.
- [4] 陶飞,刘蔚然,张萌,等. 数字孪生五维模型及十大领域应用[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(01): 1-18.  
TAO F, LIU W R, ZHANG M, *et al.* Five-dimension digital twin model and its ten applications[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2019, 25(01): 1-18.
- [5] 俞洋,李峰,缪奕扬. 基于机器视觉的全元素赛道智能小车实验系统设计与应用[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2022, 41(06): 689-696.  
YU Y, LI F, MIU Y Y, *et al.* Design and application of all-element track intelligent car experimental system based on machine vision[J]. *Journal of South-central Minzu University (Natural Science Edition)*, 2022, 41(06): 689-696.
- [6] 王培丞,高博,官琦. 基于循迹智能车的新生项目式课程教学探索与实践[J]. *实验室研究与探索*, 2024, 43(08): 157-160+170.  
WANG P C, GAO B, GUAN X, *et al.* Exploration and Practice of Project-based Course Teaching for Freshmen

- Based on Tracking Intelligent[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2024, 43(08): 157-160+170.
- [7] 包启龙, 景会成, 张靖轩, 等. 一种改进 Canny 算子的图像边缘检测方法[J]. *现代电子技术*, 2024, 47(23): 36-42.  
BAO Q L, JING H C, ZHANG J X, *et al.* Image edge detection method based on improved Canny operator[J]. *Modern Electronic Technique*, 2024, 47(23): 36-42.
- [8] Love A, Behseresht S, Pastrana O A V, *et al.* Hybrid Physical-Virtual Digital Twin System for Additive Manufacturing[J]. *Journal of Advanced Manufacturing Systems*, 2025, 24(01): 1-20.
- [9] 陈航, 严帅, 薛伟钊, 等. 基于千兆以太网的多节点数据采集系统[J]. *仪表技术与传感器*, 2021, (12): 71-74+80.  
CHEN H, YAN S, XUE W Z, *et al.* Multi-node Data Acquisition System Based on Gigabit Ethernet [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2021, (12): 71-74+80.
- [10] 刘洪笑, 向勉, 谭建军, 等. 基于 LSTM 的 ZigBee 网络中通信信号识别算法[J]. *计算机仿真*, 2023, 40(09): 339-343.  
LIU H X, XIANG M, TAN J J, *et al.* Communication Signal Recognition Algorithm in ZigBee Network Based on Long and Short-Term Memory[J]. *Computer Simulation*, 2021, (12): 71-74+80.
- [11] Zhou Z Y, Wang L L, Liu G J. *et al.* A facile photonics reconfigurable memristor with dynamically allocated neurons and synapses functions[J]. *Light Sci Appl*, 2025, 14: 269.
- [12] 苟欢欢. 基于数字孪生的舰船上层建筑运维系统[J]. *舰船科学技术*, 2023, 45(03): 133-136.  
XUN H H, Design of operation and maintenance system for ship superstructure based on digital twin [J]. *Ship Science and Technology*, 2023, 45(03): 133-136.
- [13] Rashmi S, Srinath S, Deshmukh S, *et al.* Cephalometric landmark annotation using transfer learning: Detectron2 and YOLOv8 baselines on a diverse cephalometric image dataset[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2024, 183:109318.
- [14] 王文坤, 谢辉, 姜吴瑾, 等. 融合混合注意力的轻量化柑橘成熟度检测算法[J]. *液晶与显示*, 2026, 41(4): 549-564.  
WANG W K, XIE H, JIANG W J, *et al.* Lightweight citrus maturity detection algorithm with hybrid attention fusion[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2026, 41(4): 549-564.
- [15] 吕学涵, 李富, 祁铭瑞, 等. 基于改进 YOLOv11s 的无人机小目标检测算法[J]. *液晶与显示*, 2025, 40(11): 1744-1756.  
LÜ X H, LI F, QI M R, *et al.* Target detection algorithm based on improved YOLOv11s UAV aerial image[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(11): 1744-1756.
- [16] 殷旭鹏, 赵兴强. YOLOv11-MAS: 一种高效的 PCB 缺陷检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(17): 102-111.  
YIN X P, ZHAO X Q. YOLOv11-MAS: Efficient PCB Defect Detection Algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(17): 102-111.
- [17] 郑冉, 张富凯, 袁冠, 等. 基于 YOLOv11\_OBB 的煤矿钻杆计数方法[J]. *工矿自动化*, 2025, 51(05): 72-79+95.  
ZHENG Y, ZHANG F K, YUAN G, *et al.* Method for counting coal mine drill pipes based on YOLOv11\_OBB [J]. *Journal of Mine Automation*, 2025, 51(05): 72-79+95.
- [18] Chen L W, Fu Y, Gu L, *et al.* Frequency-aware feature fusion for dense image prediction[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, 46(12): 10763-10780.
- [19] Zhang S N, Jia B, Gao Y X, *et al.* A novel approach to porcine abnormal sounds recognition based on improved Multi-SVDD[J]. *PLoS One*, 2025, 20(9): e0332996.
- [20] 陈名渝, 谢玥辰, 吕雄涛, 等. 冷轧钢表面与内部缺陷检测研究[J]. *中国光学(中英文)*, 2024, 17(4): 823-833.  
CHEN M Y, XIE Y C, LV X T, *et al.* Detection of surface and internal defects in cold rolled steel[J]. *Chinese*

*Optics*, 2024, 17(4): 823-833.

- [21] 雷帮军,余翱,吴正平,等.改进YOLOv8n的无人机航拍小目标检测算法[J].现代电子技术,2025,48(03):26-34.

LEI B J, YU A, WU Z P, *et al.* Improved small object detection algorithm based on YOLOv8n for UAV aerial photography[J]. *Modern Electronic Technique*, 2025, 48(03): 26-34.

作者简介:



张苏楠,男,博士,副教授,2020年于太原理工大学获得博士学位,主要从事数字孪生与机器视觉方面的研究。E-mail: zhangsn@tit.edu.cn