

DOI: 10.13382/j.jemi.B2306557

真空检漏机器人目标识别技术研究*

刘鹏^{1,2} 袁啸林² 侯吉磊² 万国扬¹ 江明¹ 周阳^{1,2} 左桂忠²

(1. 安徽工程大学高端装备先进感知与智能控制教育部重点实验室 芜湖 241000;

2. 中国科学院等离子体物理研究所 合肥 230031)

摘要:在聚变装置真空检漏领域中,未来聚变装置涉氦运行,检漏人员无法进入装置检漏,这使得这项任务极其困难和耗时。为实现聚变装置泄漏设备的快速准确检测,本文以6自由度机械臂为研究对象,提出了一种GV2-YOLOv5的真空设备检测方法用于真空检漏机器人对真空设备进行识别和定位喷氦。在该方法中,结合轻量级GhostNetV2网络构建C3GhostV2模块,同时使用轻量的Ghost卷积提取目标特征,从而降低模型参数量,提高计算速度;在特征融合网络中添加Bottleneck Transformers和ECA注意力机制,提高网络特征提取能力以及加强模型通道特征。实验结果表明,在自制数据集上,改进后的模型平均精度为93.2%,相比YOLOv5s提高了1.4%,模型参数量减少了29.5%,检测速度为92 fps,满足实时性与准确性的需求,为真空检漏机器人目标识别与定位提供了一种解决方案。

关键词:聚变装置;真空检漏机器人;GhostNetV2;Ghost卷积;注意力机制

中图分类号: TP242;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Vacuum leak detection robot target recognition technology research

Liu Peng^{1,2} Yuan Xiaolin² Hou Jilei² Wan Guoyang¹ Jiang Ming¹ Zhou Yang^{1,2} Zuo Guizhong²

(1. Key Laboratory of Advanced Perception and Intelligence Control of High-End Equipment, Anhui Polytechnic

University, Wuhu 241000, China; 2. Institute of Plasma Physics, Chinese Academy of Science, Hefei 230031, China)

Abstract: In the field of vacuum leak detection in fusion devices, the future fusion devices are operated with tritium and the leak checkers do not have access to the devices for leak checking, which makes this task extremely difficult and time-consuming. In order to realize the fast and accurate detection of fusion device leakage equipment, and realize the fast and accurate detection of fusion device leakage equipment, this paper takes the six-degree-of-freedom robotic arm as the research object, and proposes a GV2-YOLOv5 vacuum equipment detection method for vacuum leakage detection robots to identify and locate the vacuum equipment for helium injection. In this method, the C3GhostV2 module is constructed by combining lightweight GhostNetV2 network, while using lightweight GhostConv to extract target features, thus reducing the number of model parameters and improving the computational speed. Bottleneck Transformers and ECA Attention mechanism are added to the feature fusion network to improve the network feature extraction capability and to enhance the model channel features. The experimental results show that the average accuracy of the improved model is 93.2% on the homemade dataset, which is 1.4% higher than YOLOv5s, the amount of model parameters is reduced by 29.5%, and the detection speed is 92 fps, which meets the requirements of real-time and accuracy, and provides a solution for the vision localization technology of vacuum leak detection robot.

Keywords: fusion device; vacuum leak detection robot; GhostNetV2; GhostConv; attention mechanism

0 引言

我国未来聚变发展战略瞄准国际前沿,探索未来稳定、高效、安全、实用的聚变工程堆的物理和工程技术基础问题,实现智能化聚变反应堆安全检测^[1-2]。真空的好坏对聚变反应堆能否正常放电或放电好坏起到关键性作用。对未来的聚变堆检漏而言^[3],聚变反应将长时间稳定进行,反应室内的辐射剂量远远高于正常水平,一旦发生真空泄漏^[4],工作人员无法进入反应室进行检漏,若是中断聚变堆的放电运行进行人工检漏,存在检测时间久、效率慢、难度高及易受辐射影响等问题,还可能导致聚变装置核心设备受损、泄漏气体对周围环境污染,造成不可估量的经济损失。近年来,随着机器人技术的成熟,机器人在各种巡检任务中得到了广泛的应用。例如,核电站巡检^[5]、电力巡检^[6]和煤矿巡检^[7]等,使用真空检漏机器人代替人工检查可以大大降低日常检查的风险和快速有效地识别需要检漏的真空设备。在复杂的聚变系统中,对聚变设备泄漏目标的快速精准检测是当前聚变反应堆安全检测领域重要且极具挑战的课题之一。

真空设备的识别与定位是真空检漏机器人智能化作业的重要环节。目前,基于手动设计特征的传统目标检测技术成本高,特征表示能力有限,在聚变装置中,聚变装置周围环境复杂,具有光线干扰、特征相似等问题对传统方法提出了挑战。而深度学习模型能够通过大量训练数据学习到更复杂的特征表示,从而能够更好地适应复杂的真空环境,提高检测的鲁棒性。深度学习目标检测算法通常分为两大类:两阶段(two-stage)检测和一阶段(one-stage)检测^[8]。两阶段目标检测算法分为 2 个步骤:先进行候选区域的生成,然后分类,如 R-CNN^[9]、Faster RCNN^[10]和 Mask RCNN^[11]等。如 Li 等^[12]提出一种改进的基于 MA-ResNet 特征提取器的目标检测 Faster-RCNN 模型,有效提高了多尺度小目标检测的精度。Ou 等^[13]针对变电站设备机器人智能巡检,提出一种基于改进 VGG16 的 Faster RCNN 目标检测算法,提高了红外图像的检测精度。以上算法在检测精度方面都能满足大多数工作场景的要求,但实时性能略低。与二阶段算法相比,单阶段目标检测算法结构简单,速度快,可通过提取网络中特征来直接识别物体的类别,如 SSD^[14]、RetinaNet^[15]、YOLO^[16]系列网络。郎松等^[17]应用融合卷积注意力机制模块的 YOLOv5 算法,实现了反射片靶标的广角镜头识别与检测。程亮等^[18]针对水面无人艇智能巡检,提出一种增强型轻量级水上目标检测网络 WT-YOLO,实现了水上目标识别与定位的任务,但检测精度略低。这些研究表明,上述方法很难在复杂背景条件下实现实时检测,同时保持高精度。

在聚变反应堆安全检测领域中,与现有的目标检测算法相比,基于 YOLO 系列算法的检测速度和精度能够满足真空检漏机器人目标识别与定位^[19-20]。对于近期出现 YOLOv6^[21]和 YOLOv7^[22]来说,在稳定性和可靠性不像 YOLOv5 一样经过大量的使用案例得到保证。同时聚变装置环境复杂,且聚变设备具有光线干扰、特征相似和训练样本不足等问题对现有方法提出了挑战。针对以上原因,综合模型性能、模型灵活性以及部署成本等因素,本文选取 YOLOv5 模型进行改进,提出了一种适用于聚变设备的 CV2-YOLOv5 目标检测算法:

1) 设计轻量化主干网络,利用 GhostNetV2^[23]网络思想,将 GhostNetV2 网络中的 GhostNetV2 bottleneck 模块替换原主干网络的 Bottleneck 复杂结构,构建 C3GhostV2 模块,并引入 GhostConv 替换普通卷积,有效减少模型参数量,降低模型所占资源和计算成本。

2) 引入注意力机制,将 Bottleneck Transformers 和 ECA 注意力机制分别嵌入主干网络末端和颈部网络中,前者提高模型对全局信息的获取,后者加强通道间的信息交互,缓解使用 C3 GhostV2 带来的特征图通道间相关性不足,提高模型性能。

3) 损失函数优化,使用 Clou 损失作为损失函数的边界框预测损失项,促进模型收敛。

1 真空检漏机器人系统设计

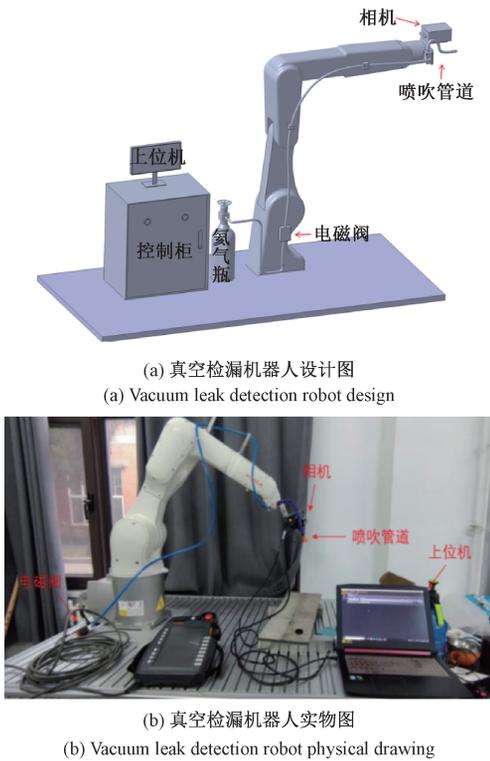
为了实现未来聚变装置的真空设备泄漏巡检任务,真空检漏机器人应满足如下要求:首先,机器人应可靠、稳定且适应性强。其次,机器人应具备识别真空设备的能力,定位所需检漏的组件。然后,机器人具备氦气喷吹的功能。最后,机器人和氦质谱检漏仪结合,实现检漏功能。

因此,本文设计了一个由 6 自由度机械臂组成的真空检漏机器人系统,如图 1 所示。该系统主要包括上位机、相机、氦气瓶、电磁阀、氦气喷吹管道及机械臂 6 个部分。机械臂为 6-DOF 工业机械臂,由相应控制系统驱动;相机安装在机械臂末端,获取真空设备泄漏器件的图像信息;氦供气系统(氦气瓶、电磁阀、氦气喷吹管道)为检漏工作提供不同流量的氦气;上位机利用深度学习算法将获取的目标图像进行识别和定位,之后驱动机械臂对泄漏器件进行氦气喷吹;最后,结合氦质谱检漏仪,定位出泄漏组件,完成聚变装置泄漏器件检测。

2 改进的 YOLOv5 算法

2.1 整体网络框架

托卡马克装置通常由数百个相互连接的组件组成,



(a) 真空检漏机器人设计图
(a) Vacuum leak detection robot design

(b) 真空检漏机器人实物图

(b) Vacuum leak detection robot physical drawing

图 1 真空检漏机器人结构

Fig. 1 Structure diagram of vacuum leak detection robot

在装置周围形成复杂的管道,其中部分组件位于管道密集、光线昏暗、空间狭窄的地方。针对聚变设备易受环境影响、相似目标互相干扰及样本不均导致目标检测算法识别精度不足的问题,本文提出了一种基于 GV2-YOLOv5 的聚变设备检测网络模型,其结构如图 2 所示。主要的改进包括:在 YOLOv5 主干网络中,用 Ghost 卷积和 C3GhostV2 模块分别替换普通卷积和 C3 模块。在主干网络提取特征的尾部加入 Bottleneck Transformers 提高模型获取全局信息的能力。在颈部网络中嵌入 ECA 注意力机制缓解使用 C3GhostV2 带来的特征图通道间相关性不足,加强模型通道特征和提高模型特征融合的能力,提高网络的检测精度。

2.2 基于 GhostNetV2 的轻量化主干网络设计

传统的卷积网络存在特征信息冗余,计算量大,训练慢,模型参数大等问题,在设备限制下,模型可能会无法运行,对于未来聚变装置真空检漏,不仅要保证实时性,还要保证稳定性,采集的真空设备图像分辨率高、尺寸大,如果采用传统卷积网络,对硬件资源要求极高。GhostNetV2 是华为诺亚方舟实验室在 2022 年提出的轻量级网络结构,其可以对卷积过程进行简化,实现参数量缩减与模型压缩。

GhostNetV2 主要构件是 Ghost 模块和 DFC 注意力机制, Ghost 模块将输出通道分成了两个部分:第 1 部分是

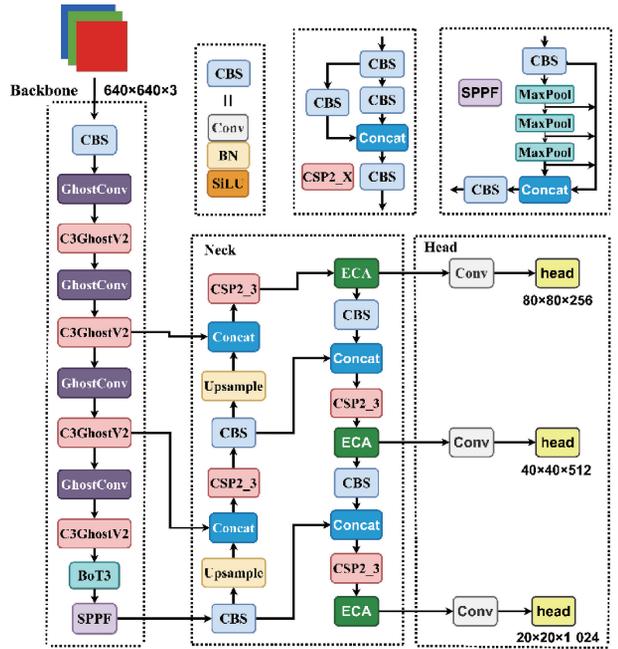


图 2 改进的 YOLOv5 结构

Fig. 2 Improved YOLOv5 structure

使用标准卷积,生成部分特征图;第 2 部分通过简单的线性变换生成另外一些特征图,最后将两部分特征图拼接生成最终的特征图,以此消除特征图冗余,获得更加轻量的模型。

假设输入特征图大小为 $h \cdot w \cdot c$, 输出特征图的大小为 $h' \cdot w' \cdot n$, h 和 w 是输入特征图的高度和宽度, h' 和 w' 分别是输出特征图高度和宽度。普通卷积所需的计算公式如下:

$$Flop_1 = n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k \quad (1)$$

Ghost 卷积计算公式如下:

$$Flop_2 = n/s \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot h' \cdot w' \cdot n/s \cdot d \cdot d \quad (2)$$

其中, n 是卷积核的数量, c 是输入通道数, k 是卷积核的大小, d 是线性变换卷积核的大小, s 是变换数量。

理论上,使用 Ghost 卷积替换传统卷积的理论加速比如式(3)所示:

$$r_s = \frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d} = \frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + \frac{(s-1)}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s \quad (3)$$

因此,参数压缩比推算如式(4)所示:

$$r_s = \frac{n \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s+c-1} \approx s \quad (4)$$

从式(3)和(4)可以看出,普通卷积的计算量约为 Ghost 卷积的 s 倍,同样参数量的计算也约为 s 倍,这充分展示了 Ghost 卷积在计算量方面的优势。

DFC Attention 是一种用于移动端架构的解耦全连接注意力机制,在 GhostNet 中,Ghost 模块存在一定的局限性,部分特征由 1×1 的 Point-wise 卷积得到的,与其他像素没有任何信息上的交流,捕捉空间信息的能力很弱。DFC Attention 可以增强 Ghost 模块,捕捉长距离空间位置的依赖关系。工作原理如图 3 所示。

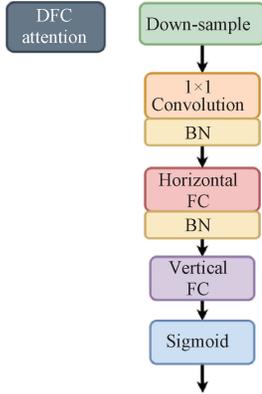


图 3 DFC 注意力模块
Fig. 3 DFC attention module

DFC Attention 将 1 个 FC 层分 2 个 FC 层,并分别沿水平和垂直方向聚集特征。假设输入特征 $Z \in \mathbb{R}^{H \times W \times C}$,它可以被视为是 HW 个 token,即 $z_i \in \mathbb{R}^C, Z = \{z_{11}, z_{22}, \dots, z_{HW}\}$ 。则 DFC Attention 注意力计算公式如下:

$$a'_{hw} = \sum_{h'=1}^H F_{h,h'}^H \odot z_{h'w}, H, w = 1, 2, \dots, W \quad (5)$$

$$a_{hw} = \sum_{w'=1}^W F_{w,w'}^W \odot a'_{hw'}, H, w = 1, 2, \dots, W \quad (6)$$

式中: F^H 和 F^W 是权重。输入是原始特征 Z ,上式顺序作用在特征上面,分别捕获沿着两个方向的长程相关性。由于水平和垂直变换的解耦,注意力模块的计算复杂度可以降低到 $O(H^2W+HW^2)$ 。

利用 Ghost Module 和 DFC Attention 的优点,可以构建用于 YOLOv5 的 Ghost 和 C3GhostV2 结构,如图 4 所示。

2.3 增加注意力机制

深度学习中,注意力机制可以弥补卷积神经网络(CNN)局部性强、全局性不足的问题,从而获得全局上下文信息,提高算法的准确性。一方面,使用 Ghost 卷积会带来模型对全局特征信息提取减小的问题。另一方面,聚变装置现场环境复杂多变,容易出现聚变设备泄漏识别定位不准确的情形。从以上两方面考虑,需在模型中增加注意力机制,在节约算力的同时,提高模型检测

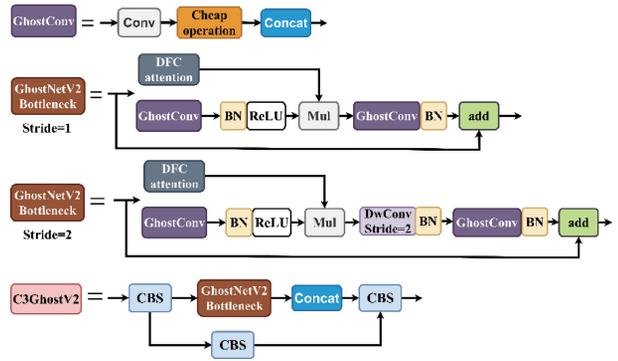
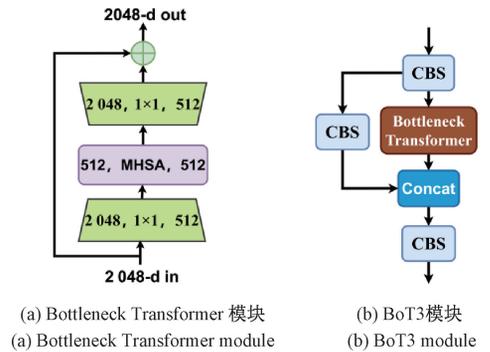


图 4 Ghost 卷积与 C3GhostV2 模块
Fig. 4 GhostConv with C3GhostV2 module

精度。

受 BoTNet 的启发,文中采用多头注意力(multi-head self attention, MHSA)模块替换 Bottleneck 中的 3×3 卷积得到 BoT(bottleneck transformer)模块,使得网络结构能够继承 CNN 和 Transformer 的优点,并且最大程度保留全局和局部特征。在主干网络添加 BoT3,其结构如图 5(b)所示,利用卷积层提取有用的语言信息,并获得低分辨率的 feature map,然后再引入 self-attention,可以让自注意力头关注图像的不同特征,挖掘特征表示的潜能。



(a) Bottleneck Transformer 模块
(a) Bottleneck Transformer module
(b) BoT3 模块
(b) BoT3 module

图 5 Bottleneck Transformer 结构示意图

Fig. 5 Schematic diagram of Bottleneck Transformer structure

在研究中表示,自注意力面对数据较少时可能会起到副作用,因此为保证模型的稳定性,只在主干网络末端引入 Bottleneck Transformer 层,而之后的注意力使用 ECA 模块。

ECA 注意力机制能对输入特征图进行通道特征加强,ECA 模块的输出不改变输入特征图的大小。其特点是避免降维,具有跨通道交互作用,能降低模型的复杂性,增强特征表达能力。ECA 模块结构如图 6 所示。

H, W 和 C 分别表示特征图的高度、宽度和通道数。
1) 对输入的特征图进行全局平均池化(GAP)得到 $1 \times 1 \times C$ 的特征图。
2) 通过大小为 k 的快速一维卷积有效地捕获本地跨通道交互,确定每个通道的权重,其中核的大小

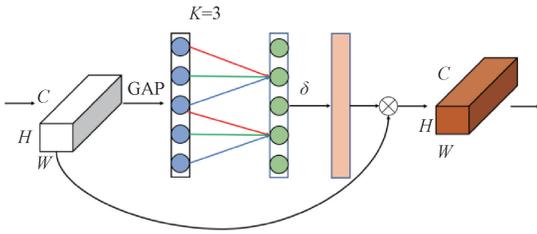


图 6 ECA 注意力模块

Fig. 6 ECA attention module

完全由通道维数相关函数自适应确定。3)将通道注意力的特征图 $1 \times 1 \times C$ 、原始输入特征图 $H \times W \times C$ ，进行逐通道乘，最终输出具有通道注意力的特征图。该模块结构简单，是一款超轻量级通道注意力模块，可显著降低模型复杂度并保持性能。

2.4 损失函数的改进

GIoU 是一种改进 IoU 的优化边界框的方法，用于计算 YOLOv5 中的损失函数。GIoU 的公式如下：

$$GIoU = IoU - \frac{C - (A \cup B)}{C} \quad (7)$$

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (8)$$

$$Loss = 1 - GIoU \quad (9)$$

其中， A 是预测框， B 是真实框， C 是包含 A 和 B 的最小的面积， IoU 是边界框与真实框进行交并比。

虽然 GIoU 可以缓解重叠情况下的梯度消失问题，但它仍有一些局限性。即无法衡量有包含关系时的框回归损失，预测框与真实框之间的误差较大。因此本文使用 CIoU 作为模型回归损失函数。其公式如下：

$$L_{CIoU} = 1 - IoU + \frac{\rho^2(b, b^{gt})}{c^2} + \alpha v \quad (10)$$

其中， b 和 b^{gt} 表示预测框和目标框的中心点， ρ 是欧氏距离， c 是两个框的对角线长度， α 是权重函数， v 是用来度量宽高比的一致性。计算公式如下：

$$v = \frac{4}{\pi^2} \left(\arctan \frac{w^{gt}}{h^{gt}} - \arctan \frac{w}{h} \right)^2 \quad (11)$$

$$\alpha = \frac{v}{(1 - IoU) + v} \quad (12)$$

与 GIoU 相比，CIoU 考虑了边界框纵横比的尺度信息，从重叠面积、中心点距离和纵横比 3 个角度进行计算，使得预测框回归效果更好。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

本文实验环境操作系统为 Ubuntu20.04，CPU 为

Intel(R) Xeon(R) Gold 6330 CPU @ 2.00 GHz，显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3090 24 GB 显存，Cuda 版本为 11.3，深度学习框架为 Pytorch 1.12.0，编程语言为 Python 3.8。

本文的模型训练参数如下：epoch 设置为 300，batch size 设置为 32，采用 SGD 优化器，初始学习率为 0.01，学习率动量为 0.937，权重衰减系数设置为 0.0005，模型输入图像大小为 640×640 。

3.2 数据集制作

根据聚变装置环境中最常见的泄漏设备，本文重点对聚变装置中的法兰进行目标识别与定位，收集了 700 张法兰图像，包括大型、中型和小型 3 种形状的法兰。数据集标注使用 Labellmg 工具，并将其标注为 PASCAL VOC 数据集格式，部分数据如图 7 所示。并按照 8 : 1 : 1 的比例划分数据集为训练集、验证集和测试集。



图 7 数据集示例

Fig. 7 Example dataset

3.3 评价指标

本次实验结果主要采用的评价指标为精确率 P (Precision)、召回率 R (Recall)、平均精度均值 (mean average precision, mAP)、模型参数量大小 (MB)、模型单位时间图片检测帧数 (frames per second, FPS) 和模型所需浮点运算次数 (GFLOPs)，相关指标的计算公式如下：

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (14)$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{i=n} AP_i \quad (15)$$

其中， TP 为正样本被检测正确的数量； FP 为负样本被检测为正样本的数量； FN 为背景被错误检测为正样本的数量， n 表示共需要分类的类别数， AP (average-precision) 表示某个类别的平均精度， $mAP@0.5$ 是指 IoU 设置为 0.5 时所有类别的平均 AP ， FPS 是指每秒检测到的帧数，其大小不仅与算法的权重有关，还与实验设备的硬件配置有关。

3.4 GhostNetV2 模块替换部分实验

为了验证 C3GhostV2 模块和 Ghost 卷积替换 C3 模块和普通卷积，是否可以有效降低模型参数量和计算时

间,及替换部分与模型精度之间的关系。本文共训练了 5 个实验,即 YOLOv5s、YOLOv5s_GhostV2_all、YOLOv5s_GhostV2_backbone 和 YOLOv5s_GhostV2_neck,图 8 展示了不同模型训练过程中的精度变化。

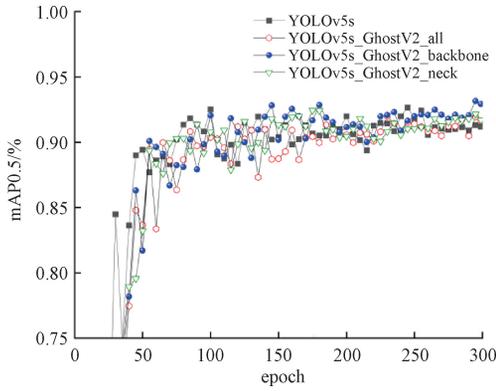


图 8 各模型平均精度曲线

Fig. 8 Average accuracy curve of each model

表 1 展示了更直观的实验结果。由图 8 和表 1 可知,在自制法兰数据集中,将 YOLOv5s 网络结构全部替换 C3GhostV2 和 Ghost 模块后,改进模型的 FLOPs 和模型参数量分别减少了 50.62% 和 49.00%,但检测精度降低 0.2%。将 YOLOv5s 主干网络全部替换 C3GhostV2 和 Ghost 模块后,改进模型的 FLOPs 和模型参数量分别减少了 33.75% 和 28.34%,检测精度提高 0.9%,模型泛化能力较好。将 YOLOv5s 网络结构颈部网络替换 C3GhostV2 和 Ghost 模块后,改进模型的 FLOPs 和模型参数量分别减少了 16.88% 和 20.66%,但检测精度幅度变化较大,泛化能力差。

表 1 不同位置的 Ghost 卷积和 C3GhostV2

Table 1 GhostConv and C3GhostV2 at different positions

算法	mAP@0.5	参数量/M	FLOPs/G
YOLOv5s	0.918	7.02	16.0
YOLOv5s_GhostV2_all	0.916	3.58	7.9
YOLOv5s_GhostV2_backbone	0.927	5.03	10.6
YOLOv5s_GhostV2_neck	0.918	5.57	13.3

本实验确认将 YOLOv5s 模型主干网络部分的普通卷积和 C3 模块替换 Ghost 卷积和 C3GhostV2,其改进可以在减少模型参数的同时提高检测精度。

3.5 各部分消融实验

为了验证改进算法是否能够提高模型性能,对 GV2-YOLOv5 网络模型进行消融实验。实验结果如表 2 所示。

由表 2 可知,原始的 YOLOv5s 模型在本文数据集上的精度为 91.8%,参数量为 7.02 M;使用轻量的 Ghost 卷积和 C3GhostV2 替换主干网络的普通卷积和 C3 模块后,模型的 P、R、mAP@0.5 与原网络相比均有提高,模型参数量减少了 2.0 M,模型特征提取能力更强,降低了模型部署所需要的硬件资源;在模型主干网络末端加入 BoT3 之后,模型参数略微减少,mAP@0.5 提高了 0.1%,说明加入 Transformer 结构时捕捉的全局依赖关系有所增强;在颈部网络中加入 ECA 注意力机制后,mAP@0.5 提高了 0.8%,ECA 注意力机制帮助模型更好的选择重要的特征,排除干扰信息,建立通道间相关性,同时参数量和 FLOPs 不受影响。最后,应用上述 3 种改进技术,模型的精度提高了 3.6%,召回率提高了 2.2%,平均精度提升了 1.4%,同时模型参数量和 FLOPs 均有所减少,满足实时性的需求。

表 2 消融实验

Table 2 Ablation experiments

算法	P	R	mAP@0.5	参数量/M	FLOPs/G
YOLOv5s	0.901	0.916	0.918	7.02	16.0
YOLOv5s+GhostV2_backbone	0.930	0.920	0.927	5.03	10.6
YOLOv5s+BoT3	0.909	0.934	0.919	6.94	15.9
YOLOv5s+ECA	0.925	0.916	0.926	7.02	16.0
YOLOv5s+GhostV2_backbone+BoT3+ECA	0.937	0.938	0.932	4.95	10.5

3.6 主流检测算法性能指标对比

为了进一步验证本文算法的优势,选取 SSD、YOLOX、YOLOv3-Tiny、YOLOv4、YOLOv7、YOLOv8 和原 YOLOv5s 目标检测算法进行对比,实验结果如表 3 所示。

通过多种主流的目标检测算法在法兰设备数据集上测试结果的对比,本文所提方法在真空设备泄漏识别任务上都取得了最高的准确率,相较于其他主流检测算法具有一定的优势,有较小的参数量,同时保持了较高的精度和较好的鲁棒性。相较于原始 YOLOv5s 模型检测

mAP@0.5 提高了 1.4%,比 YOLOv7 高 0.6%,其中 P 和 R 相较于 YOLOv5s 和 YOLOv7 也有小幅度的提高,改进后模型的 FPS 相较于原始 YOLOv5s 的 FPS 有大幅度下降,高于 YOLOv7,满足算法实时性的需求。与最新单阶段算法 YOLOv8 相比,本文改进后的算法参数量和 FPS 相对 YOLOv8 略差,而在模型 P、R 和平均检测精度上具有小幅度提高,在本文数据集中,具有比 YOLOv8 较好的泛化能力。同时改进后的模型相比 SSD、YOLOX、YOLOv3-Tiny、YOLOv4 算法在平均检测精度和 FPS 上也有较大的提升。综上所述,本文提出的 GV2-YOLOv5s 算

表 3 不同算法的对比实验

Table 3 Comparison experiments of different algorithms

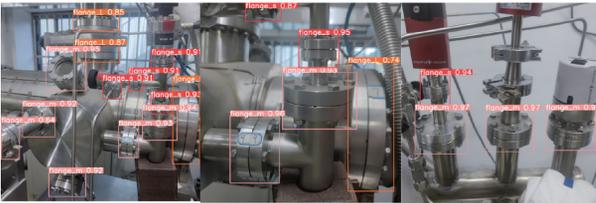
算法	P	R	mAP@0.5	参数量/M	FPS
SSD	0.613	0.738	0.737	24.4	59
YOLOX	0.905	0.886	0.906	8.05	37
YOLOv3-Tiny	0.827	0.847	0.857	8.67	89
YOLOv4	0.864	0.884	0.882	9.12	65
YOLOv5s	0.901	0.916	0.918	7.02	125
YOLOv7	0.915	0.936	0.926	36.49	57
YOLOv8	0.908	0.866	0.918	3.16	103
本文算法	0.937	0.938	0.932	4.95	92

法在保持轻量化的同时,有着良好的检测速度,保持较好的实时性,整体泛化能力优于其他主流模型,能够有效识别法兰设备,证明了本文算法的可行性与优越性。本文检测效果如图 9 所示。



(a) 原YOLOv5s检测结果

(a) Original YOLOv5s test results graph



(b) GV2-YOLOv5检测结果

(b) Graph of GV2-YOLOv5 test results

图 9 检测效果图

Fig. 9 Detection effect grasp

4 结论

本文针对未来托卡马克装置真空设备泄漏识别和定位的问题,提出了一种改进的 YOLOv5 的目标检测方法 (GV2-YOLOv5)。首先,将 YOLOv5 主干网络中的普通卷积和 C3 模块分别替换为 Ghost 卷积和 C3GhostV2 模块,减少模型参数和计算成本,便于模型部署。其次,在主干网络末端和颈部网络中分别添加 Bottleneck Transformers 和 ECA 注意力模块,提高模型对法兰的特征提取和特征融合能力,解决法兰设备目标相似和环境干扰的影响,提高模型检测精度。实验结果表明,在自制的法兰数据集上的检测精度相比原 YOLOv5s 算法提高 3.6%,召回率提高 2.2%,平均精度提高 1.4%,FPS 达到 92,满足实时性和精度的需求。相较于目前主流的目标检测算法,本文算法的泛化能力更好。未来研究工作的

重点是探索如何将该模型部署到资源受限的真空检漏机器人上,并在实际应用中完善所提出的算法。

参考文献

- [1] 李建刚. 托卡马克研究的现状及发展[J]. 物理, 2016, 45(2):88-97.
LI J G. The status and progress of Tokamak research [J]. Physics, 2016, 45(2):88-97.
- [2] 贾凯, 江明, 袁啸林, 等. 基于代价敏感型 LightGBM 的分子泵故障检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(10):55-64.
JIA K, JIANG M, YUAN X L, et al. Fault detection of molecular pump based on cost-sensitive LightGBM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10):55-64.
- [3] ZHENG J, QIN J, LU K, et al. Recent progress in Chinese fusion research based on superconducting tokamak configuration [J]. The Innovation, 2022: 100269.
- [4] 蔡潇, 曹曾, 冉红, 等. HL-2M 装置真空室预装阶段检漏试验[J]. 核聚变与等离子体物理, 2021, 41(3): 221-226.
CAI X, CAO Z, RAN H, et al. Leakage detection test in the pre-assembly stage of the vacuum chamber of the HL-2M device [J]. Nuclear Fusion and Plasma Physics, 2021, 41(3): 221-226.
- [5] 邓欣, 杨清云, 米建勋, 等. 基于相关滤波的仪表定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(5): 102-110.
DENG X, YANG Q Y, MI J X, et al. Correlation filtering-based instrument localization method [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2019, 33(5):102-110.
- [6] 彭继慎, 孙礼鑫, 王凯, 等. 基于模型压缩的 ED-YOLO 电力巡检无人机避障目标检测算法[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(10):161-170.
PENG J SH, SUN L X, WANG K, et al. ED-YOLO power inspection UAV obstacle avoidance target detection algorithm based on model compression [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(10):161-170.
- [7] 葛世荣, 胡而已, 李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. 煤炭学报, 2023, 48(1):54-73.
GE SH R, HU ER Y, LI Y W. New progress and direction of robot technology in coal mine [J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1):54-73.
- [8] KANG J H, TARIQ S, HAN O, et al. A survey of deep learning-based object detection methods and datasets for overhead imagery [J]. IEEE Access, 2022, 10: 20118-20134.
- [9] 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.
- [10] 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.
- [11] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961-2969.
- [12] LI Y, ZHONG J H, ZHANG Y, et al. An improving Faster-RCNN with multi-attention resnet for small target detection in intelligent autonomous transport with 6g[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(7): 7717-7725.
- [13] OU J, WANG J G, XUE J, et al. Infrared image target detection of substation electrical equipment using an improved faster R-CNN[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 38(1): 387-396.
- [14] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision, 2016: 21-37.
- [15] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2980-2988.
- [16] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.
- [17] 郎松, 曹选, 张艳微, 等. 融合改进 YOLOv5 算法的图像全站仪全自动测量方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(5): 120-127.
- LANG S, CAO X, ZHANG Y W, et al. Fully automatic measurement method of image total station by incorporating improved YOLOv5 algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(5): 120-127.
- [18] 程亮, 杨渊, 张云飞, 等. 面向无人艇智能感知的水上目标识别算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 99-104.
- CHENG L, YANG Y, ZHANG Y F, et al. Research on water target recognition algorithm for intelligent sensing of unmanned boats [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 99-104.
- [19] 韩航迪, 徐亦睿, 孙博, 等. 基于改进 Tiny-YOLOv3 网络的航天电子焊点缺陷主动红外检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(11): 42-49.
- HAN H D, XU Y R, SUN B, et al. Active infrared detection of aerospace electronic solder joint defects based on improved Tiny-YOLOv3 network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(11): 42-49.
- [20] 徐印赞, 江明, 李云飞, 等. 基于改进 YOLO 及 NMS 的水果目标检测 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(4): 114-123.
- XU Y Y, JIANG M, LI Y F, et al. Fruit target detection based on improved YOLO and NMS [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 114-123.
- [21] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLOv6: A single-stage object detection framework for industrial applications [J]. arXiv preprint arXiv:2209.02976, 2022.
- [22] WANG C Y, ALEXEY B, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 7464-7475.
- [23] TANG Y, HAN K, GUO J, et al. GhostNetv2: Enhance cheap operation with long-range attention [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 9969-9982.

作者简介



刘鹏, 现为安徽工程大学硕士研究生, 主要研究方向为真空检漏机器人目标识别与定位。

E-mail: liupeng1202103@163.com

Liu Peng is a M. Sc. candidate at Anhui Polytechnic University. His main research interests include target recognition and localization for vacuum leak detection robots.



袁啸林, 2018 年于中国科学技术大学获得博士学位, 主要研究方向为磁约束聚变装置真空系统研究、系统故障诊断及预测性维护研究。

E-mail: xlyuan@ipp.ac.cn

Yuan Xiaolin received his Ph. D. degree from University of Science and Technology of China in 2018. His main research interests include vacuum system of magnetic confinement fusion device and system fault diagnosis and predictive maintenance.



江明 (通信作者), 1993 年于上海工业大学 (现上海大学) 获得硕士学位, 现为安徽工程大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为机器人智能控制系统与先进检测技术。

E-mail: kjjm@ahpu.edu.cn

Jiang Ming (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Shanghai Technology (now Shanghai University) in 1993. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include robotic intelligent control system and advanced detection technology.