

文章编号: 1002-1582(2023)05-0591-05

基于改进 YOLO-V5 深度学习模型的 靶丸快速筛选方法

刘一郡, 赵维谦, 刘子豪, 罗杰, 李兆宇, 王允*

(北京理工大学 光电学院“复杂环境智能感测技术”工信部重点实验室, 北京 100081)

摘 要: 针对激光惯性约束核聚变实验中海量靶丸筛选效率低的问题, 提出一种基于改进 YOLO-v5 深度学习模型的靶丸快速筛选方法。方法通过控制靶丸在不同的景深处成像, 并将图像拼接在一起以获得其清晰图像; 同时引入通道注意力机制来增强模型的特征提取能力, 建立了 SE-YOLOV5s 深度学习靶丸表面缺陷识别模型, 并对靶丸缺陷按照缺陷种类进行了分类和评估从而实现对海量靶丸的筛选。靶丸表面缺陷检测的准确率为 94.4%, 每秒可检测到约 50 张靶丸图像(分辨率 3072×4096), 为激光惯性约束核聚变试验提供一种快速、准确筛选海量靶丸的方法。

关 键 词: 应用光学; 聚变靶丸; 目标识别; 深度学习; YOLO 算法

中图分类号: TP394.1; TH691.9

文献标识码: A

DOI: 10.13741/j.cnki.11-1879/o4.2023.05.012

Rapid screening method of ICF capsule based on improved YOLO-V5 deep learning model

LIU Yijun, ZHAO Weiqian, LIU Zihao, LUO Jie, LI Zhaoyu, WANG Yun*

(MIIT Key Laboratory of Complex-field Intelligent Exploration, School of Optics and Photonics,
Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: In order to solve the problem of low efficiency of massive capsules screening in laser inertial confinement fusion experiments, a rapid capsules screening method based on improved YOLO-V5 deep learning model was proposed. In this method, the capsules were imaged in different scene depths, and the images were spliced together to obtain the clear images; At the same time, the channel attention mechanism was introduced to enhance the feature extraction ability of the model, and the SE-YOLOV5s deep learning capsule surface defects recognition model is established, and the capsule defects are classified and evaluated according to the defect types to achieve the screening of massive capsules. The accuracy of capsule surface defect detection is 94.4%, with fifty capsule images (resolution 3072×4096) detected per second, providing a fast and accurate method for screening massive targets for laser inertial confinement fusion test.

Key words: applied optics; ICF capsules; target identification; deep learning; YOLO algorithm

0 引 言

随着人类对能源的需求不断提升, 开发新能源

是推动人类社会可持续发展的重要途径之一^[1]。激光惯性约束核聚变(Inertial Confinement Fusion, ICF)是实现人为可控核聚变的一个重要途径, 对于

收稿日期: 2023-02-03; 收到修改稿日期: 2023-04-06

基金项目: 高性能激光差动共焦拉曼光谱显微成像关键技术及系统研究项目(U22A6006); 机械测试理论、方法与技术项目(51825501)

作者简介: 刘一郡(1998—), 女, 硕士研究生, 从事靶丸形貌检测研究。18233953803@163.com

王允(1984—), 男, 教授, 博士, 从事精密光电成像与检测研究。

* 通讯作者: alotrabbits@163.com

人类解决能源问题具有重要意义。内部装有氘氚核燃料的空心靶丸是 ICF 中的核心部件,其表面的形貌缺陷会导致点火过程中的瑞利泰勒不稳定性急剧上升,是造成点火失败的关键因素,因此需要对 ICF 靶丸表面形貌缺陷进行高精度测量。

由于当前的靶丸制备工艺无法保证所有的靶丸符合 ICF 试验需求,所以只能通过海量制造并进行大批量筛选的方式获得合格靶丸。对劣质的靶丸均进行效率不高的高精度测量无疑是浪费大量的时间和人力,因此,如何在海量靶丸中快速且精准地识别筛选出合格靶丸是整个试验的关键。

目前有许多用于激光惯性约束核聚变靶丸快速筛选的方法。L. C. Carlson 等通过尼康 NEXIV 显微镜自动测量外壳直径并生成 Z 方向拼接焦深图像,人工评估记录发现的每个缺陷对照标准标记缺陷外壳。筛选靶丸的流程实现了自动化,但对靶丸的缺陷识别和评估还是基于人工手段,效率较低^[2]。何小嵩等提出了一种基于计算机视觉的微丸缺陷检测及分类方法,通过微丸均匀性和透过性这两个参数表示微丸表面质量,利用模式识别技术设计线性分类器实现对微丸缺陷的定量检测和分类,这种方法可以在同一张图像上处理多个微丸,但微丸图像的分辨力低,无法识别微丸表面上具体的缺陷类型^[3]。李少白等提出一种针对靶丸流水式测量的快速筛选方法,通过利用空间矩亚像素细分的方法计算轮廓信息,根据圆度对靶丸进行筛选,但圆度较好且表面有缺陷的情况无法识别,导致准确率较低^[4]。

K.-J. Boehm 等提出将双阶段检测法的 RCNN 算法,查找感兴趣区域部分用 NI LabView/Vision 图像处理算法识别 ROI,再用 VGG19 预训练网络识别缺陷类型^[5]。该方法通过用机器学习的方法识别缺陷,能够将缺陷类型进行分类,但训练模型复杂且检测速度较慢。综上所述,目前现有方法对靶丸检测还存在缺陷识别模型复杂、精确率较低、筛选速度慢的问题,因此,在此基础上研究轻量级模型和提升检测速度对海量靶丸快速且精确的筛选具有非常重要的意义。

针对快速筛选海量激光核聚变靶丸的问题,本文提出一种基于改进的 YOLO-V5 深度学习模型的靶丸快速筛选方法。首先利用变倍显微镜在不同景深对靶丸进行成像并拼接以获得靶丸半球面的清晰图像,构建数据集;引入通道注意力机制,建立 SE-YOLOV5s 深度学习的靶丸表面缺陷识别模型,对靶丸缺陷进行识别分类,最后通过机械臂和靶丸网格盘配合运动完成海量靶丸的筛选。该方法可以实现靶丸的非接触检测,检测缺陷速度快、筛选效率高,为激光惯性约束核聚变试验的靶丸海量筛选提供一种有效方法。

1 靶丸表面缺陷识别方法

靶丸表面缺陷识别方法主要包括全景深靶丸图像拼接、建立缺陷识别模型、检测并筛选靶丸三个过程,靶丸快速筛选过程如图 1 所示。

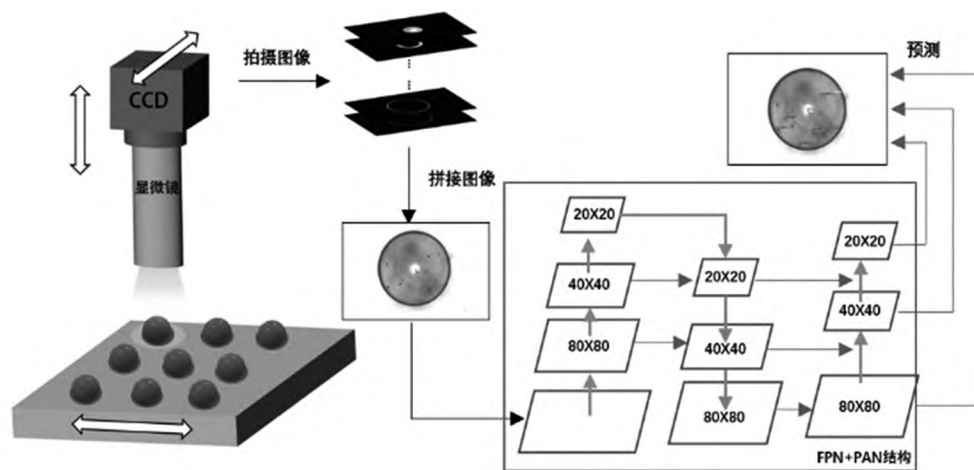


图 1 靶丸快速筛选平台

该平台由 LWZ-15M 变倍显微镜先对准托盘上第一个靶丸的位置,调整变倍显微镜的倍数为 3 倍,对应焦深为 63.13 μm ,将显微镜自动对焦到靶丸赤道处,连续以 30 μm 为间隔,由 2048 像素 \times 3072 像素的 CCD 拍下 z 轴上不同景深靶丸图片的清晰部

分进行拼接,得到靶丸的全景深图片,完成靶丸图像拼接步骤;在模型中引入通道注意力机制,建立 SE-YOLOV5s 深度学习的靶丸表面缺陷识别模型,其中采用了路径聚合网络(Path Aggregation Network, PANet),能同时增强浅层特征中的语义信息

和深层特征中的定位信息,提升目标的识别和分类精度^[6],对靶丸全景图进行缺陷识别;然后将初步检测符合要求的靶丸记录其编号,直至全部待测靶丸识别完毕。

最后利用机械臂将识别合格的靶丸移送至精密测量机构进行下一步检测,流程图如图2所示,待测量完成后,再从气浮轴上将靶丸放回至靶丸放置盘,完成测量过程。

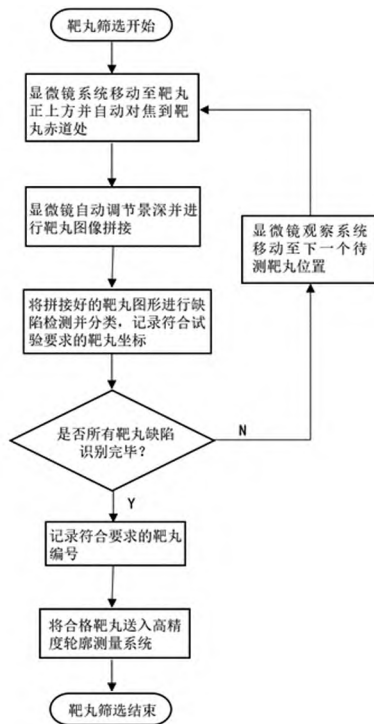


图2 平台工作流程图

2 靶丸表面缺陷识别算法理论

2.1 SE 注意力模块

注意力机制就是将特征的权重从特征图中提取或学习出,再将权重进行重新分配以抑制无效特征增强有效特征。目前常用的基于通道的压缩和激励网络(Squeeze-and-Excitation Networks, SENet)是较为常用的在轻量化网络,增强重要特征,抑制一般特征,用较少的计算成本获得显著的性能提升^[7]。其主要思想是在于通过网络根据损失函数去学习特征权重,使有效的特征图权重重大,无效或效果小的特征图以权重小的方式训练模型达到更好的结果。如图3所示,SE注意力模块先对卷积得到 $H \times W \times C$ 的大小的特征图进行压缩操作,得到 $H \times W \times C$ 大小的特征图,再使用全连接神经网络对激励之后的结果做非线性变换,最后输出用得到的结果作为权重乘到输入特征上^[8],完成在通道维度上的对原始特征的重标定。

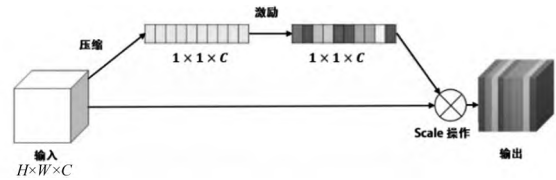


图3 SE模块

SE模块可以灵活的嵌入到各个网络中,本文将其嵌入到残差网络中,可以通过重新校准特征图通道来改善残差块,通过添加这种简单的重新加权机制,可以增加残差块的表示能力^[9]。ResNet残差网络结构如图4所示,ResNet残差网络结构插入SENet模块后结构如图5所示。

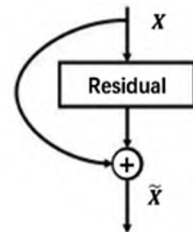


图4 残差网络模型

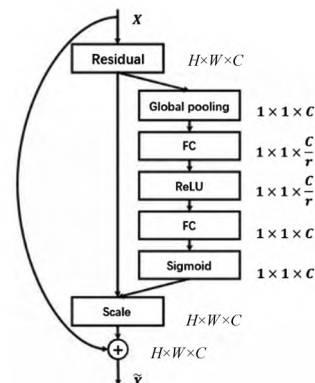


图5 SENet网络结构

2.2 SE-YOLOV5s 融合模型设计

获取靶丸的全景深拼接图像后,如何识别靶丸表面缺陷是筛选的关键,本文采取YOLO-V5算法作为靶丸缺陷的识别基础模型,其主要由Backbone网络、Neck网络、Detect网络组成^[10],其核心思想是将输入图像划分为若干个网格,每个网格负责预测目标框的回归坐标及置信度,过滤置信度较低的目标框并对保留的目标进行非极大值预测处理,最终得到预测结果^[10]。

由于靶丸表面缺陷尺寸大小不一、形状不规则并且靶丸表面遍布因光照不均导致出现阴影和小黑点的特点,原有的YOLO-V5模型无法满足检测要求。在进行目标识别过程中,暴力增加网络层数用来提高准确率易导致过拟合,过浅的网络也难以达到理想效果^[11],本文将轻量级SENet网络结构

嵌入到 YOLO-V5 模型中 Backbone 主干网络中构建 SE-YOLOV5s 靶丸缺陷识别模型,通过小幅度提升模型复杂性和计算量来换取感受野的扩大,提高缺陷识别准确率^[12]。因此提出改进的 SE-YOLOV5s 算法模型,增强模型特征提取能力,提高靶丸缺陷识别精度。

在本文将 SENet 模块嵌入到 Backbone 主干网络中形成 SE-YOLOV5s,如图 6 所示。

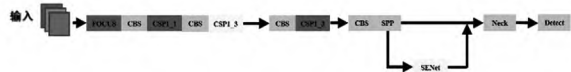


图 6 改进的主干网络图

3 实验及分析

为得出本文算法精度和识别靶丸缺陷的准确率,通过选用辉光放电碳氢聚合物(GDP)材质的透明靶丸作为实验样品,设置该模型与 Faster RCNN 模型识别靶丸缺陷对比实验,验证本文提出的模型识别靶丸各类缺陷具有精度和速度的优势。

3.1 实验环境及参数

靶丸缺陷的目标检测数据量较大,且数据格式为 RGB 图像,为加速 YOLO-V5 神经网络模型的训练与收敛,使用 GPU 对模型计算进行加速,模型搭建与训练所需的操作环境如表 1 所示。

表 1 系统比例尺的标定结果

类型	名称
CPU	Intel® Core(TM) i7-12700KF
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti
操作系统	Windows 10
深度学习框架	Pytorch

靶丸缺陷检测参数设置如下:本文模型采用 SE-YOLOV5s 模型,初始学习率设为 0.01,训练轮次(epoch)为 300,批尺寸为 8,输入图片大小为 640 像素×640 像素。

3.2 数据集构建

3.2.1 数据采集

本文通过靶丸快速筛选平台中显微系统中 CCD 相机对不同景深的靶丸拍照并通过多聚焦图像融合的方式^[13]将图片进行全景深拼接,得到全景深靶丸图像。

从靶丸图像中总结出常见的五类缺陷,为防止环境光强不同影响识别效果,本数据集中收集了不同光强下的靶丸缺陷图像,如图 7 所示,分别是裂痕、黑点、污渍、蜘蛛网状和液泡缺陷。

3.2.2 数据预处理

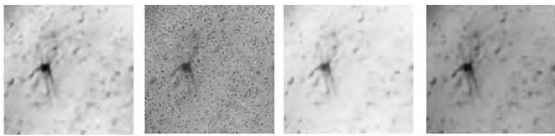
本实验室获得靶丸原始缺陷图像共 400 张。在



(a)黑点 (b)污渍 (c)蜘蛛网状 (d)液泡 (e)裂痕

图 7 靶丸不同缺陷类型展示

进行训练时,针对靶丸缺陷样本少的问题,采用图像增广的方式来进行数据集扩充^[14],如随机颜色、椒盐噪声、亮度增强、对比度增强等处理以扩大训练图像集的规模,同时降低模型对某些特征的依赖,提高模型的泛化能力,如图 8 所示。针对被检测靶丸缺陷占靶丸图像比例较小的问题,将大分辨率 3072×2048 像素的全景深靶丸图像裁剪成多个子图,对每一个子图进行缺陷检测。最后通过非极大值抑制算法进行过滤,找到最佳物体检测位置。



(a)随机颜色 (b)椒盐噪声 (c)亮度增强 (d)对比度增强

图 8 靶丸缺陷图像增广类型

本研究对已有图像扩充至 1300 张,使用 Labelimg 标注工具进行标注。

3.3 实验结果

本文将模型训练的平均准确率、每张靶丸图像处理时间作为模型评价指标。其中,精确率(Precision)是衡量模型预测准确度,即正确预测为正类的占全部预测为正类的的比例^[15]。召回率(Recall)是正确预测为正类的占全部实际为正类的的比例。其定义公式分别为

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \tag{1}$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \tag{2}$$

式中,TP(True Poitive)表示将实际正样例预测为正样例的数量;FN(False Negative)表示将实际为正样例预测为负样例的数量;FP(False Positive)表示将实际为负样例预测为正样例的数量^[16]。

平均精度 AP(Average Precision)是不同召回率下精确率的均值,其公式为

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{3}$$

对 AP 求均值即可得到 mAP 值(mean Average Precision),即所有类别的平均精度^[17]。mAP 值是用来估计模型检测算法的准确度,数值越大效果越好,对 AP 求均值即可得到 mAP 值,即所有类别的平均精度^[18]。其中, N 为靶丸缺陷类别数,计算公式表示为

$$mAP = \sum_{i=1}^N \frac{AP_i}{N} \quad (4)$$

模型总损失值为各类损失值之和,包含定位损失、目标检测损失、分类损失、验证集定位损失、验证集目标检测损失、验证集分类损失、各类损失值随迭代次数增加逐步平稳下降,最后收敛,模型总损失值稳定在0.0497,如图9所示。

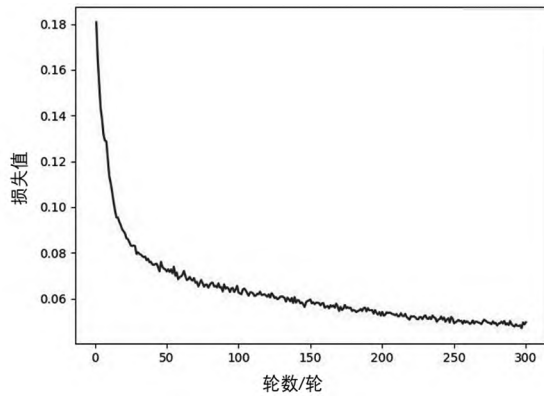


图9 模型总损失值变化图

基于本文模型 SE-YOLOV5s 的靶丸缺陷检测结果,如图10所示,随机选取一张靶丸全景深图片,利用本文模型进行检测能够准确识别靶丸缺陷位置和种类,并且得到不同种类缺陷的置信度。

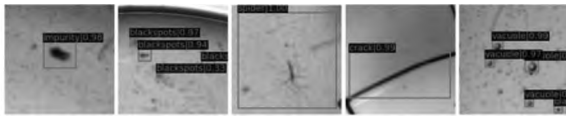


图10 靶丸表面缺陷检测方法识别结果图

为进一步验证本文 SE-YOLOV5s 模型的高准确率,本实验结果给出了本文算法与二阶段算法 Faster RCNN 在训练阶段 mAP 值的比较结果,本文算法在 300 轮处趋于收敛。从 mAP 值、平均每张靶丸图片的检测耗时与二阶段的 Faster RCNN 模型进行对比,如表2所示。

表2 靶丸缺陷识别算法实验结果对比

模型 \ 指标	mAP/%	平均耗时 s/张
Faster RCNN	89.3	0.046
本文模型	94.4	0.020

从表2中可以得出本文模型相对于两阶段的 Faster RCNN 模型检测精度提高了5.1%,单张图片识别时间缩短一倍以上,运用在海量靶丸缺陷检测任务中能有效提高检测精度和效率。

4 结 论

本文提出了基于深度学习的靶丸智能筛选方法,对比了不同神经网络的检测效果,用本文提出的

SE-YOLOV5s 模型进行靶丸表面缺陷的识别,五种类型缺陷的识别平均准确率达到94.4%,单张图片检测时间为0.020s,相比两阶段 Faster RCNN 模型效率提升约1倍,大大提高了图片的检测速度,最终实现了靶丸筛选准确率和速度的同时兼顾,为大量靶丸的快速筛选提供了一种有效途径。

参考文献:

- [1] S. H. Glenzer, B. J. MacGowan, P. Michel et al. Symmetric inertial confinement fusion implosions at Ultra-High laser energies [J]. Science, 2010, 327(5970): 1228—1231.
- [2] L. C. Carlson, H. Huang, N. Alexander et al. Automation of NIF target fabrication [J]. Fusion Science and Technology, 2016, 70(2): 274—287.
- [3] 何小嵩, 张占文, 荣伟彬. 基于计算机视觉的微球缺陷检测及分类方法[J]. 强激光与粒子束, 2017, 29(08): 79—83.
- [4] Li Shaobai, Wang Yun, Wang Qi. Rapid measurement and compensation method of eccentricity in automatic profile measurement of the ICF capsule[J]. Applied Optics, 2018, 57(14): 3761—3769.
- [5] Boehm K J, Ayzman Y, Blake R, et al. Machine learning algorithms for automated NIF capsule mandrel selection[J]. Fusion Science and Technology, 2020, 76(6): 749—757.
- [6] Jiang P, Ergu D, Liu F, et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066—1073.
- [7] Gao Peng, Lee Kangbeen, Kuswidiyanto Lukas Wiku, et al. Dynamic beehive detection and tracking system based on YOLO V5 and unmanned aerial vehicle[J]. Journal of Biosystems Engineering, 2022, 47(4): 510—520.
- [8] Jiang P, Ergu D, Liu F, et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066—1073.
- [9] 李启明, 阙祖航. 基于改进 YOLOv5 的 X 射线图像危险品检测 [J]. 科学技术与工程, 2023, 23(4): 1598—1606.
- [10] Le Q V, Ngiam J, Coates A, et al. On optimization methods for deep learning[C] // Proceedings of The 28th International Conference on International Conference on Machine Learning, 2011: 265—272.
- [11] Mo Y, Wu Y, Yang X, et al. Review the state-of-the-art technologies of semantic segmentation based on deep learning[J]. Neurocomputing, 2022, 493: 626—646.
- [12] Chao M A, Kulkarni C, Goebel K, et al. Fusing physics-based and deep learning models for prognostics[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 217: 107961.
- [13] Luz E, Silva P, Silva R, et al. Towards an effective and efficient deep learning model for COVID-19 patterns detection in X-ray images[J]. Research on Biomedical Engineering, 2022, 38(1): 149—162.
- [14] Zaidi S S A, Ansari M S, Aslam A, et al. A survey of modern deep learning based object detection models[J]. Digital Signal Processing, 2022: 103514.
- [15] Liu W, Ren G, Yu R, et al. Image-adaptive YOLO for object detection in adverse weather conditions[C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022, 36(2): 1792—1800.
- [16] Sun W, Dai L, Zhang X, et al. RSOD: Real-time small object detection algorithm in UAV-based traffic monitoring[J]. Applied Intelligence, 2022, 52(8): 8448—8463.
- [17] Zeng N, Wu P, Wang Z, et al. A small-sized object detection oriented multi-scale feature fusion approach with application to defect detection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1—14.
- [18] Roy A M, Bose R, Bhaduri J. A fast accurate fine-grain object detection model based on YOLOv4 deep neural network[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(5): 3895—3921.