

基于改进 YOLOv5 模型的船舶焊缝缺陷检测方法

高翔¹, 李楷^{*1}, 衣正尧², 周玉松³, 陆丛红¹

(1. 大连理工大学 船舶工程学院, 辽宁 大连 116024;

2. 大连海洋大学 航海与船舶工程学院, 辽宁 大连 116023;

3. 大连船舶重工集团设计研究院有限公司, 辽宁 大连 116005)

摘要: 当前船舶焊缝缺陷检测主要是通过人工目视的手段检查焊缝的射线探伤图像进行的, 存在耗时长、工作量大、效率低的问题, 为此提出了一种基于改进 YOLOv5 模型的船舶焊缝缺陷检测方法. 首先对 1 152 张船舶焊缝射线图像进行标注, 建立船舶焊缝射线图像数据集; 然后根据船舶焊缝缺陷几何尺寸小、特征不明显的特点, 对 YOLOv5 模型进行改进. 通过对图像进行正弦灰度变换, 提高缺陷处的对比度. 加入卷积注意力模块(CBAM), 增大感兴趣区域的权重, 增加检测尺度, 提高对微小目标的检测精度. 计算对比检测结果表明, 使用改进的 YOLOv5 模型对船舶焊缝缺陷进行识别, 使精确度从 95.3% 提高到 98.4%, 召回率从 77.5% 提高到 77.9%, 交并比为 0.5 时的平均精确度从 81.5% 提高到 84.2%, 证明该方法可以有效地改进船舶焊缝缺陷检测的效果.

关键词: 目标检测; 船舶焊缝缺陷; YOLOv5 模型; 灰度变换; 卷积注意力模块

中图分类号: U671.84 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb202304008

0 引言

目前船舶建造的方式主要是通过焊接将板材、骨材组合成分段、总段, 最终形成整个船体. 焊接在船舶建造周期中占 30%~40% 的建造工时^[1], 焊接质量对船体结构的完整性、舱室的密闭性起到决定性的作用. 如何快速、高效地对船体焊接质量进行检测是船舶建造过程中广受关注的一个问题.

国内外各大船厂广泛采用的焊缝缺陷检测方法是依靠人工目视手段检测焊缝 X 射线探伤图像, 这种方式存在耗时长、效率低以及工作量大的问题^[2], 而且船舶焊缝射线探伤图像具有缺陷几何尺寸小、特征不明显的特点, 对于经验不足的检测人员而言, 容易发生漏检、错检的问题. 因此有必要开发一种基于机器视觉的船舶焊缝缺陷识别方法, 以避免人工识别过程中的人为错误. 樊凌^[3]提出了一种基于图像处理和机器学习的船舶焊接缺陷识别技术, 使用一些图像处理算法对焊缝深

度进行图像处理, 使图像着重突出缺陷特征, 再用支持向量机(SVM)算法对焊缝缺陷进行分类, 但是该算法在进行图像处理时, 图像经历了过多的处理流程, 可能会产生焊缝缺陷特征消失的情况, 而且 SVM 算法属于二分类算法, 对多种缺陷分类时, 程序比较复杂. Zhang 等^[4]将分割好的疑似缺陷区域图像输入区域卷积神经网络(RCNN)模型中, 对焊缝缺陷进行分类, 在减小检测工作量的同时提高了缺陷识别的精确度, 但是 RCNN 模型因为候选框由速度较慢的选择性搜索(selective search)算法完成以及重复卷积网络计算, 计算速度很慢, 内存占用量大. Xu 等^[5]提出了一个基于语义分割方法的自动焊接缺陷检测系统, 使用组合特征金字塔网络(FPN)和残差神经网络(Res-Net)的语义分割网络, 更好地利用了浅层特征, 实现了将深层特征与浅层特征的融合预测, 并形成了端到端焊接缺陷检测. 渠慧帆^[6]提出基于改进的 Faster-RCNN 算法对焊缝缺陷进行检测的

收稿日期: 2022-04-04; 修回日期: 2023-02-06.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51509033); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(DUT19JC51).

作者简介: 高翔(1997—), 男, 硕士生, E-mail: xiang_gao@mail.dlut.edu.cn; 李楷*(1984—), 男, 博士, 副教授, 硕士生导师, E-mail: likai@dlut.edu.cn.

方法,通过改进模型候选框尺寸和更换特征提取模型,提高了焊缝缺陷检测的精确度,特别是对小尺寸目标的检测精度,但 Faster-RCNN 算法运行速度较慢,在工业生产过程中不能满足实时检测场景的需要.常晓莹^[7]也提出一种基于改进的 Faster-RCNN 算法对焊缝缺陷进行检测的方法,通过引入注意力机制 ECA 以及采用 Mish 激活函数,提升了缺陷区域的权重,并提升算法网络的非线性特性,但仍未解决 Faster-RCNN 算法检测速度慢、不能满足工业实时检测场景要求的问题,同时 Faster-RCNN 算法本身也存在没有充分利用图像浅层特征这一问题.

本文从船舶焊缝缺陷特征出发,提出使用“你只需看一眼(you only look once, YOLO)”系列中

的 YOLOv5 模型对船舶焊缝缺陷进行检测.首先建立船舶焊缝射线图像数据集,在 YOLOv5 原模型基础上加入卷积注意力数据模块,增大感兴趣区域的权重,增加检测尺度,提高对微小目标的检测能力,减少人工操作的工作量,在保证精确度的同时提高检测速度.

1 YOLOv5 模型

YOLOv5 模型是一种一阶段目标检测模型,该模型在保持较高检测精度的同时,克服了两阶段目标检测算法速度慢的缺点. YOLOv5 模型主要由输入(input)、主干(backbone)、颈部(neck)和输出(output)4 部分组成,其模型结构如图 1 所示.

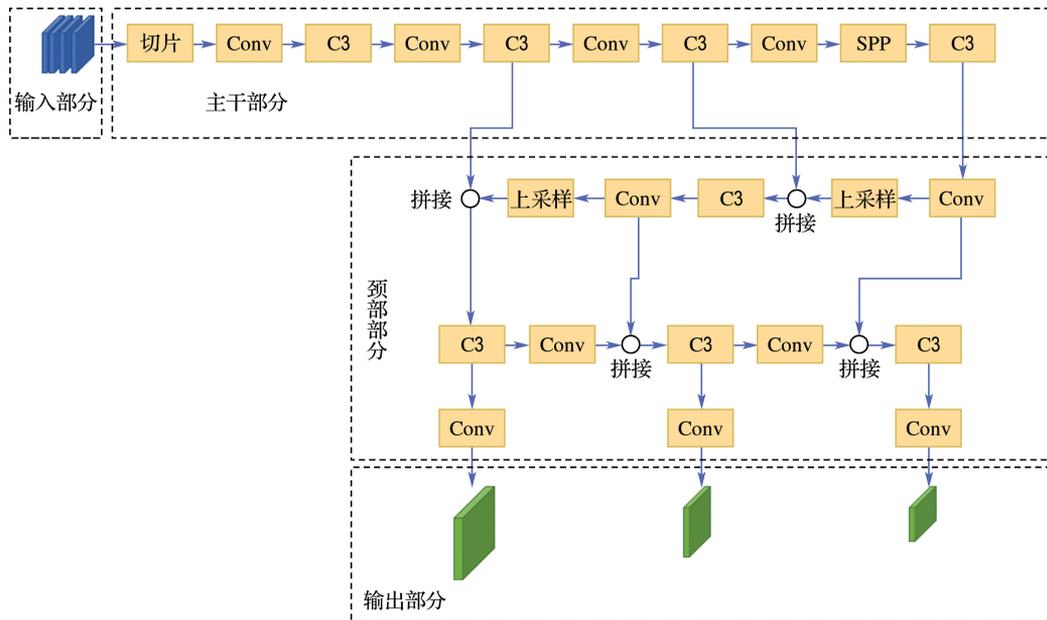


图 1 YOLOv5 模型结构

Fig. 1 YOLOv5 model structure

输入部分首先采用马赛克(mosaic)进行数据增强,将随机缩放、随机裁剪和随机排布后的 4 张图片进行拼接,不但增加了样本数量,还使拼接后的图片在计算时减小 CPU 显存消耗.然后采用自适应锚框,为图像设置不同尺寸的初始锚框,在初始锚框基础上生成预测框,与真实框做对比,从而使模型进行反向传播.最后采用自适应缩放的方法,将图片统一处理成标准尺寸输入模型.

主干部分主要由切片(focus)结构、带有 3 个卷积层的瓶颈层(C3)结构和空间金字塔池化(spatial pyramid pooling, SPP)结构组成.切片结

构对从输入部分输入的图片进行切片操作.而 C3 结构主要是将输入的特征映射分成两部分,如图 2 所示,一部分经过 Conv 层和 Bottleneck $\times n$,另一部分则只通过 Conv 层,其中 Conv 层等主要

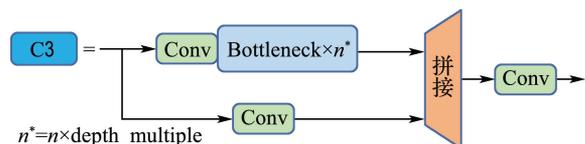


图 2 C3 模块结构

Fig. 2 C3 module structure

包括卷积层(Conv2d)、BN层以及SiLU激活函数,最后将两部分进行拼接既减少了计算量,又增强了图像特征融合能力.SPP结构主要采用最大池化的方法对不同尺度的特征图进行特征融合,使网络能够获取焊缝缺陷在不同尺度下的特征信息^[8].

颈部部分主要包括FPN(feature pyramid networks)和PAN(pyramid attention network)结构,FPN可以将上层丰富的语义特征传递下来,而PAN则可以将下层丰富的位置信息传递上去,进而实现对特征的多尺度融合.

输出部分主要包括3种不同尺寸的特征图,并将预设锚框和真实边界框做对比,使用CIOU_LOSS函数作为边界框预测的损失函数,采用DIOU_NMS函数对预测框进行筛选,最终得到模型计算的预测框.

2 改进的YOLOv5模型

YOLOv5模型在一些公开的数据集目标检测任务中表现为速度快、精度高的优点,在各个领域都有广泛应用.船舶焊缝缺陷存在数据集数量少、质量差、缺陷几何尺寸小、特征不明显以及缺陷特征变化大的特点,直接应用原始YOLOv5模型进行检测的结果并不理想,因此本文提出一种改进的YOLOv5模型,并通过实验证明该改进模型在船舶焊缝缺陷检测方面的有效性和可行性.

2.1 正弦灰度变换

数据集的质量与数量直接影响目标检测模型的效果.本文共搜集带气泡、未焊透、未熔合、夹渣和裂纹5种缺陷图片128张,经过旋转、镜像、亮度和对比度变换等操作,使数据集图片中扩充至1152张,图3为经扩充后数据集的部分图像.

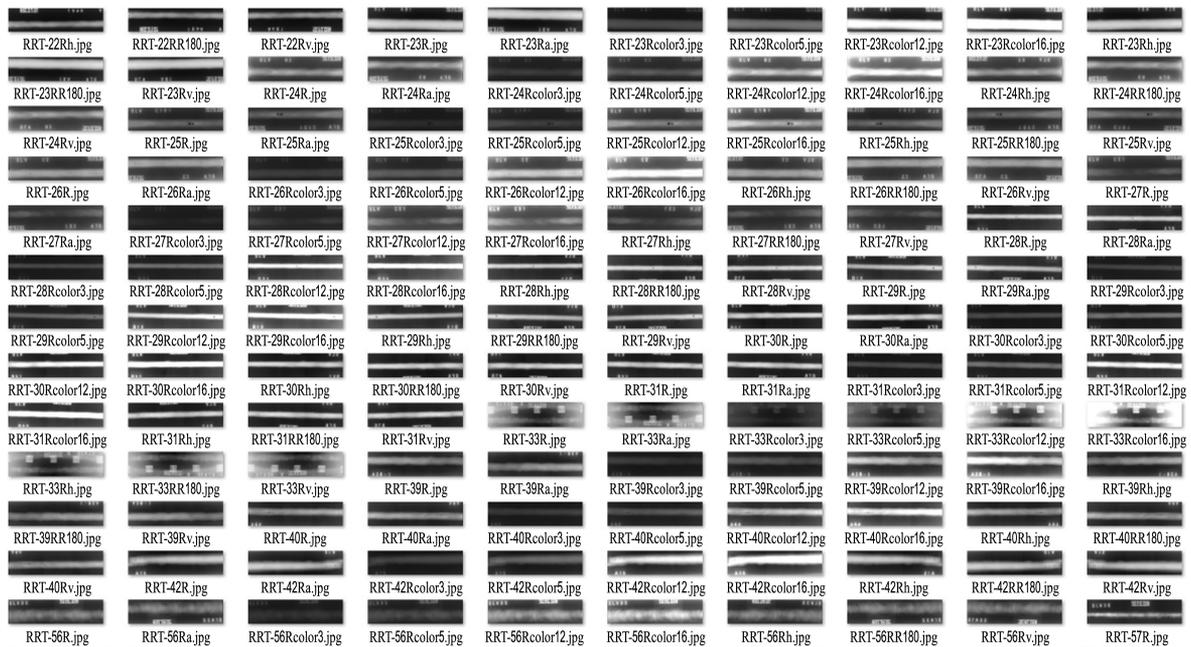


图3 数据集部分图像

Fig. 3 Partial images of the dataset

在图像质量方面,由于船舶焊缝缺陷存在几何尺寸小及特征不明显的特点,进行图像处理时,如果经历过多的处理流程,可能会使图像的缺陷特征信息在图像处理过程中丢失.因此在图像处理时,网络过深或卷积操作太多都不适合^[9].本文使用灰度变化的方法对图像进行处理,不但提高了缺陷特征的对比度,还避免了多次图像处理导致特征消失这一问题.

灰度变换主要包括线性变换、分段线性变换和非线性变换3种方式.线性变换是指使用线性函数将原图像的灰度值映射到期望区间.分段线性变换是指将图像灰度值分为几个部分,每个部分使用不同的线性函数将灰度值映射到期望区间,对明亮部分分别进行拉伸和压缩,以调节图像对比度^[10].非线性变换则是使用非线性函数对图像灰度进行处理,以此来抑制不感兴趣区域,突出

感兴趣区域的对比度.常用的非线性变换方式主要包括对数灰度变换和伽马灰度变换等方式.本文采用正弦灰度变换,并将正弦灰度变换结果与对数变换和伽马变换后的结果进行对比,图像正弦灰度变换计算公式^[6]如下:

$$g(x,y) = \sin(\pi r) \quad (1)$$

$$r = \frac{f(x,y) - \min(f)}{\max(f) - \min(f)}$$

式中: r 为输入的相对强度; (x,y) 为像素点的坐标; $g(x,y)$ 为输出像素的灰度值; $f(x,y)$ 为输入像素的灰度值.

通过对比灰度非线性变化中的几种常见变化方式,发现使用正弦灰度变换不但可明显提高焊缝缺陷处的对比度,还能有效保存缺陷,从而避免发生缺陷特征消失的情况.

图 4 为各种灰度变换的结果,其中图 4(a)为原焊缝图像(标注处为缺陷区域),图 4(b)为经过伽马变换后的灰度图,图 4(c)为经对数变换后的灰度图,图 4(d)为经过正弦灰度变换后的灰度图.可见,经伽马变换后的图像不但出现了噪声,还使原有的缺陷特征消失了.对数正弦灰度变换虽凸显了部分特征,但也使部分微小特征消失,而正弦灰度变换则能很好地保留特征,并使特征对比度较原图有所增强.

2.2 卷积注意力模块

注意力机制是机器学习领域中近年来广泛应用的一种数据处理方法.在图像识别问题中,通过改变权重使学习过程聚焦于输入对象需要注意的地方,而不是把注意力平均分配给所有区域^[11].卷积注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)同时利用特征图的通道信息及空间信息,能够减少图像识别中背景导致的影响^[12].焊缝缺陷的尺寸通常都很小,例如图 5(a)中的裂纹和图 5(b)中的气泡,图像中大部分区域与焊缝缺陷无关,引入 CBAM 可使目标检测模型在提取特征时增大感兴趣区域的权重,更加关注焊缝缺陷特征附近的区域.

特征图在被送入 CBAM 后,会依次通过通道注意力模块(channel attention module, CAM)和空间注意力模块(spatial attention module, SAM),并得到相应的注意力图,然后将注意力图与输入特征图相乘进行自适应特征优化.其架构图如图 6 所示.

如图 7 所示,将原 YOLOv5 模型中主干部分

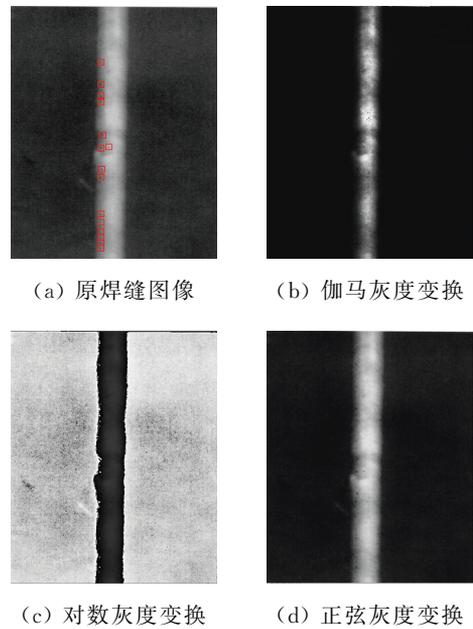
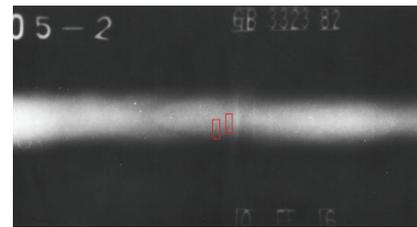
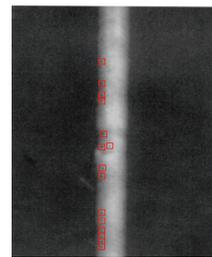


图 4 灰度变换

Fig. 4 Grayscale transformation



(a) 裂纹



(b) 气泡

图 5 裂纹和气泡缺陷

Fig. 5 Crack and bubble defect

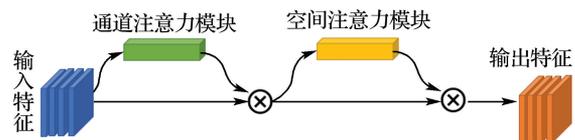


图 6 卷积注意力模块结构

Fig. 6 Convolutional block attention module structure

中的 C3 模块结尾的卷积层替换成 CBAM(红色虚线框部分),图像在经过拼接后,直接进入通道注意力模块.

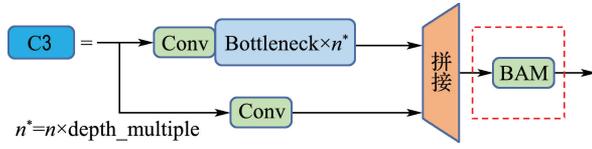


图 7 加入注意力机制的 C3 模块

Fig. 7 C3 module with added attention mechanism

如图 8 所示,在通道注意力模块中,输入特征 F 先经过平均池化和最大池化进行压缩,得到两个 $1 \times 1 \times C$ 的特征图,平均池化和最大池化用来聚合特征映射焊缝图像的空间信息,平均池化可以读取并体现出特征图上的各个像素点特征。

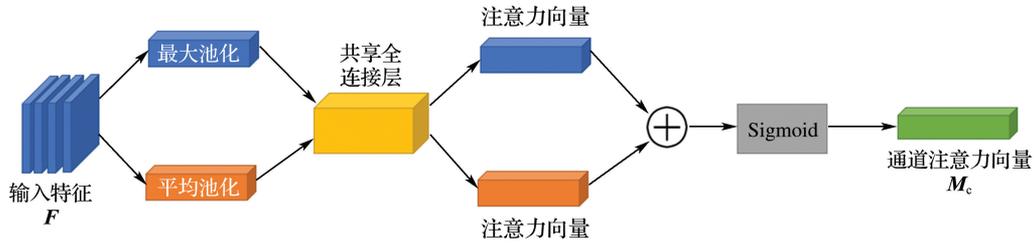


图 8 通道注意力模块

Fig. 8 Channel attention module

式中: σ 为 Sigmoid 非线性激活函数, MLP 表示 CBAM 中的共享网络, W_1 表示 MLP 中的隐藏层权重, W_0 表示 MLP 中的输出层权重, F_{avg}^c 表示平均池化函数, F_{max}^c 表示最大池化函数。

在特征图经过通道注意力加权后,如图 9 所示,将特征图模块输出的特征 F 输入空间注意力模块. 输入后,特征图仍先经过平均池化和最大池化,从而得到两个 $H \times W \times 1$ 的特征图,将两个池化后得到的特征图进行拼接,经过卷积层将拼接后的特征图变为单通道特征图(维数为 $H \times W \times 1$),将得到的单通道特征图输入 Sigmoid 函数即得到空间注意力向量 M_s ,将所得到的空间注意力向量 M_s 与输入特征 F 做乘法运算,就生成了经 CBAM 处理后的特征图,空间注意力模块计算公式如下:

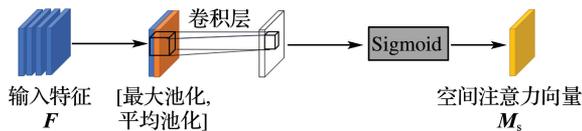


图 9 空间注意力模块

Fig. 9 Spatial attention module

在网络进行反向传播时,最大池化则可以保证网络仅在最大响应处有反应^[13]. 将两个特征图分别传入共享的全连接层,并生成两个维数为 $C \times 1 \times 1$ 的注意力向量,将得到的两个向量对应位置相加,通过 Sigmoid 函数生成一个维数为 $C \times 1 \times 1$ 的通道注意力向量 M_c ,将 M_c 和输入特征 F 做乘法运算,生成空间注意力模块需要的输入特征,通道注意力模块计算公式如下:

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F))) = \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c) + W_0(F_{max}^c))) \quad (2)$$

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}((AvgPool(F); MaxPool(F)))) = \sigma(f^{7 \times 7}((F_{avg}^s; F_{max}^s))) \quad (3)$$

式中: $f^{7 \times 7}$ 代表的是 7×7 的卷积运算, F_{avg}^s 和 F_{max}^s 表示通道上的全局平均池化函数和最大池化函数。

2.3 增加检测尺度

在 YOLOv5 的原模型中有 3 种不同尺寸的检测层来匹配不同尺寸的目标,即图像大小(单位为像素) 20×20 、 40×40 、 80×80 这 3 种尺寸. 在焊缝缺陷图像中通常存在部分缺陷几何形状小且缺陷模糊的情况,针对这一特点,本文使用四尺度特征图来进行检测,如图 10 所示(红色虚线框部分),在 YOLOv5 的第 17 层之后,继续进行上采样,以获得更大的特征图来检测微小的目标. 在第 20 层,将输入的特征图与模型第 2 层的特征图进行拼接操作,在检测层对第 21、24、27、30 层进行检测. 同时,为了使模型对小目标的检测更精准,本文还将初始锚框的数量增加到 12 个,即增加图像大小 5×6 、 8×14 、 15×11 这 3 种尺寸的锚框,用来匹配图像大小 160×160 特征图中的小目标。

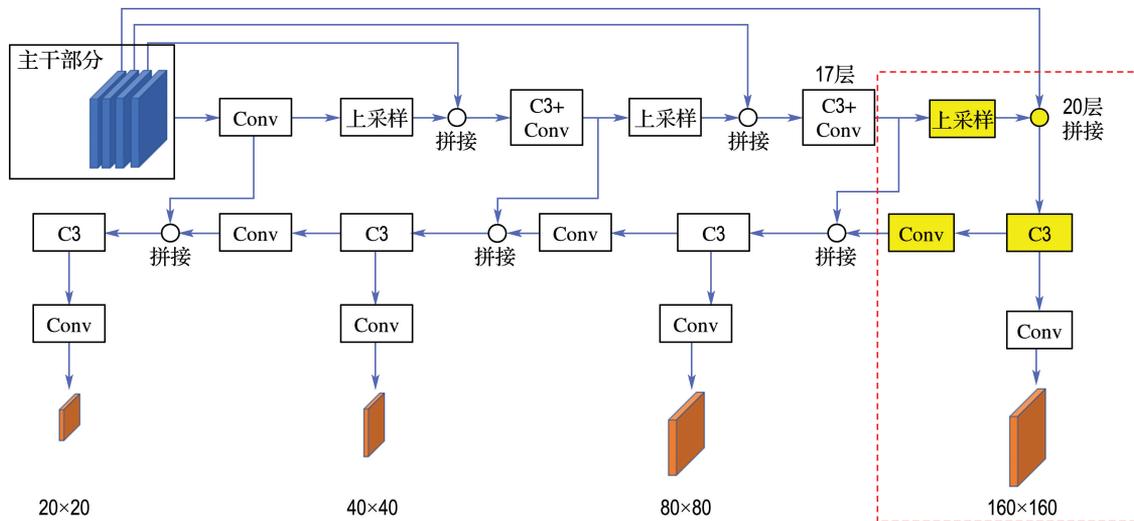


图 10 增加检测层后的 YOLOv5 模型

Fig. 10 YOLOv5 model after adding detection layer

3 实验及结果分析

为了测试以上提出的各种改进手段的有效性, 本文将单独使用这 3 种改进手段和综合使用种改进手段后的实验结果与原模型识别结果进行对比.

3.1 评价指标

本文主要使用精确度 (precision, P)、召回率 (recall, R) 和交并比为 0.5 时的平均精确度 (\bar{P}) 3 个指标作为模型评价标准, 3 个指标值越大, 则说明模型的检测效果越好, 式(4)~(6)分别为精确度 P 、召回率 R 和全类平均正确率 \bar{P} 的计算公式^[14].

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (4)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_n} \times 100\% \quad (5)$$

$$\bar{P} = \frac{\sum_{i=1}^k S_i}{k} \times 100\% \quad (6)$$

式中: T_p 为输入正样本且输出正样本的样本数量, F_p 为输入负样本且输出正样本的样本数量, F_n 为输入正样本且输出负样本的样本数量, k 为样本类别数, S 是精确度-召回率曲线下方的面积.

3.2 模型实验

本文将含有各类缺陷的数据集使用 LabelImg 软件进行标注, 并按 8:2 的比例将数据集随机划分为训练集和测试集, 在 YOLOv5s 模型基础上测试本文提出的改进方法. 经训练测试后结果见表 1. 其中 YOLOv5-sin 表示对图像进行正弦灰

度变换后的改进方法. YOLOv5-160 表示增加检测尺度为 160×160 后的改进方法. YOLOv5-CBAM 表示在模型中引入了 CBAM. YOLOv5-all 表示将图像进行正弦灰度变换后, 将 CBAM 引入 YOLOv5 模型, 并将模型增加检测尺度.

表 1 实验结果

Tab. 1 Experimental results

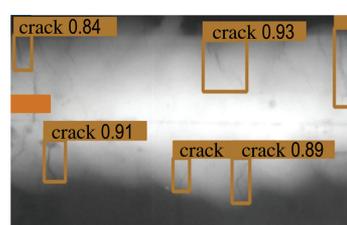
模型	$P/\%$	$R/\%$	$\bar{P}/\%$
YOLOv5	95.3	77.5	81.5
YOLOv5-sin	98.6	76.2	82.8
YOLOv5-160	97.9	77.2	84.7
YOLOv5-CBAM	97.2	77.9	81.5
YOLOv5-all	98.4	77.9	84.2

图 11(a) 为 YOLOv5 模型对焊缝缺陷检测后得到的结果, 图 11(b) 为 YOLOv5-all 模型对焊缝缺陷检测后得到的结果.

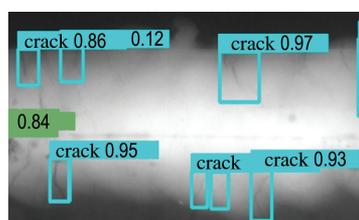
3.3 实验结果分析

从表 1 可看出, 相比较于 YOLOv5 模型, 将图像进行正弦灰度变换、加入 CBAM 和增加检测尺度后, 模型的精确度都会有所改善.

与未经图像处理的 YOLOv5 模型对比, 图像在进行正弦灰度变换后虽然召回率降低了 1.3%, 但精确度和全类平均正确率各提高了 3.3% 和 1.3%, 精确度达到了各改进方法中的最高值 98.6%. 模型在增加检测尺度后, 召回率比原模型减小 0.3%, 但精确度和全类平均正确率各提高了 2.6% 和 3.2%, 全类平均正确率达到了各改进



(a) YOLOv5 模型检测结果



(b) YOLOv5-all 模型检测结果

图 11 缺陷检测结果图

Fig. 11 Defect detection result graphs

方法中的最高值 84.7%。模型在加入 CBAM 后,在全类平均正确率保持不变的情况下,精确度和召回率都有所提高,召回率更是达到了各改进方法中的最高值 77.9%。

把 3 种方法综合使用后,模型的精确度、召回率和全类平均正确率都得到了相应的提高。与 YOLOv5-sin 模型相比,YOLOv5-all 模型虽然精确度降低了 0.2%,但是召回率和全类平均正确率分别提高了 1.7% 和 1.4%。与 YOLOv5-160 模型相比,YOLOv5-all 模型虽然全类平均正确率降低了 0.5%,但是精确度和召回率分别提高了 0.5% 和 0.7%。与 YOLOv5-CBAM 模型相比,YOLOv5-all 模型在召回率不变的情况下,精确度和全类平均正确率分别提高了 1.2% 和 2.7%。

从图 11 可看出,对比 YOLOv5 模型和 YOLOv5-all 模型对焊缝缺陷的检测结果,无论是焊缝缺陷检测的数量,还是检测的质量(即检测结果的准确率和置信度),YOLOv5-all 模型都明显优于 YOLOv5 模型。

4 结 语

为解决现代造船工序中焊缝检测人工手段耗时、耗力及效率低这一问题,实现基于机器视觉的船舶焊缝缺陷检测,本文对 1 152 张船舶焊缝射线图像进行标注,建立船舶焊缝射线图像数据集,基于此数据集进行训练和实验,并对 YOLOv5 模型进行改进。通过对图像灰度值进行正弦灰度变换,提高焊缝缺陷处的对比度。加入卷积注意力模

块(CBAM),以增大对感兴趣区域的权重和增加检测尺度的方法来提高对微小目标的检测能力。通过计算对比检测结果,使用改进的 YOLOv5 模型对船舶焊缝缺陷进行识别,精确度提高 3.1%,召回率提高 0.4%,平均精确度提高 2.7%,证明该方法可以有效地改善船舶焊缝缺陷检测的效果。目前的研究受数据集的质量和数量的限制,仍有很大的提升空间,后期可以通过收集更多的数据集或者使用更加有效的数据增强方法来提高数据集的数量和质量,从而进一步提高焊缝缺陷检测的精确度,实现船舶焊缝缺陷的自动检测。

参考文献:

- [1] 杨伟锋,金涛,吴玉辉,等. 基于生产降本提效的船舶焊缝设计优化[J]. 造船技术, 2021, 49(5): 29-33.
YANG Weifeng, JIN Tao, WU Yuhui, *et al.* Design optimization of ship weld based on production cost reduction and efficiency improvement [J]. **Marine Technology**, 2021, 49(5): 29-33. (in Chinese)
- [2] 王磊. 计算机视觉在船舶焊缝缺陷识别的应用[J]. 舰船科学技术, 2018, 40(8): 196-198.
WANG Lei. Application of computer vision in identification of ship weld defects [J]. **Ship Science and Technology**, 2018, 40(8): 196-198. (in Chinese)
- [3] 樊凌. 基于图像处理和机器学习的船舶焊接缺陷识别技术[J]. 舰船科学技术, 2014, 36(12): 99-102.
FAN Ling. Welding defect recognition technology based on image processing and machine learning [J]. **Ship Science and Technology**, 2014, 36(12): 99-102. (in Chinese)
- [4] ZHANG L, GAO W, WANG Z, *et al.* Research on weld defect identification with X-ray based on convolutional neural network [J]. **Journal of Physics: Conference Series**, 2021, 1894(1): 12071.
- [5] XU H, YAN Z H, JI B W, *et al.* Defect detection in welding radiographic images based on semantic segmentation methods [J]. **Measurement**, 2022, 188: 110569.
- [6] 渠慧帆. 基于深度学习的焊缝缺陷自动检测研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
QU Huifan. Research and implementation of automatic weld defects detection based on deep learning [D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019. (in Chinese)
- [7] 常晓莹. 基于 Faster-RCNN 的焊缝缺陷检测研究与实现[D]. 上海: 上海第二工业大学, 2021.

- CHANG Xiaoying. Research and implementation of weld defects detection based on Faster-RCNN [D]. Shanghai: Shanghai Polytechnic University, 2021. (in Chinese)
- [8] HE K, ZHANG X, REN S, *et al.* Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2015, **37**(9): 1904-1916.
- [9] 高梦婷, 孙 晗, 唐云祁, 等. 基于改进 YOLOv5 的指纹二级特征检测方法 [J/OL]. 激光与光电子学进展, 2022: 1-19. [2023-3-21] (2022-4-1) <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20220317.1011.002.html>.
- GAO Mengting, SUN Han, TANG Yunqi, *et al.* Fingerprint second-order minutiae detection method based on improved YOLOv5 [J/OL]. **Advances in Laser and Optoelectronics**, 2022: 1-19. [2023-3-21] (2022-4-1) <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20220317.1011.002.html>. (in Chinese)
- [10] 郭永坤, 朱彦陈, 刘莉萍, 等. 空频域图像增强方法研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2022, **58**(11): 23-32.
- GUO Yongkun, ZHU Yanchen, LIU Liping, *et al.* Research review of space-frequency domain image enhancement methods [J]. **Computer Engineering and Applications**, 2022, **58**(11): 23-32. (in Chinese)
- [11] TRAN T D, VO X T, NGUYEN D L, *et al.* Efficient spatial-attention module for human pose estimation [J]. **Communications in Computer and Information Science**, 2021, **1405**: 242-250.
- [12] WOO S, PARK J, LEE J Y, *et al.* CBAM: Convolutional block attention module [J]. **Lecture Notes in Computer Science**, 2018, **11211**: 3-19.
- [13] 马凤娟. 基于深度学习的心血管 CTA 图像钙化斑块检测技术 [D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2021.
- MA Fengjuan. Detection of calcification plaque in cardiovascular CTA images based on deep learning [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2021. (in Chinese)
- [14] 方洪波, 万 广, 陈忠辉, 等. 基于改进 YOLOv5s 的离线手写数学符号识别 [J]. 图学学报, 2022, **43**(3): 387-395.
- FANG Hongbo, WAN Guang, CHEN Zhonghui, *et al.* Offline handwritten mathematical symbol recognition based on improved YOLOv5s [J]. **Journal of Graphology**, 2022, **43**(3): 387-395. (in Chinese)

Ship welding seam defect detection method based on improved YOLOv5 model

GAO Xiang¹, LI Kai^{*1}, YI Zhengyao², ZHOU Yusong³, LU Conghong¹

(1. School of Naval Architecture and Ocean Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Navigation and Naval Architecture, Dalian Ocean University, Dalian 116023, China;

3. Dalian Shipbuilding Industry Group Design and Research Institute Co., LTD, Dalian 116005, China)

Abstract: At present, ship welding seam defect detection still relies on manual visual checking of radiographic image, which causes long time-consuming, large workload and low efficiency. To solve this problem, a ship welding seam defect detection method is proposed based on improved YOLOv5 model. Firstly, a radiographic image dataset is established, which contains 1 152 ship welding seam radiographic images with annotation. According to the characteristics of small size and insignificant feature of ship welding seam defect, the YOLOv5 model is improved. The contrast ratio of defect area is raised by performing sine grayscale transformation of image. Convolutional block attention module (CBAM) is added to increase the weight of interested area, and the detection scale is increased to improve the detection accuracy of small targets. By calculating the comparative test results, it is shown that the identification of ship welding seam defects using the improved YOLOv5 model can improve the accuracy from 95.3% to 98.4%, the recall rate from 77.5% to 77.9%, and the average accuracy with 0.5 of intersection over union from 81.5% to 84.2%, which indicates that the proposed method can effectively improve the effect of ship welding seam defect detection.

Key words: object detection; ship welding seam defects; YOLOv5 model; grayscale transformation; convolutional attention module