

# 基于改进YOLOv7的桥梁裂缝检测算法

华得亮<sup>1</sup>, 陶为戈<sup>1\*</sup>, 孙志刚<sup>2</sup>

<sup>1</sup>江苏理工学院电气信息工程学院, 江苏 常州

<sup>2</sup>哈尔滨工业大学电气工程及自动化学院, 黑龙江 哈尔滨

收稿日期: 2024年3月26日; 录用日期: 2024年4月30日; 发布日期: 2024年4月30日

## 摘要

针对当前桥梁裂缝检测算法存在的错检、漏检等问题, 本文对现有桥梁裂缝检测算法进行了改进。首先, 引入CBAM注意力机制, 增强网络对裂缝边缘特征的提取能力, 提升模型的检测精度; 其次, 基于SPPF对SPP的改进方法, 使用改进后的SPPFCSPC模块替换SPPCSPC模块; 最后, 采用WIOU损失函数, 提升了网络模型的收敛速度。经实验验证, 本文改进的模型对桥梁裂缝的检测精度高达87.1%, 较YOLOv7模型提高了8.8%, mAP值为85.4%, 较YOLOv7模型提高了9.3%, 能够满足当前桥梁裂缝检测需求。

## 关键词

改进YOLOv7, 桥梁裂缝检测, CBAM, SPPFCSPC, WIOU

# Bridge Crack Detection Algorithm Based on Improved YOLOv7

Deliang Hua<sup>1</sup>, Weige Tao<sup>1\*</sup>, Zhigang Sun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University of Technology, Changzhou Jiangsu

<sup>2</sup>School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin Heilongjiang

Received: Mar. 26<sup>th</sup>, 2024; accepted: Apr. 30<sup>th</sup>, 2024; published: Apr. 30<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Aiming at the current bridge crack detection algorithm's problems such as misdetection and omission, this paper improves the existing bridge crack detection algorithm. Firstly, the CBAM attention mechanism is introduced to enhance the network's ability to extract features from the

\*通讯作者。

文章引用: 华得亮, 陶为戈, 孙志刚. 基于改进 YOLOv7 的桥梁裂缝检测算法[J]. 计算机科学与应用, 2024, 14(4): 392-401. DOI: 10.12677/csa.2024.144108

crack edges and improve the detection accuracy of the model; secondly, based on the improvement method of SPPF to SPP, the SPPCSPC module is replaced by the improved SPPFCSPC module; finally, the WIOU loss function is adopted to improve the convergence speed of the network model. After experimental verification, the improved model in this paper has a high detection accuracy of 87.1%, for bridge cracks which is 8.8% higher than the YOLOv7 model, and the *mAP* value is 85.4%, which is 9.3% higher than the YOLOv7 model, and it can satisfy the current demand for bridge crack detection.

## Keywords

Improving YOLOv7, Bridge Crack Detection, CBAM, SPPFCSPC, WIOU

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

至今我国已拥有超过 100 万座公路桥梁，随着时间的推移，越来越多的桥梁会进入维修期，其中，裂缝作为桥梁建筑中最常见、最严重的病害之一，是评判桥梁结构是否安全的重要指标。裂缝会破坏桥梁结构的整体性，降低桥梁的整体强度，易产生安全事故，是重大的安全隐患，需要及时发现解决。传统的裂缝检测方法主要采取人工检测，但人工检测效率低、成本高，且由于某些桥梁架设在深山或江河湖泊上，人工检测过程十分不便。随着深度学习技术应用拓展，为其应用于桥梁裂缝检测提供了又一重要选择。

主流的深度学习目标检测算法可以分为两类，一类是双阶段目标检测算法，例如 R-CNN [1]、Fast R-CNN [2]和 Faster R-CNN [3]等，这类算法通常将目标检测问题分成两个步骤：提出特征候选区域和对其进行分类，洪卫星[4]等人利用 Faster R-CNN 对路桥裂缝图像进行训练检测。另一类是单阶段目标检测算法，例如 SSD [5]和 YOLO 系列，通过舍弃对候选区域的选择，使得算法整体的检测速度更快，刘永胜[6]等人通过替换 SSD 网络的 Backbone 和引入 SENet (Squeeze-and-Excitation Networks)通道注意力机制，实现了裂缝检测精度的提升；苏卫国[7]等人使用 YOLOv3 网络对道路裂缝进行检测；石颀[8]等人在 YOLOv4 网络的基础上对上采样模块和特征融合模块的进行改进，使算法的整体精度提升了 6.4%；何兆益[9]等人通过改进 YOLOv5 的特征融合层，显著提升了算法对公路隧道衬砌裂缝的检测效果；廖祥灿[10]等人在 YOLOv5 网络中加入注意力机制并对 YOLOv5 网络的损失函数改进，对桥梁裂缝的检测具有较好的效果，算法的精度提升了 5%。以上这些算法实现了对桥梁裂缝的检测，但其检测精度仍有提升空间。

本文针对当前桥梁裂缝检测存在的错检、漏检问题，基于 YOLOv7 框架设计了一种桥梁裂缝检测算法，首先，将 CBAM (Convolutional Block Attention Module)注意力机制加入的模型的主干特征提取部分，CBAM 注意力机制融合了通道注意力机制和空间注意力机制，使网络模型可以同时关注通道维度和空间维度的信息，提高算法的检测精度；其次，优化空间金字塔池化结构以提升算法的检测性能；最后，更换 YOLOv7 的损失函数为 *WIoU* (Wise-IoU)，*WIoU* 用预测框和真实框的边框中心点计算它们之间的距离，并将这个距离作为两个框之间的最大距离，进而计算两个框之间的区域。根据两个框之间的区域，计算权重系数，该系数衡量了两个框之间的关系，可以用于加权 *IOU* 得分，提升网络的收敛速度。

## 2. YOLOv7 算法原理

YOLOv7 [11]算法结构图如图 1 所示, 该算法模型由四个部分组成, 分别是输入端、主干网络、颈部网络和预测头网络。主干网络由 CBS 卷积、ELAN (Extended Efficient Layer Aggregation Networks)网络和 MPCConv 模块组成。颈部网络主要由 SPPCSPC (Spatial Pyramid Pooling, Cross Stage Partial Channel)金字塔结构、ELAN-H 网络、上采样网络和 MPCConv 模块组成; 在预测头网络, RepConv 结构可以对特征通道数进行调整, 使算法可以输出三种不同尺度的预测结果。

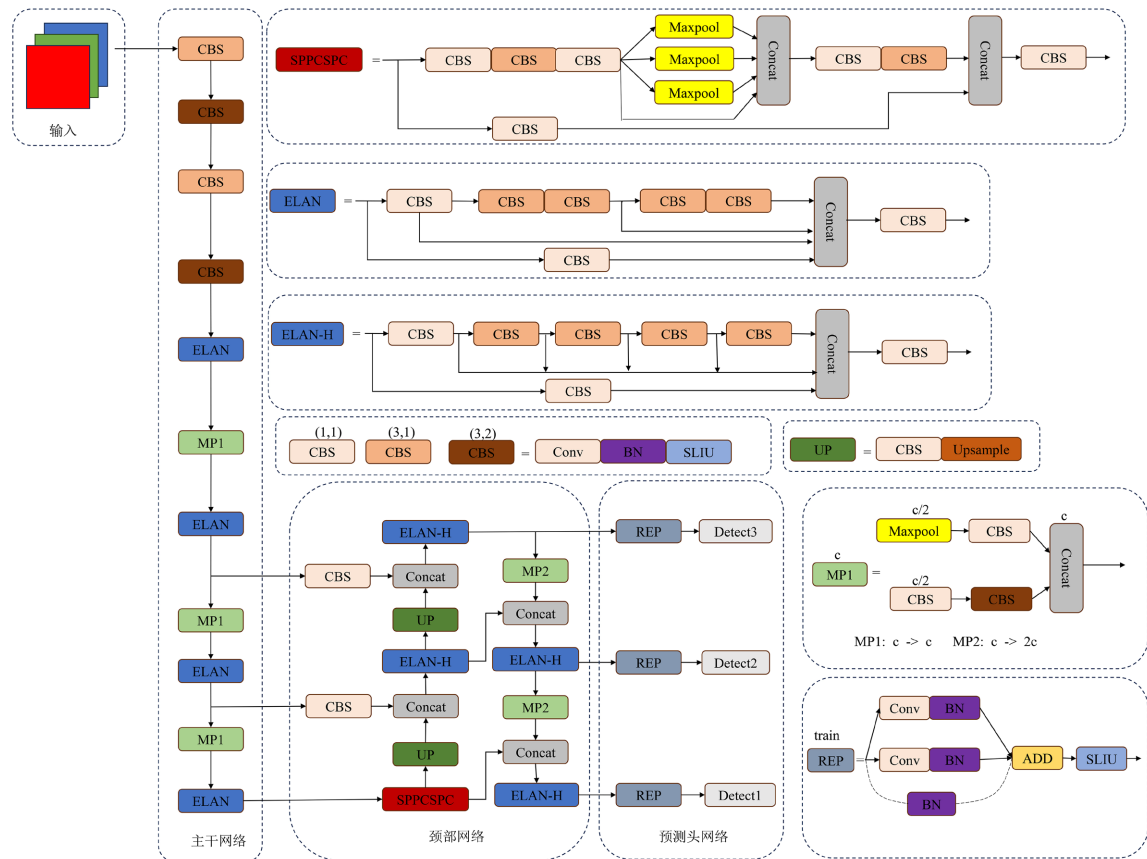


Figure 1. YOLOv7 structure  
图 1. YOLOv7 结构图

## 3. 改进的 YOLOv7 桥梁裂缝检测算法

### 3.1. CBAM 注意力机制

本文引入了 CBAM [12]注意力模块, 如图 2 所示, CBAM 通过融合通道注意力和空间注意力, 可以实现对输入特征进行通道级和空间级的注意力调控。CBAM 注意力机制首先进行通道注意力机制的计算, 通道注意力可以区分每个通道的重要性, 使算法能够有效的获得不同通道之间的特征; 然后 CBAM 注意力机制会进行空间注意力模块的计算, 帮助算法捕捉裂缝的空间特征信息。

通道注意力模块如图 3 所示, 首先, 输入特征图  $F$ , 并对其进行最大池化和平均池化操作, 获得两个空间维度为 1 的特征图; 然后将这两个空间维度为 1 的特征图送入共享多层感知机, 得到两个特征图; 最后, 将两个特征图进行相加并通过 sigmoid 激活函数, 得到输出特征图  $F_c$ 。

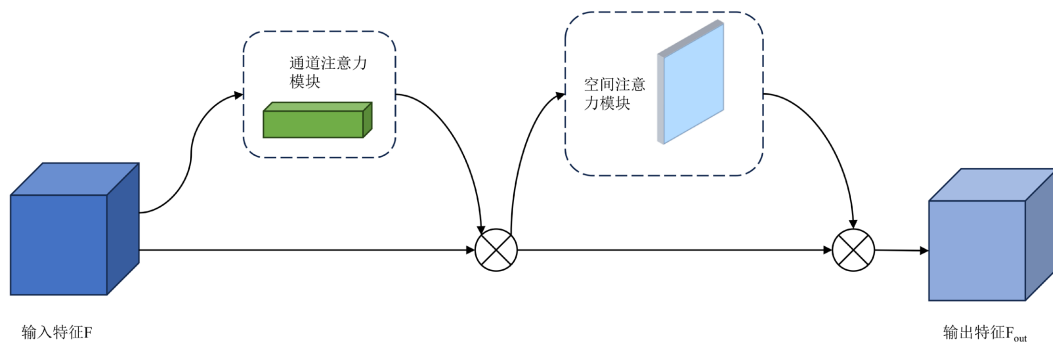


Figure 2. CBAM attention module

图 2. CBAM 注意力模块

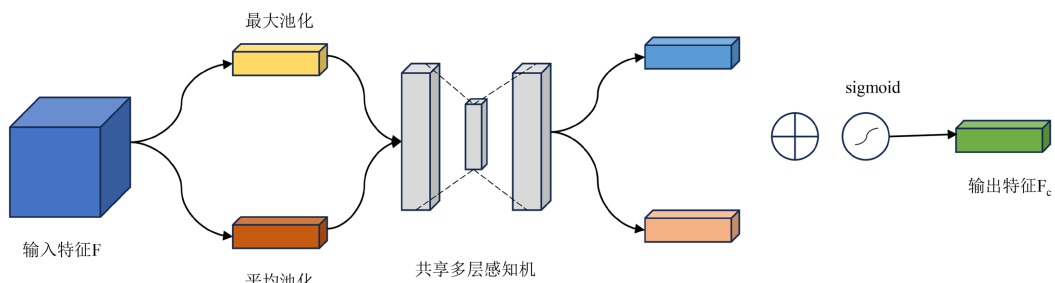


Figure 3. Channel attention module

图 3. 通道注意力模块

空间注意力模块如图 4 所示，首先，在单通道维度上对输入的特征图  $F_c$  的做最大池化和平均池化操作，得到两个特征图；然后，将得到的特征图按照通道维度拼接成两个通道，通过卷积层对通道进行降维操作，最后将降维后的特征送入 sigmoid 激活函数得到最终的输出特征图  $F_{out}$ 。

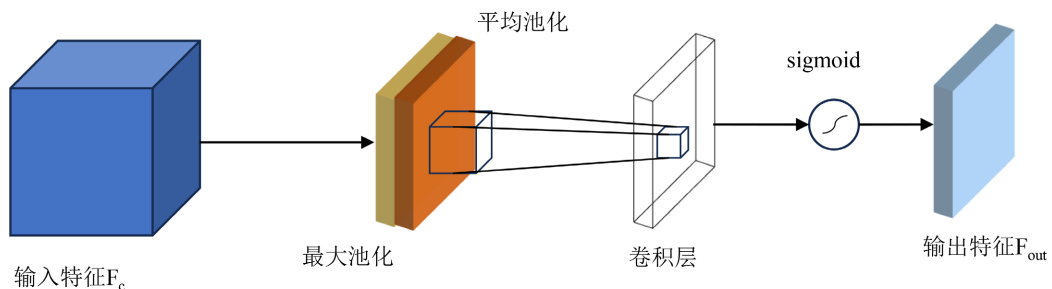


Figure 4. Spatial attention module

图 4. 空间注意力模块

本文将 CBAM 注意力模块添加在特征提取网络之后，使整个网络模型能够同时关注通道维度和空间维度，使网络模型能够更好的提取桥梁裂缝特征，从而提高桥梁裂缝的检测精度。

### 3.2. SPPCSPC 模块改进

在网络结构中，SPP [13] (Spatial Pyramid Pooling)的作用是能够增大感受野，使算法适应不同的分辨率图像，它通过并联的三个最大池化结构来增大感受野，而 CSP 模块是由两部分组成，一部分进行 SPP 结构处理，另一部分则进行常规的处理，最后通过 Concat 的操作将这两个部分合并在一起，这样能够减

少一半的计算量，不仅能提升桥梁裂缝的检测速度，还能提高桥梁裂缝检测的精度。YOLOv7 中的 SPPCSPC 是将 SPP 和 CSP 结构进行结合。SPPF [14] (Spatial Pyramid Pooling-Fast)则是采用三个串联的池化层来代替 SPP 的三个串联的池化层，提高了检测速度。SPPFCSPC [15]模块是将 SPPF 模块和 CSP 模块进行组合。SPPFCSPC 模块在保证感受野不变的同时获得了检测速度的提升。SPPFCSPC 的结构如图 5 所示。

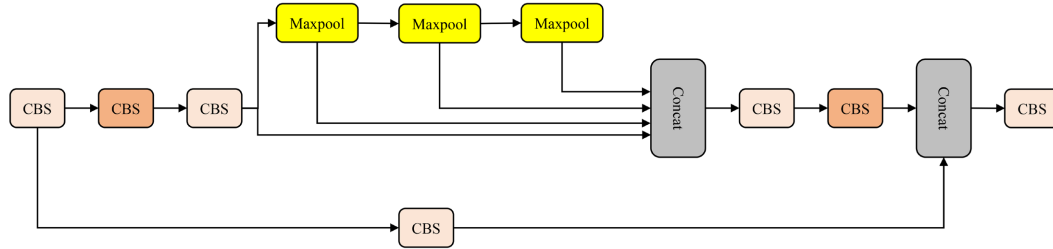


Figure 5. SPPFCSPC structure diagram  
图 5. SPPFCSPC 结构图

### 3.3. *WIoU* 损失函数改进

YOLOv7 的损失函数由分类损失、置信度损失和边界损失三部分加权相加组成，边界损失对应的边界框预测是目标检测中最重要的任务，*CIoU* 损失函数[16]是 YOLOv7 使用的边界损失函数，它能评判预测检测框与真实检测框的检测效果。其计算公式如下：

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

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

其中， $b$  和  $b^{gt}$  分别表示预测框和真实框的中心点， $\rho$  代表这两者之间的欧式距离。 $c$  表示两个框的交集最小方框的对角线距离， $w^{gt}$ 、 $h^{gt}$  是真实框的宽和高， $w$ 、 $h$  是预测框的宽和高。

考虑到实际的检测任务中，训练数据中并非全部都由高质量样本组成，如果算法在训练过程没有分辨样本质量高低的能力，会导致模型泛化性能的降低。而 *WIoU* [17]采用动态非单调聚焦机制，用离群度代替 *IoU* 来评价锚盒的质量，可以有效减小了低质量样本带来的危害，从而提高桥梁裂缝检测的整体精度。*WIoU* 计算公式如下所示：

$$L_{WIoU} = \gamma R_{WIoU} + L_{IoU} \quad (3)$$

$$\gamma = \frac{\beta}{\delta \alpha^{\beta - \alpha}} \quad (4)$$

$$\beta = \frac{L_{IoU}^*}{L_{IoU}} \quad (5)$$

$$R_{WIoU} = \exp \left( \frac{(x - x_{gt})^2 - (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)} \right) \quad (6)$$

其中， $\delta$ ， $\alpha$  为超参数， $\gamma$  为梯度增益， $\beta$  为离群度， $L_{IoU}^*$  是具有动量  $m$  的动态平均 *IoU* 值。为了网络训



训练的收敛速度, 将  $\beta$  中  $L_{IoU}$  和  $R_{WIoU}$  中的  $W_g$  和  $H_g$  从梯度计算中分离出来(上标\*表示此操作)。由于  $L_{IoU}$  并非静态的, 预测框的质量划分标准也不是一成不变的, 这使得  $WIoU$  可以在整个训练检测过程中都可以做出对当前情况最有利的梯度分配方案。改进后的 YOLOv7 算法结构图如图 6 所示。

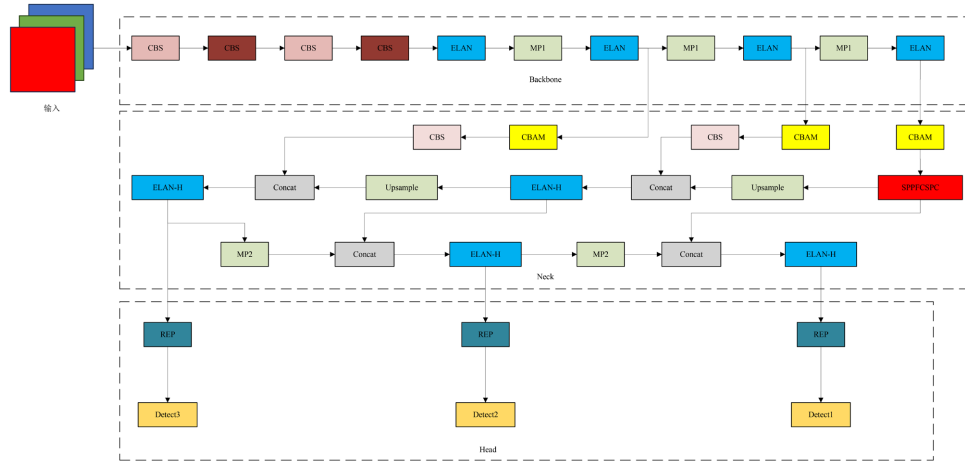
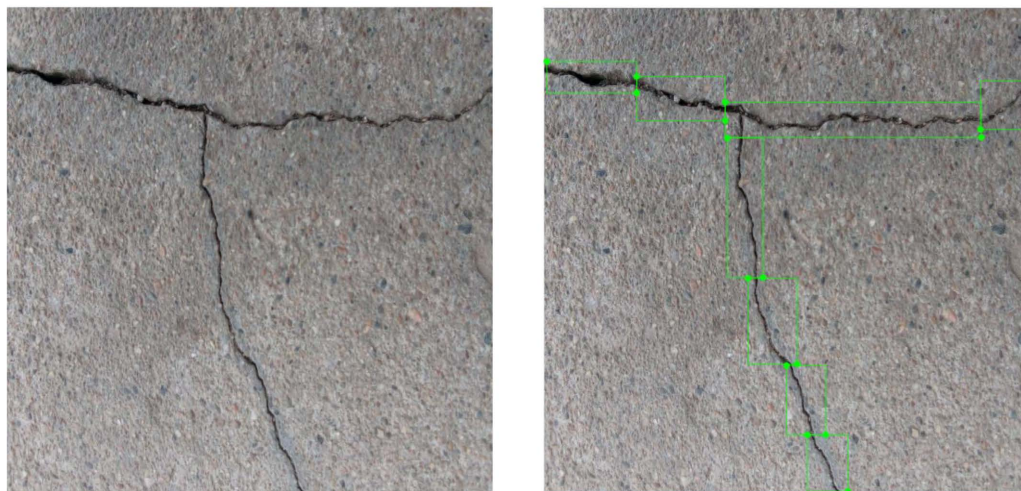


Figure 6. Improved YOLOv7 structure diagram  
图 6. 改进 YOLOv7 结构图

## 4. 实验环境与结果分析

### 4.1. 数据集及环境

实验使用的裂缝图像来自于 Original\_Crack\_DataSet\_1024\_1024 [18] 公开数据集, 主要是桥梁裂缝图像。将数据集按照 7:2:1 的比例分为训练集、验证集和测试集, 并使用 labelme 对训练集和验证集中的所有图片进行人工标注, 得到桥梁裂缝的 txt 格式的标签文件, 标注示例图如图 7 所示, 图 7(a)为数据集原图, 图 7(b)为标注后的图片。



(a) 数据集原图

(b) 标注后图片

Figure 7. Labeling example images  
图 7. 标注示例图片

### 4.2. 评价指标

评价网络性能的指标主要有精度(Precision), 召回率(Recall), 平均精度均值(*mAP*)三个指标来客观的评价模型的性能。*AP* 是 *PR* 曲线下面积的标量表示, 线下的面积越大, 表示精度越好。*mAP* 则是表示所有类别的平均 *AP*, 其值越大表示模型越好。各指标的计算公式如下所示:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{7}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{8}$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \tag{9}$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N AP(k) \tag{10}$$

式中 *FP* 表示模型预测错误的正样本数, *TP* 表示模型正确预测的正样本数, *FN* 表示模型预测错误的负样本数。

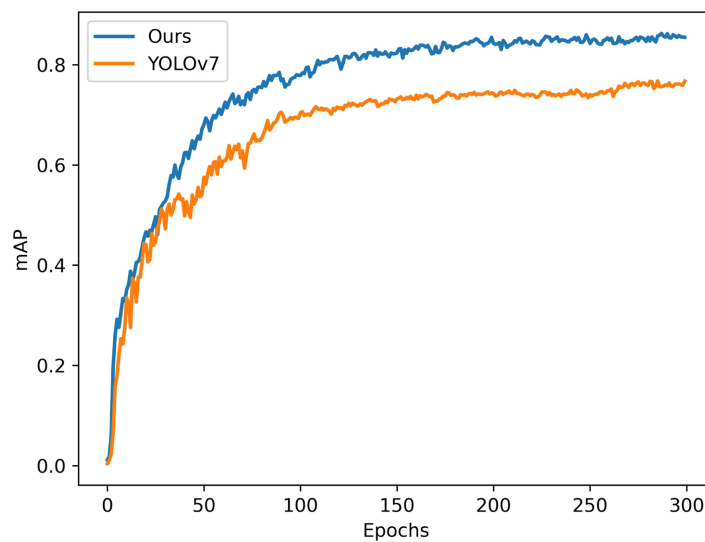
### 4.3. 实验结果

为了验证本文改进的 YOLOv7 桥梁裂缝检测算法的提升效果, 基于 4.1 节的实验环境和数据集, 分别对 YOLOv7 桥梁裂缝检测算法和本文改进的桥梁裂缝检测算法进行训练, 对比算法性能, 对比结果如表 1 所示。

**Table 1.** Model performance comparison

**表 1.** 模型性能对比

方法	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	<i>mAP</i> /%
YOLOv7	78.3	76.9	76.1
Ours	87.1	86.3	85.4



**Figure 8.** Comparison of *mAP* values before and after algorithm improvement  
**图 8.** 算法改进前后 *mAP* 值对比图

通过实验对比发现，本文改进的 YOLOv7 算法在本文数据集上的检测精度达到 87.1%，召回率达到 86.3%，对比原 YOLOv7 模型的精度和召回率，获得了显著提升，其中，精度提升了 8.8%，召回率提升了 9.4%；改进后算法模型的 *mAP* 值对比原 YOLOv7 算法模型也获得显著提升，原模型的 *mAP* 值为 76.1%，改进后模型的 *mAP* 值达到了 85.4%，提升了 9.3%，两种算法模型的 *mAP* 值对比结果如图 8 所示。实验结果表明，本文改进的 YOLOv7 算法模型对桥梁裂缝的检测效果要明显优于 YOLOv7 算法模型。

为了直观展示本文算法的检测效果，从测试集中选取部分裂缝图片的检测结果进行展示，可视化的检测结果如图 9 所示，由图 9 可知，原 YOLOv7 算法的基本能检测出大部分桥梁裂缝，但存在一些漏检的情况，而本文改进的算法在裂缝的漏检方面明显优于原 YOLOv7 算法，本文改进算法基本可以全部检测出桥梁裂缝，这体现了本文改进算法具有良好的桥梁裂缝检测能力。

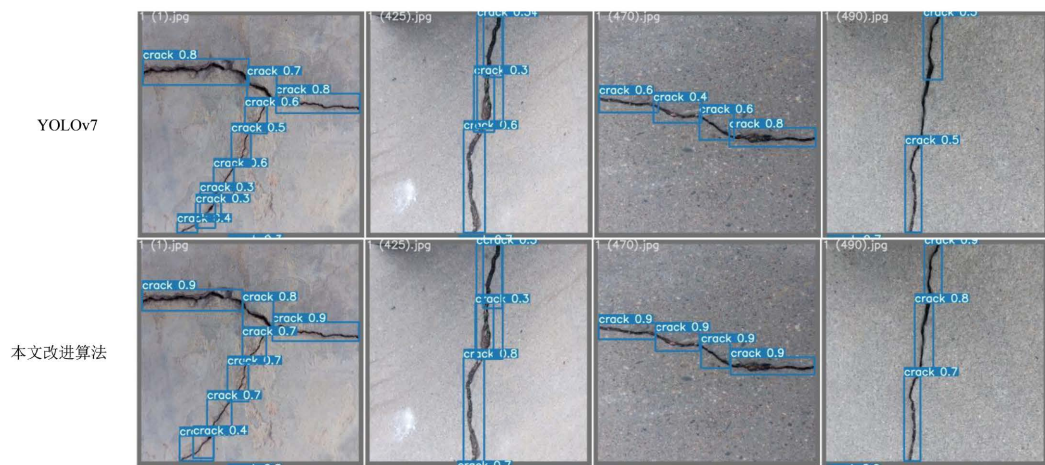


Figure 9. Comparison chart of crack detection algorithms  
图 9. 裂缝检测算法对比图

#### 4.4. 消融实验

本文算法在 YOLOv7 网络的基础上，增加了注意力机制，并对特征融合方法和损失函数进行了改进。为了验证各模块的改动和不同模块相互组合对检测算法的性能影响，设计了消融实验，实验的基准模型为 YOLOv7 模型，为了保证实验的准确性，所有实验均在 4.1 节所设置的环境使用相同的参数和数据集进行训练。实验验证情况如表 2 所示。

Table 2. Comparison of ablation experiment results  
表 2. 消融实验结果对比

序号	CBAM	SPPFCSPC	WIoU	P/%	R/%	mAP/%
1	×	×	×	78.3	76.9	76.1
2	√	×	×	80.5	79.8	79.4
3	×	√	×	83.4	82.6	81.9
4	×	×	√	79.3	78.5	77.3
5	√	√	×	85.8	84.7	84.6
6	√	×	√	81.6	81.3	80.7
7	√	√	√	87.1	86.3	85.4



消融实验的结果如表 2 所示, 原 YOLOv7 模型的检测精度、召回率和  $mAP$  值最低, 分别为 78.3%, 76.9% 和 76.1%; 本文改进后算法的精度、召回率和  $mAP$  值都得到了显著提升, 分别达到了 87.1%, 86.3% 和 85.4%。在分别加入 CBAM 注意力机制、改进 SPPFCSPC 模块和改进 WIoU 模块中, 我们发现改进 SPPFCSPC 模块后对算法的提升最大, 算法的检测精度达到了 83.4%, 提升了 5.1%, 召回率达到了 82.6%, 提升了 5.7%,  $mAP$  值达到了 81.9%, 提升了 5.8%; 加入 CBAM 注意力机制和改进 WIoU 的对算法的提升虽然不及改进 SPPFCSPC, 但对比原 YOLOv7 在检测精度、召回率和  $mAP$  值上都得到了一定的提升, 在加入 CBAM 后, 检测精度达到了 80.5%, 提升了 2.2%, 召回率达到了 79.8%, 提升了 2.9%,  $mAP$  值达到了 79.4%, 提升了 3.3%; 在加入 WIoU 损失函数后, 检测精度、召回率和  $mAP$  值分别达到了 79.3%, 78.5% 和 77.3%。

在加入两种模块的实验中, 我们发现, 对比检测精度、召回率和  $mAP$  值都比单独加入一种模块有所提升, 这也验证每个单独的改进之间可以叠加, 使用多种改进使模型的整体性能提升呈正向优化。在加入两种改进的模型中, 同时加入 CBAM 注意力机制和改进的 SPPFCSPC 模块的模型检测精度最好,  $mAP$  值最高, 检测精度达到了 85.8%, 对比 YOLOv7 提升了 7.5%,  $mAP$  值达到了 84.6%, 对比 YOLOv7 模型提升了 8.5%。加入 CBAM 注意力机制和改进 WIoU 损失函数后, 对比 YOLOv7 模型, 检测精度提升了 3.3%, 召回率提升了 4.4%,  $mAP$  值提升了 4.6%。实验数据表明多种优化策略组合使用可以提升模型性能。消融实验  $mAP$  值对比情况如图 10 所示。

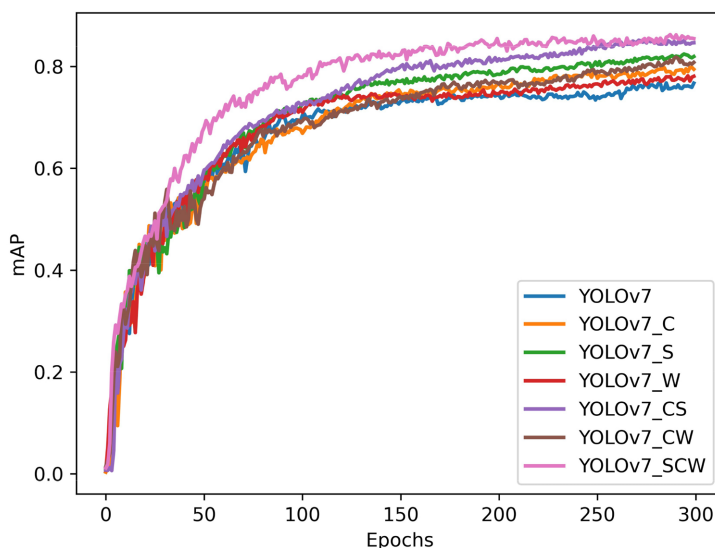


Figure 10. Comparison of  $mAP$  value for ablation experiments  
图 10. 消融实验  $mAP$  值对比图

## 5. 结论

本文针对现有桥梁裂缝检测算法存在的错检、漏检等问题, 提出了一种基于改进 YOLOv7 的桥梁裂缝检测算法。在 Original\_Crack\_DataSet\_1024\_1024 公开数据集进行训练验证, 加入 CBAM 注意力机制并优化颈部网络的特征融合层网络结构, 提升模型对桥梁裂缝特征的识别检测能力, 引入 WIoU 损失函数提升模型的泛化能力, 增强模型的检测性能。实验结果表明, 改进后的 YOLOv7 算法能够显著提升其对桥梁裂缝的检测能力。后续将从轻量化的角度考虑, 对网络结构进行进一步的优化和改进, 使算法可以应用于更多的建筑裂缝检测场景。

## 基金项目

常州市 5G + 工业互联网融合应用重点实验室(CM20223015)。

## 参考文献

- [1] Ma, C., Chen, L. and Yong, J. (2019) AU R-CNN: Encoding Expert Prior Knowledge into R-CNN for Action Unit Detection. *Neurocomputing*, **355**, 35-47. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.03.082>
- [2] Girshick, R. (2015) Fast R-CNN. 2015 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, 7-13 December 2015, 1440-1448. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.169>
- [3] Ren, S., He, K., Girshick, R., et al. (2017) Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, **39**, 1137-1149. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2016.2577031>
- [4] 洪卫星, 吴羨, 陈贵海, 等. 基于机器视觉的路桥裂缝病害自动检测技术[J]. 交通运输研究, 2021, 7(4): 114-122. <https://doi.org/10.16503/j.cnki.2095-9931.2021.04.014>
- [5] 张卫良, 陈秀宏. 跨层融合和感受野扩增的 SSD 目标检测算法[J]. 计算机科学, 2023, 50(3): 231-237. <https://doi.org/10.11896/jsjx.211100281>
- [6] 刘永胜, 熊吉光, 游志杰, 等. 基于改进 SSD 算法的结构表观裂缝病害检测[J]. 华东交通大学学报, 2023, 40(6): 1-7. <https://doi.org/10.16749/j.cnki.jecjtu.2023.06.001>
- [7] 苏卫国, 王景霄. 基于 YOLO v3 深度学习算法的道路裂缝识别模型研究[J]. 中外公路, 2023, 43(2): 58-63. <https://doi.org/10.14048/j.issn.1671-2579.2023.02.010>
- [8] 石颀, 马文琪, 吴宏杰. 改进 YOLOv4 的混凝土建筑裂缝检测算法[J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(3): 56-66. <https://doi.org/10.19304/J.ISSN1000-7180.2022.0386>
- [9] 何兆益, 常宝霞, 吴逸飞, 等. 基于 YOLO v5-IBX 网络模型的公路隧道衬砌裂缝检测方法研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2023, 39(5): 888-898.
- [10] 廖祥灿, 李彩林, 姚玉凯, 等. 基于改进 YOLO V5 的公路桥梁裂缝检测方法[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2023, 37(4): 1-7. <https://doi.org/10.13367/j.cnki.sdgc.2023.04.005>
- [11] Xiao, Q., Huang, J., Huang, Z., et al. (2023) Transparent Component Defect Detection Method Based on Improved YOLOv7 Algorithm. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, **37**, 2350030. <https://doi.org/10.1142/S0218001423500301>
- [12] Chen, Y., Zhang, X., Chen, W., et al. (2020) Research on Recognition of Fly Species Based on Improved RetinaNet and CBAM. *IEEE Access*, **8**, 102907-102919. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2997466>
- [13] 章曙光, 刘洋, 张文韬, 等. 改进 Tiny-YOLOv3 的工业钢材瑕疵检测算法[J/OL]. 机械设计与制造: 1-6. <https://doi.org/10.19356/j.cnki.1001-3997.20240316.016>, 2024-03-18.
- [14] 王晓龙, 江波. 基于改进 YOLOX-m 的安全帽佩戴检测[J]. 计算机工程, 2023, 49(12): 252-261. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0067820>
- [15] 秦忆南, 施卫, 张驰皓, 等. 基于改进 YOLOv5s 的道路行人与车辆检测算法[J]. 电脑知识与技术, 2023(31): 5-8.
- [16] Wang, X., Song, J. (2021) ICIoU: Improved Loss Based on Complete Intersection over Union for Bounding Box Regression. *IEEE Access*, **8**, 105686-105695. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3100414>
- [17] 郑陆石, 胡晓锋, 于伟国, 等. 基于改进 YOLOv7-tiny 的坦克车辆检测方法[J]. 兵器装备工程学报, 2023, 44(12): 285-292.
- [18] 赵雪冰, 王俊杰. 基于改进 DeeplabV3+和迁移学习的桥梁裂缝检测[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(5): 262-269.