

罗太维,汪小梅,李志玲,等.基于多尺度特征融合的钢材表面缺陷检测[J].智能计算机与应用,2024,14(6):197-200.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.240629

基于多尺度特征融合的钢材表面缺陷检测

罗太维^{1,2},汪小梅^{1,2},李志玲^{1,2},曾涛涛^{1,2},陈望^{1,2}

(1 贵州民族大学 数据科学与信息工程学院,贵阳 550025; 2 贵州民族大学 贵州模式识别与智能系统重点实验室,贵阳 550025)

摘要: 由于制造工艺的不完善和外部因素的影响,钢材表面可能存在一些缺陷,严重影响钢材的使用寿命和可用性。因此,表面缺陷检测是工业生产中必不可少的工序。然而,传统的表面缺陷检测算法存在精度低、速度慢的缺点。因此,本文提出基于YOLOv8的钢材表面缺陷检测模型GL-YOLO。首先,利用大型可分离卷积改进SPPF,扩大感受野,提取不同尺度的特征;其次,引入全局注意力机制来增强颈部以产生丰富的全局维度信息,使网络重用低层特征。最后,实验结果表明,GL-YOLO在NEU-DET上的*mAP*值达到79.7,比YOLOv8提高了5.2%。证明该模型在钢材表面缺陷检测中具有较好的综合性能。

关键词: 缺陷检测;YOLOv8;注意力机制;特征融合

中图分类号:TP183

文献标志码:A

文章编号:2095-2163(2024)06-0197-04

Steel surface defect detection based on multi-scale feature fusion

LUO Taiwei^{1,2}, WANG Xiaomei^{1,2}, LI Zhiling^{1,2}, ZENG Taotao^{1,2}, CHEN Wang^{1,2}

(1 School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China;
2 Key Laboratory of Pattern Recognition and Intelligent System of Guizhou Province, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

Abstract: Due to the imperfection of the manufacturing process and the influence of external factors, there may be some defects on the surface of the steel, which seriously affects the service life and usability of the steel. Therefore, surface defect detection is an indispensable process in industrial production. However, traditional surface defect detection algorithms have the disadvantages of low accuracy and slow speed. Therefore, the paper proposes a steel surface defect detection model GL-YOLO based on YOLOv8. Firstly, the large separable convolution is used to improve the SPPF, expand the receptive field, and extract features at different scales. Secondly, the global attention mechanism is introduced to enhance the neck to generate rich global dimension information, so that the network can reuse low-level features. Finally, the experimental results show that *mAP* of GL-YOLO on NEU-DET reaches 79.7, which is 5.2% higher than that of YOLOv8. It is proved that the model has good comprehensive performance in the detection of steel surface defects.

Key words: defect detection;YOLOv8;attention mechanisms;feature fusion

0 引言

钢铁广泛应用于航空航天、汽车制造和电力能源行业,其表面质量是一个关键的影响因素。然而,在生产过程中,经常会出现不同种类的缺陷,如斑块、夹杂物、划痕等,这些缺陷导致钢材性能改变,极大地降低了产品质量。钢材表面缺陷检测的首要目

的是准确预测缺陷类型和位置,为修正因子提供信息,防止不良产品的产生。

1 相关工作

基于机器视觉的表面缺陷检测在工业生产中发挥了重要作用。最常用的方法是使用图像处理和识别算法来提取特征,而后将这些特征分类为给定的

基金项目: 贵州省科技计划项目(QKHJZK2022YB195, QKHJZK2023YB143, QKHPTRCZCKJ2021007); 贵州省教育厅自然科学研究项目(QJJ2023061, QJJ2023012, QJJ2022015)。

作者简介: 罗太维(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:工业缺陷检测, Email:luotaiwei.xuting@qq.com;汪小梅(1999-),女,硕士研究生,主要研究方向:图像抠图;李志玲(2000-),女,硕士研究生,主要研究方向:多元域自适应;曾涛涛(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:模型压缩;陈望(2000-),男,硕士研究生,主要研究方向:小样本图像分类。

收稿日期:2023-12-15

类型。Sun 等学者^[1]提出了一种基于小波的各向异性扩散滤波算法,该方法可以有效地过滤掉冷轧带钢中不需要的纹理背景,并保留有价值的详细信息。Cao 等学者^[2]提出了一种改进的最小二乘法,利用状态转移和迭代算法实现镀锌孔带钢的缺陷检测。虽然这些方法在特定条件下获得了良好的检测结果,但在复杂工业场景中,由于环境和光照的多重影响,容易产生误差。

近年来,目标检测与现代自动化生产相结合已成为计算机视觉领域的研究热点。因此,基于深度学习的表面缺陷检测算法:以 SSD^[3]、RetinaNet^[4]、YOLO 系列^[5]等基于回归分析的单阶段算法为代表,以及以 Faster R-CNN^[6]、Cascade R-CNN^[7]、Mask R-CNN^[8]等基于候选区域的两阶段算法为代表,正被广泛应用于各种检测任务中。Kou 等学者^[9]基于 YOLOv3 开发了端到端缺陷检测模型,该模型采用无锚点特征选择机制和嵌入式密集卷积块对带钢进行缺陷检测。然而,该模型无法检测高分辨率图像中极其细微的缺陷。Zhao 等学者^[10]开发了一种采用多尺度融合训练的 Faster R-CNN 网络,用可变形卷积取代部分传统卷积,在 NEU-DET 数

据集上比原算法的检测准确率提高了 0.128。

在以上工作的基础上,本文提出了一种更新的基于 YOLOv8 的钢材表面缺陷检测方法。与原模型相比,检测精度提高了 5.2%,大多数缺陷都能被准确识别,为热轧带钢的缺陷检测研究提供了有效参考。

2 改进算法

2.1 GL-YOLOv8

YOLOv8 是基于 YOLOv5 进行优化改进的,主要是将 C3 模块改为 C2f 结构,通过并行化梯度流分支,获取更丰富的梯度信息。此外,该模型将空间金字塔池化结构(SPP)改为带有特征金字塔网络的空间金字塔池化结构(SPPF)。尽管效果相似,但 SPPF 的执行时间减少一半,使算法更加高效。然而,原模型在钢材表面缺陷检测过程中仍面临着检测位置密集和小缺陷难以识别的困难。因此,本文认为在钢材表面缺陷检测中保留更多浅层信息,并融合不同尺度的特征信息,这种方法对于小缺陷检测更具优势。由此,本研究基于 YOLOv8n 算法,专注于增强其多尺度特征提取能力,提出一种更新的钢材表面缺陷检测模型 GL-YOLO,其结构如图 1 所示。

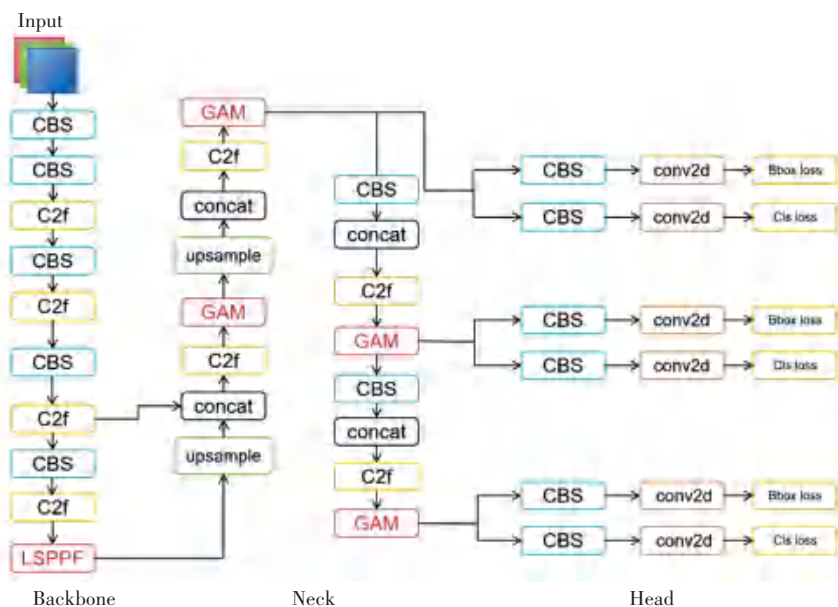


图 1 GL-YOLO 架构

Fig. 1 GL-YOLO architecture

2.2 LSPPF

SPPF 是一种基于空间金字塔池化的特征融合方法。通过将多个不同尺度的特征映射进行金字塔池化,再进行拼接,从而获得丰富的特征信息。在 YOLOv8 中,SPPF 作为骨干网络中的特征融合模块,有效缓解了特征丢失和信息瓶颈问题,提高了模

型的检测精度和效率。但由于钢材表面存在许多细小裂纹缺陷,原始的特征融合方法仍存在一些局限性。因此,本文以 SPPF 为基础,设计一种基于大型分离卷积注意力的特征融合模块 LSPPF。首先,通过大型卷积核来扩大感受野,使模型更好地捕捉缺陷区域的上下文信息;其次,采用分离卷积将卷积操

作分解为深度卷积和逐点卷积,减少参数数量的同时可以更好地学习特征的多尺度表示。最后,在卷积中引入注意力机制来自适应学习特征的重要性,使模型更加关注缺陷区域。LSPPF 结构如图 2 所示。

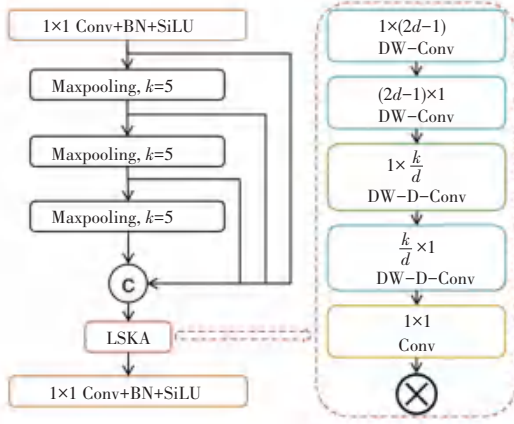


图 2 LSPPF 架构

Fig. 2 LSPPF architecture

研究中,LSKA 为大型分离卷积注意力模块,采用了分离卷积和注意力机制相结合的方式,将空间信息和通道信息进行分离,然后分别进行处理。

2.3 GAM

为了增强模型对全局特征的学习和表达能力,在颈部采用了全局注意力机制(GAM)。在钢材表面缺陷检测中,缺陷通常是局部区域,并且钢材表面存在噪声和背景干扰,这些因素可能会影响模型对缺陷检测的准确性。因此,引入全局注意力机制 GAM 对输入图像中的全局特征进行学习和利用,使网络重用低层特征。GAM 架构如图 3 所示,主要使用了通道注意力机制 CAM 和空间注意力机制 SAM,与 CBAM 比较相似,但不同的是对 CAM 和 SAM 的处理。

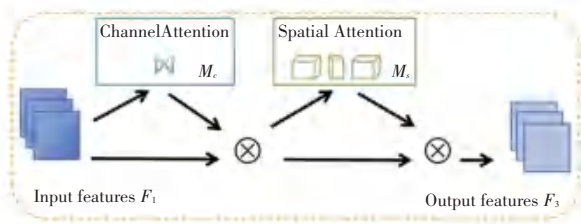


图 3 GAM 架构

Fig. 3 GAM architecture

对于 CAM,首先将输入特征图进行维度转换,然后输入 MLP,再转换为原来的维度,最后由 Sigmoid 处理输出。其中 MLP 指的是多层感知机,主要用于学习注意力权重和计算注意力分数。对于 SAM,主要使用了卷积处理。首先通过卷积操作缩减通道数,减少计算量,再经过一个卷积操作增加通道数,使其数量保持一致,最后经 Sigmoid 输出。

3 实验与结果分析

3.1 数据集

本文使用东北大学公开数据集 NEU-DET 来验证 GL-YOLO 的有效性。NEU-DET 数据集包含裂纹(cr)、杂质(in)、斑块(pa)、麻点(ps)、压入氧化皮(rs)和划痕(sc)六类缺陷。每种缺陷数量为300张,图像大小为 200×200。按照 8 : 1 : 1 的比例将数据集随机划分为训练集、验证集和测试集,即有 1 440 张用于训练,180 张用于验证,180 张用于测试。

3.2 实现细节

采用 Pytorch 框架在 NVIDIA A100-40 GB GPU 上进行实验。模型训练过程中,设置学习率为 0.001,动量为 0.9,权重衰减为 0.000 5, epoch 为 300 次, Batch size = 8, 图片输入大小为 640×640,早停机制设置为 50 轮。

3.3 评价指标

本文从精确率 P 、召回率 R 、 AP 、 FPS 等方面对模型进行评估。其中, P 表示检出的正样本中实际仍为正样本的概率, R 表示在实际正样本中检出正样本的概率; AP 表示在不同召回率下精确率的均值,即 $P-R$ 曲线与坐标轴围成的面积,反映了准确率和召回率的综合性能。对此,将给出研究分述如下。

(1)精确率。计算公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

(2)召回率。计算公式如下:

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

其中, TP 表示正确检测到的缺陷样本的数量; FP 表示检测到的无缺陷样品的数量; FN 表示检错的次品数量。

(3)平均精度。计算公式如下:

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (3)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_i AP_i \quad (4)$$

其中, N 表示类别数量, AP_i 表示类别 i 的检测精度。

3.4 消融实验

本节通过消融实验来验证改进方法是否有效。改良后的主干、颈部均在 NEU-DET 上进行消融研究。实验结果见表 1。

表1 消融实验

Table 1 Ablation experiments

GAM	LSPPF	<i>mAP</i>	cr	in	pa	ps	rs	sc
-	-	74.5	41.3	85.2	94.4	78.6	57.5	90.1
✓		75.9	43.7	86.6	95.7	77.2	69.4	83.1
	✓	74.7	44.3	86.9	92.8	76.1	60.9	87.8
✓	✓	79.7	51.2	88.5	95.5	83.1	72.3	88.0

从表1可以发现本文的改进是有效的。原算法的 *mAP* 为 74.5, 与之相比, GL-YOLO 的 *mAP* 提高了 5.2。此外, GL-YOLO 在 cr、in、ps、rs 等类别的检测准确率高于 YOLOv8n。加入 LSPPF 和 GAM 后的 *mAP* 分别达到 74.7 和 75.9, 分别比 YOLOv8n 高出了 0.2 和 1.4。

3.5 对比实验

为了进一步验证所提方法的有效性, 将其与几种流行方法进行了比较。实验结果见表2。

表2 对比实验

Table 2 Comparative experiments

Methods	<i>mAP</i>	cr	in	pa	ps	rs	sc	<i>FPS</i>
EfficientDet ^[11]	70.1	45.9	62.0	83.5	85.6	70.7	73.1	11.9
Faster-RCNN	72.3	42.9	67.9	84.9	79.1	68.8	89.9	18.1
YOLOv3	72.3	36.9	80.2	90.0	71.5	63.3	92.7	30.0
YOLOv5n	74.8	41.9	83.0	95.6	78.6	62.3	87.2	52.1
YOLOX ^[12]	79.3	55.4	85.6	94.2	87.4	57.5	96.5	45.9
DCC-CenterNet ^[13]	79.4	45.7	90.6	85.5	82.5	76.8	95.8	71.4
GL-YOLO	79.7	51.2	88.5	95.5	83.1	72.3	88.0	86.2

从表2可以看出, 与其他方法相比, 本文提出的模型获得了最高的 *mAP* 和 *FPS*。GL-YOLO 的 *mAP* 值为 79.7, 比 YOLOv3 高 7.4。与 Faster-RCNN 相比, GL-YOLO 在 *mAP* 和 *FPS* 方面有很大的提高。YOLOX 在裂纹(cr)、麻点(ps)和划痕(sc)上表现最好, 而得到的 *mAP* 值为 79.3, *FPS* 比本文模型低40.3。尽管 DCC-CenterNet 在杂质(in)和压入氧化皮(rs)上达到了最高的准确性, 但 *mAP* 比 GL-YOLO 低 0.3, 且 GL-YOLO 的 *FPS* 从 71.4 提高到 86.2。结果表明, 本文提出的模型具有较强的钢材表面缺陷检测能力。

4 结束语

本文提出了一种用于钢材表面缺陷检测的模型 GL-YOLO, 是在 YOLOv8 的基础上, 对主干、颈部进行了改进。为了增强特征提取能力和扩大感受野, 采用大型可分离卷积改进 SPPF 模块。在颈部, GAM 旨在强化模型关注缺陷区域、减少噪声和背景

干扰。为了验证该方法的有效性, 在 NEU-DET 数据集上进行实验。与主流的目标检测方法相比, GL-YOLO 在 NEU-DET 上 *mAP* 达到了 79.7, *FPS* 达到了 86.2, 证明该模型在钢材表面缺陷检测研究中具有竞争力。在接下来的研究中, 将通过模型压缩技术来改进所提模型, 使该架构在不影响精度和检测速度的情况下优化为轻量级。

参考文献

- [1] SUN Jun, LI Chao, WU Xiaojun, et al. An effective method of weld defect detection and classification based on machine vision [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(12): 6322-6333.
- [2] CAO Binfang, LI Jianqi, LIU Chengfa, et al. Defect detection of nickel-plated punched steel strip based on improved least square method [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2020, 206:164331.
- [3] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]//14th European Conference on Computer Vision. Amsterdam, Holland: Springer, 2016: 21-37.
- [4] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 2980-2988.
- [5] 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. Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [6] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [7] CAI Zhaowei, VASCONCELOS N. Cascade R-CNN: Delving into high quality object detection [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City, USA: IEEE, 2018: 6154-6162.
- [8] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLL'AR P, et al. Mask R-CNN [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice, Italy: IEEE, 2017: 2961-2969.
- [9] KOU Xupeng, LIU Shuaijun, CHENG Kaiqiang, et al. Development of a YOLO-V3-based model for detecting defects on steel strip surface [J]. Measurement, 2021, 182: 109454.
- [10] ZHAO Weidong, CHEN Feng, HUANG Haichen, et al. A new steel defect detection algorithm based on deep learning [J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021(10): 1-13.
- [11] TAN Mingxing, PANG Ruoming, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 2020: 10781-10790.
- [12] GE Zheng, LIU Songtao, WANG Feng, et al. Yolox: Exceeding yolo series in 2021 [J]. arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.
- [13] TIAN Rushuai, JIA Minping. CC-CenterNet: A rapid detection method for steel surface defects [J]. Measurement, 2022, 187: 110211.