

基于轻量化网络 GD-YOLOv5 的铝材表面缺陷检测方法

郭尚荣¹ 李松松¹ 张佳淇¹ 毛涵宇¹ 郭天宇¹ 韩兆龙¹

GUO Shangrong LI Songsong ZHANG Jiaqi MAO Hanyu GUO Tianyu HAN Zhaolong

摘要

针对铝材表面缺陷检测时存在参数量大和检测性能低的问题,提出了基于轻量化网络的 GD-YOLOv5 铝材表面缺陷检测方法。首先,通过融合组卷积、深度可分离卷积和 shuffle 操作,设计了轻量化卷积模块 GDConv。其次,在 GDConv 的基础上设计了 GD Bottleneck 结构。最后,利用一次性聚合方法来设计跨级部分网络 GDCSP 模块。这能够显著降低网络参数量,同时增强对铝材表面缺陷深层特征的提取能力。实验结果表明, GD-YOLOv5 在网络性能方面优于 YOLOv5。GD-YOLOv5 模型在铝材数据集的平均精度均值(mAP@0.5)分别为 89.6%,与 YOLOv5 相比,参数量降低了 54.3%,mAP@0.5 提高了 2.1%,为铝材表面缺陷的高效检测提供了新的解决方法。

关键词

铝材表面缺陷; YOLOv5; 轻量化; GDConv; GDCSP

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.04.011

0 引言

众所周知,铝材是航空航天、高速列车、房屋建筑等领域不可缺少的原材料之一。然而铝材表面通常会存在漆泡、擦花、脏点等缺陷,会对产品的质量产生影响。因此,对铝材表面多尺度缺陷进行精准高效的检测是十分重要的,可以确保材料的质量、安全性和经济效益^[1]。

铝材表面缺陷检测方法主要包括涡流检测法、漏磁检测法、红外线检测法、超声波检测法等。陈薇等人^[2]利用涡流检测方法,实现了对缺陷的定位,可以预测裂纹的深度。杨舸等人^[3]通过建立有限元模型分漏磁信号,得到缺陷漏磁场空间分布状态和变化规律。孟祥瑞等人^[4]提出基于局部梯度的红外线列扫描图像小目标检测方法,结合线列探测器的成像误差校正,能准确地对小目标实施抓取检测。陈劲等人^[5]提出一种无损检测方法,利用红外热成像法与超声波法相结合,识别出钢管混凝土柱的脱空缺陷和内部缺陷。尽管这些方法取得了一定的成就,但是这些方法检测效率低、适用范围小,需要经过复杂的处理才能提取有用的信息,这对于操作人员的要求比较高,并且难以实现自动化检测。

近年来,国内外研究人员将深度学习目标检测算法尝试应用在金属缺陷的检测中。Fityanul Akhyar 等人^[6]提出了一种基于深度学习的钢材表面缺陷检测系统(FDD),该模型采用了最先进的级联 R-CNN 作为基线架构,并对可变形

卷积进行了改进,以适应缺陷的几何形状。尽管二阶段目标检测算法^[7-8]具有出色的检测精度,但其检测速度较慢,一阶段目标检测算法^[9-10]更适用于现实场景的实时检测。Zhao 等人^[11]提出了一个钢材表面缺陷检测模型 RDD-YOLO。其主干网络由 Res2Net 块组成,颈部是作者设计的特征网络(DFPN),以加强颈部特征的融合。实验结果表明, RDD-YOLO 在 NEU-DET 和 GC10-DET 数据集上的 mAP 分别达到 81.1% 和 75.2%。高嘉等人^[12]提出了一种基于 YOLOv5 改进网络的曳引钢丝绳缺陷检测的网络算法 TWRD-Net。对比其他主流检测模型实验结果, TWRD-Net 具有精度高和检测速度快的优势。Wang 等人^[13]采用了特定的数据增强方法和新的损失函数,提高了金属缺陷的检测精度。由于环境和表面缺陷的复杂性,为了简化结构,快速准确地检测表面缺陷, Zhang 等人^[14]和 Lu 等人^[15]提出的轻量级模型虽然在参数数量和计算速度方面具有显著优势,但在复杂缺陷图像的检测中存在漏检率高、检测精度低的现象。

检测铝材表面缺陷的难点主要体现在:大缺陷是要求更大的感受野,小缺陷是在整幅图像上所占像素少、可利用的特征少,检测精度通常只有大缺陷检测精度的一半,最终导致模型识别精度低,严重影响了小缺陷的检测精度。为此,本文提出 GD-YOLOv5 网络,并利用铝材数据集进行测试,验证改进后模型的检测性能。

1 方法

1.1 GD-YOLOv5 模型

YOLO 是一阶段目标检测网络,它的优势体现在使用端到端网络来大大缩短检测时间。YOLOv5 是一个检测精度与

1. 大连海洋大学 辽宁大连 116000

[基金项目] 国家自然科学基金资助项目(51778104); 辽宁省教育厅科学研究项目(DL202005); 辽宁省渔业厅资助项目(201723)

在 GDCSP 中, 输入特征图被分为两个部分: 第一部分通过 Conv 进行卷积, 然后通过 GD Bottleneck 模块提取特征; 第二部分则通过一个 Conv 模块进行卷积, 作为残差连接。这两部分在通道数上进行维度拼接, 最终通过 Conv 卷积输出。

2 实验结果与分析

2.1 实验环境

在 Windows10 系统以及 NVIDIA RTX5000 和 CUDA 11.3 驱动显卡的实验环境下, 选择深度学习框架为 PyTorch, 数据标注工具为 labeling 软件。

2.2 评价指标说明

精度评估指标是平均精度均值 (mAP)。以精度 (P) 为纵坐标, 召回率 (R) 为横坐标得到 PR 曲线。平均精度 (AP) 的值等于 PR 曲线下的面积。AP 值衡量的是模型在每个类别上的检测准确度。

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

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

式中: TP 代表模型正确分类的样本数量; FP 代表模型被错误分类的样本数量; FN 代表模型漏检的样本数量。

$$AP = \int P(R) dR \quad (3)$$

$$mAP = \frac{\sum AP}{K} \quad (4)$$

将预测框和真实框的交并比 IOU 阈值为 0.5, IOU 大于 0.5 时判定为成功检测到目标。AP 代表某一类别的平均精度, 在公式 (4) 中, mAP 为平均精度的平均统计; 在公式 (5) 中, K 为总类别数量, 所有类别的 AP 值累加的均值。 mAP 的变化, 能更直观地表现出模型的检测准确程度, mAP 值越大, 检测精度越高。

2.3 实验数据集

在训练阶段, 本文将图像输入到网络的大小设为 640×640 , 以减少网络的计算工作量。使用广东工业制造大数据创新大赛中的铝材缺陷数据集来验证 GD-YOLOv5 的有效性。其中, 提供给网络学习的铝材数据集图片分辨率为 2560×1920 , 选取缺陷包括 non conduct、scratch、orange peel、reveal、paint bubble、pit、flow、mottle、corner reveal、dirty 共十种类别, 数据集中共有 6008 张样本图像, 4866 张图像分为训练集, 601 张图像分为测试集, 541 张图像分为验证集, 比例为 8:1:1。铝材数据集如图 4 所示。其中, 铝材数据集中 dirty 和 paint bubble 为小缺陷, flow 和 scratch 是中等缺陷, non conduct、pit、mottle、corner reveal、orange peel、reveal 为大缺陷。

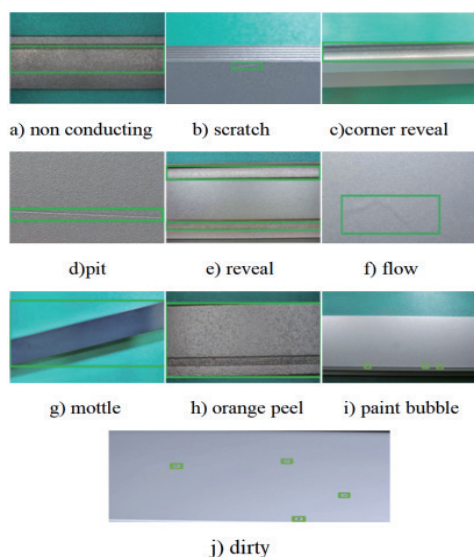


图 4 铝材数据集中的 10 类缺陷

2.4 实验设置

在此实验中, 精度、召回率、 $mAP@0.5$ 、参数量和浮点运算数用作评估模型的指标。在实验中, 使用 YOLOv5s 模型作为基线性能, 默认 epochs = 300, batch_size = 64。使用 Tensorboard 查看算法模型训练结果。

2.5 在铝材数据集上的实验分析

为了验证改进后的网络在多尺度铝材表面缺陷检测方面的优秀性能, 比较了经典的一阶段网络模型, 包括 YOLOv3、YOLOv4、YOLOv5、YOLOv7。对比性能如表 1 所示。

表 1 经典的一阶段网络模型对比性能

	精度	召回率	$mAP@0.5$	参数量
YOLOv3	88.7	83.9	87.6	61.6
YOLOv4	90.8	84.5	89.1	52.5
YOLOv7	88.1	65.3	74.5	37.2
YOLOv5	87.9	85.2	87.5	7.0
GD-YOLOv5	89.5	86.3	89.6	3.2

可以看出, 使用所提出的 GD-YOLOv5 模型进行测试时, 精度达到了 89.5%, 召回率达到了 86.3%, $mAP@0.5$ 达到了 89.6%。精度比 YOLOv5 提高了 2.1%, 召回率比 YOLOv7 提高了 21%, $mAP@0.5$ 比 YOLOv7 提高了 15.1%。GD-YOLOv5 的 $mAP@0.5$ 和召回率是所有对比模型中最高的, 参数量是所有模型里最小的, 仅为 3.2 M。这是由于本文在 YOLOv5 网络的基础上引入 GDConv 混合卷积模块来代替网络中的标准卷积, 减少了网络的参数量。GDConv 利用 ShuffleNet 将来自组卷积和深度可分离卷积的特征信息进行混合, 进行通道信息交互, 减少了深度可分离卷积对模型的负面影响, 保留更多的通道信息, 最大限度地减少了通道信息

的损失,增强网络的特征提取和融合能力。此外,GDCSP的分通道方法能够实现丰富的特征组合,避免特征信息的重复使用,提高特征提取能力。相比于原YOLOv5,参数量下降了54.3%。即使对于复杂的多尺度缺陷数据集,GD-YOLOv5仍然可以有效地识别和分类铝材缺陷类别,表明该模型具有优秀的检测性能。图5显示了本文提出的GD-YOLOv5检测模型在铝材数据集上的一些检测结果。



图5 GD-YOLOv5模型的检测结果

3 结论

本文针对铝材表面多尺度缺陷的高效检测,提出了基于YOLOv5的轻量化检测方法GD-YOLOv5,采用一系列措施在降低网络参数数量的同时提高该网络的检测性能。引入GDConv一方面是为了减少网络参数量,另一方面是为了增强模型的非线性表示并提高检测精度。为了验证本文提出方法的有效性和泛化性,在铝材数据集上进行实验。实验结果表明,相较于YOLOv5,本文方法参数量下降了54.3%,mAP@0.5在铝材数据集中提升2.1%,达到了89.6%。与其他一阶段网络相比,GD-YOLOv5方法有着高效的检测性能。

参考文献:

- [1] 李澄非,蔡嘉伦,邱世汉,等.基于改进YOLOv4的铝材表面缺陷检测方法[J/OL].中国测试:1-7[2023-11-25].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1714.TB.20221007.1346.002.html>.
- [2] 陈薇,蒋科,张振忠,等.涡流检测技术在金属表面缺陷检测中的应用[J].世界有色金属,2022(11):160-162.
- [3] 杨舸.基于漏磁检测法的卧式储罐罐壁状态评价[J].石油化工应用,2023,42(4):99-101+107.
- [4] 孟祥瑞,李成良,文继权.基于局部梯度的红外线列扫描图像小目标检测[J].激光杂志,2023,44(10):52-56.
- [5] 陈劲,陈晓东,赵辉,等.基于红外热成像法和超声波法的钢管混凝土无损检测技术的试验研究与应用[J].建筑结构

学报,2021,42(S2):444-453.

- [6] FITYANUL A, LIU Y, HSU C, et al. FDD:a deep learning-based steel defect detectors[J]. The international journal of advanced manufacturing technology, 2023,126(3-4): 1093-1107.
- [7] 陈憶惘,李万益,翁汉锐,等.基于深度学习的两阶段目标检测算法综述[J].信息与电脑(理论版),2023,35(14):112-114.
- [8] 侯学良,单腾飞,薛靖国.深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析[J].国外电子测量技术,2022,41(6):165-174.
- [9] 赵世达,王树才,郝广钊,等.基于单阶段目标检测算法的羊肉多分体实时分类检测[J].农业机械学报,2022, 53(3): 400-411.
- [10] 陈朋,汤一平,何霞,等.基于多任务Faster R-CNN车辆假牌套牌的检测方法[J].仪器仪表学报,2017,38(12):3079-3089.
- [11] ZHAO C, SHU X, YAN X, et al. RDD-YOLO: a modified YOLO for detection of steel surface defects[J].Measurement, 2023, 214:112776.
- [12] 高嘉,刘涛,王显峰,等.TWRD-Net:一种用于曳引钢丝绳缺陷的实时检测网络算法[J].仪器仪表学报,2023, 44(6): 223-235.
- [13] WANG K, TENG Z, ZOU T. Metal defect detection based on YOLOv5[J]. Journal of physics: conference series, 2022, 2218(1): 012050.
- [14] ZHANG D, HAO X, WANG D, et al. An efficient lightweight convolutional neural network for industrial surface defect detection[J]. Artificial intelligence review, 2023,56:10651-10677.
- [15] LU Q, LIN J, LUO L, et al. A supervised approach for automated surface defect detection in ceramic tile quality control[J]. Advanced engineering informatics, 2022,53:1474-0346.

【作者简介】

郭尚荣(1998—),男,陕西咸阳人,硕士研究生,研究方向:深度学习目标检测。

李松松(1973—),通信作者(email: lisongsong@dlou.edu.cn),女,辽宁丹东人,博士,教授,研究方向:超声无损检测技术及信号处理技术。

(收稿日期:2024-03-19)