

基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法综述

王 杰 霍蛟飞

(西京学院机械工程学院 陕西西安 710123)

摘 要: 钢材是一种重要的工业生产原料, 在建筑、汽车和船舶等领域有着不可或缺的作用。随着工业发展的需要, 对钢材表面质量的要求也越来越高, 因此对钢材表面缺陷检测的方法也有很多, 本文主要介绍了深度学习目标检测算法和基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法, 并分析其优缺点, 提出了基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法存在的问题, 并对未来发展方向提出展望。

关键词: 钢材; 深度学习; 表面缺陷检测

引言:

钢制品在现代社会中无处不在, 钢作为重要的工业生产原料被人们所熟知, 在钢生产过程中会伴随着各种表面缺陷产生, 如划痕、裂缝、氧化等缺陷, 这不但破坏了钢材的物理构造, 还会导致钢材更易被腐蚀, 使得钢材质量大打折扣, 因此, 对钢材的表面缺陷检测是极其重要的。

表面缺陷检测是机器视觉技术中十分关键的一项研究内容, 又称作 AOI(Automated optical inspection) 或 ASI (Automated surface inspection), 近年来, 随着深度学习技术的不断发展和计算机性能的提升, 机器视觉表面缺陷检测技术也取得了巨大的进步。基于深度学习的方法, 如卷积神经网络、循环神经网络和生成对抗网络等^[1], 已经在表面缺陷检测领域取得了突破性的成果。这些方法不仅在检测精度上表现出色, 而且能够实现端到端的自动化检测, 摒弃了传统方法中繁琐的特征提取和分类过程。相比传统的基于机器视觉的物体表面缺陷检测方法, 基于深度学习的缺陷检测方法通过引入深度神经网络自主学习特征^[2], 具有更大的优势, 目前已成为主流缺陷检测方法。本文首先对深度学习检测算法进行阐述, 其次介绍基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法, 并进行分析; 最后提出基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法存在的问题与展望。

一、深度学习目标检测算法

2012 年 Hinton 等人提出了利用卷积神经网络提取输入图像中的隐藏特征的 AlexNet 网络^[3], 并在 ImageNet 图像识别比赛中获得冠军。卷积神经网络的出现极大地提升了网络对于目标特征提取的能力, 因此越来越多的学者开始进行深度学习方面的研究。与传统的目标检测算法相比, 深度学习目标检测算法具有速度快、精度高、可移植性强、鲁棒性强等特点。核心包括以下几点。

1.1 卷积神经网络 (CNN)

CNN 由多个不同的结构组成, 每个结构都有不同的任务, 它们合作来提取和分类特征。当一个图像输入到 CNN 中时, 它会经过每个结构来提取特征信息, 并通过这些信息反向误差传播, 生成预测结果。根据结果, CNN 会调整结构中的参数, 减少损失函数的大小, 以提高学习性能。最后, 全连接层会对图像进行分类处理。

1.2 锚框 (Anchor Boxes)

为了检测不同尺寸和比例的目标, 深度学习目标检测算法通常

使用锚框来表示可能的目标位置和大小。锚框是在图像上定义的一系列矩形框, 算法通过预测锚框的偏移量和目标的类别来实现目标检测。

1.3 区域建议网络 (Region Proposal Network, RPN)

RPN 是深度学习目标检测算法的关键组成部分之一。它能够生成一系列候选目标框, 用于后续的目标分类和定位。

1.4 多尺度特征融合

为了提高目标检测算法的性能, 深度学习目标检测算法通常会使用多尺度的特征图进行目标检测。通过融合不同层次的特征信息, 可以更好地捕捉目标的上下文和细节信息。

1.5 损失函数和训练策略

深度学习目标检测算法使用特定的损失函数来评估预测结果与真实标签之间的差异, 并通过反向传播算法来更新网络参数。同时, 还会采用一些训练策略, 如数据增强和批量归一化, 来提高模型的鲁棒性和泛化能力。

1.6 后处理和评估

对检测结果进行后处理, 如非极大值抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS), 以去除重叠的目标框并提高检测精度。此外, 还会使用一些评估指标, 如准确率、召回率和平均精度均值 (Mean Average Precision, mAP), 来评估算法在目标检测任务上的性能。

二、基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法

基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法是指利用深度神经网络来自动识别和检测钢材表面的缺陷问题, 首先准备好表面缺陷的钢材图像训练数据集, 其次选取合适的算法模型进行训练, 最后得到模型权重, 至此模型训练结束。在测试模型对缺陷图像的处理中, 通过测试结果不断优化模型, 直至达到较好的检测精度。

徐镛等人^[4]基于 YOLOv3 网络进行改进, 轻量级的 MobileNet 将特征提取网络替换, 同时利用 Inception 结构进一步减少模型参数量, 可以提高检测的实时性。其次, 利用空洞卷积可以增强对小目标特征的提取能力, 从而提高对带钢表面缺陷的整体检测精度。但在模型的优化部分还需要进一步加强, 以便适应更复杂的工况。

Jiangyun Li^[5]针对缺陷漏检问题, 在原有训练样本的基础上水平翻转扩充了样本数量并使用 ResNet-50 结构进行特征提取, 充分提高了缺陷的检出率。在信息丢失出现在深层网络的问题, 这种方法

运用融合了位置信息的 R-FCN 结构特征增强感知能力, 提高了检测精度, 在检测时间上还需要进一步提升

罗晖等人^[6]提出一种基于图像增强与改进 Cascade R-CNN 的钢轨表面缺陷检测方法。应用交并比 (IoU) 平衡采样、感兴趣区域对齐和完全交并比 (CIoU) 损失来解决特征图不匹配和预测边框回归不准确的问题。表 1 可以看出该方法的平均精度相对于未改进的 Cascade R-CNN 高, 该方法缩短了检测时间, 但检测精度仍需

提高。

谷长江, 高法钦^[7]提出了一种改进 YOLOv5s 的钢材表面缺陷检测算法, 首先基于 DO-Conv 过参数化模块改进网络特征提取模块, 然后使用 ULSAM 注意力机制改进网络的颈部 (Neck), 在 NEU-DET 数据集上有效提高了钢材表面缺陷检测精度。表 2 为改进算法训练出的模型与其他算法模型的对比, 该算法虽然在检测精度上有所提高, 但检测速度还有待提高。

表 1 不同算法性能对比

| Algorithm | Backbone | AP/% | Time/ms |
|-----------------|---------------|-------|---------|
| SSD | ResNet-101 | 81.32 | 58.3 |
| YOLOv3 | Darknet-53 | 85.54 | 39.5 |
| YOLOv4 | CSPDarknet-53 | 90.37 | 38.4 |
| Faster R-CNN | ResNet-101 | 94.43 | 153.6 |
| R-FCN | ResNet-101 | 87.63 | 95.8 |
| Cascade R-CNN | ResNet-101 | 96.23 | 170.5 |
| Proposed method | ResNet-50 | 98.75 | 146.3 |

表 2 不同算法模型结果对比表

| 算法模型 | P / % | R / % | MAP / % | Params / M | GFLOPs / G |
|------------|-------|-------|---------|------------|------------|
| YOLOv3 | 56.6 | 62.4 | 59.9 | 61.55 | 155.2 |
| YOLOv4 | 60.4 | 72.4 | 70.3 | 63.96 | 141.52 |
| YOLOv5 | 67.5 | 65.8 | 68.8 | 7.036 | 15.9 |
| 改进 YOLOv5s | 76.2 | 70.3 | 76.6 | 7.041 | 15.9 |

综上所述, 随着钢材生产的增加, 对钢材表面缺陷的检测在深度学习领域应用也变得尤为重要, 而深度学习算法则是钢材表面缺陷检测的关键所在, 优秀的算法可以充分提高检测的准确率, 提高检测速度, 有利于早日实现批量工业运用, 只有加快算法的研究, 才能尽快实现钢材表面缺陷检测的全自动智能化。

三、基于深度学习的钢材表面缺陷检测存在问题及展望

基于深度学习的钢材表面缺陷检测方法在实际应用中仍然存在一些问题,

工业化生产中钢材表面缺陷的数据往往是不平衡的, 正常样本数量远大于缺陷样本数量。这会导致模型在训练过程中对正常样本的学习更充分, 而对缺陷样本的学习不足。目前解决这个问题的方法包括使用样本平衡技术, 如欠采样、过采样或生成合成样本等; 同时, 检测过程中若钢材表面缺陷的尺度和角度变化较大, 往往导致模型在不同尺度和角度下的检测性能下降。如今使用多尺度和多角度的数据增强技术, 可以增强网络结构的鲁棒性; 在高精密钢材加工情况下, 良品和缺陷之间的区分可能会比较困难, 尤其是在缺陷较小或形状复杂的情况下, 网络学习的时间和检测精度都会出现明显不足。

未来研究中钢材表面缺陷的检测可以同时利用多种模态的信息, 如声音、振动等。以提高缺陷检测的准确性和鲁棒性; 随着数据集的扩大和多样化, 模型的优化和改进, 以及引入更多的先验知识,

可以预期未来的检测系统将更加准确、高效和自动化。

参考文献:

- [1] Bingjie L, Jingyang G, Xinyu S. Application of Unsupervised Deep Learning in Color Image Recognition[P]. 2020 7th International Conference on Machinery, Mechanics, Materials, and Computer Engineering, 2020.
- [2] Liu H, He B, He Y, et al. Surface defects detection algorithm for a small sample of sealing rings for aerospace based on deep learning[P]. Target Recognition and Artificial Intelligence Summit Forum, 2020.
- [3] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 84-90.
- [4] 徐镗, 朱洪锦, 范洪辉等. 改进的 YOLOv3 网络在钢板表面缺陷检测研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(16): 265-272.
- [5] Li J, Su Z, Geng J, et al. Real-time detection of steel strip surface defects based on improved yolo detection network[J]. IFAC-PapersOnLine, 2018, 51(21): 76-81.
- [6] 罗晖, 李健, 贾晨. 基于图像增强与改进 Cascade R-CNN 的钢轨表面缺陷检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(22): 324-335.
- [7] 谷长江, 高法钦. 改进 YOLOv5s 的钢材表面缺陷检测[J]. 软件工程, 2023, 26(08): 31-34. DOI: 10.19644/j.cnki.issn2096-1472.2023.008.007.