

一种基于区域分割的钢板表面缺陷自动检测技术

段小勇¹, 刘规杰², 李文杰^{2*}, 梁宇^{1*}

1. 东风柳州汽车有限公司, 广西 柳州 545000;

2. 桂林电子科技大学 机电工程学院 广西制造系统与先进制造技术重点实验室, 广西 桂林 541000

DOI: 10.61369/VDE.2025070027

摘 要 : 钢板作为零件加工制造的常用材料之一, 在机械领域具有广泛用途。由于加工环境的复杂性, 其表面常出现划痕、腐蚀、裂纹等缺陷, 存在尺度不一、类型多样、背景复杂等特点, 在基于深度学习的缺陷检测领域中具有较强的挑战性。针对目前深度学习算法对钢板^[3]表面缺陷检测精度低的问题, 结合实际生产需求, 本论文提出钢板区域自动分割技术, 以缺陷分类模式提高钢板表面缺陷检测精度。为实现钢板区域自动分割, 提出随机采样一致性算法提取钢板边缘直线, 继而获得钢板在采集图像中的位姿, 并通过图像的平移、旋转技术钢板摆正区域, 实现钢板任意姿态下的区域自动分割。

关 键 词 : 钢板表面缺陷检测; 自动分割技术; 随机采样一致性技术; EfficientNet网络

An Automatic Detection Technology for Surface Defects of Steel Plates Based on Region Segmentation

Duan Xiaoyong¹, Liu Guijie², Li Wenjie^{2*}, Liang Yu^{1*}

1. Dongfeng Liuzhou Automobile Co., Ltd., Liuzhou, Guangxi 545000

2. Guangxi Key Laboratory of Manufacturing Systems and Advanced Manufacturing Technology, School of Mechanical and Electrical Engineering, Guilin University of Electronic Science and Technology, Guilin, Guangxi 541000

Abstract : Steel plate, as one of the commonly used materials in parts processing and manufacturing, has a wide range of applications in the field of machinery. Due to the complexity of the processing environment, defects such as scratches, corrosion, and cracks often appear on its surface, with characteristics of different scales, diverse types, and complex backgrounds. This poses strong challenges in the field of deep learning based defect detection. In response to the low accuracy of deep learning algorithms in detecting surface defects on steel plates, this paper proposes an automatic segmentation technology for steel plate regions based on actual production needs, which improves the accuracy of steel plate surface defect detection through defect classification mode. To achieve automatic segmentation of steel plate areas, a random sampling consistency algorithm is proposed to extract straight lines along the edges of the steel plate^[3], and then obtain the pose of the steel plate in the captured image. Through image translation and rotation techniques, the steel plate is straightened to achieve automatic segmentation of the steel plate in any pose.

Keywords : steel plate surface defect detection; automatic segmentation technology; random sampling consistency technique; EfficientNet network

引言

在钢铁工业生产中, 钢板是重要产品之一, 广泛应用于航空航天、桥梁建造、汽车制造以及国防装备等众多领域^[1]。然而, 在钢板的生产过程中, 由于轧制设备、生产工艺以及环境等多种因素的影响, 钢板表面容易产生各种缺陷, 如划痕、夹杂、斑块等^[2]。准确、高效的钢板表面缺陷检测是实现钢铁生产自动化的重要环节之一。通过自动化的缺陷检测系统, 可以减少人工干预, 提高检测的准确性和一致性, 实现生产过程的智能化和自动化控制, 降低劳动强度和生产成本, 符合现代工业发展的趋势^[3]。

近年来, 深度学习技术在图像识别领域取得了显著进展, 也被广泛应用于工业缺陷检测任务中。针对钢板表面缺陷的研究主要集中在缺陷类型的自动分类与识别, 在缺陷图像分类精度方面已达到较高水平^[4-6]。然而, 尽管分类准确率较高, 现有方法在缺陷定位精度上仍存在较大差距, 难以满足实际生产中对高精度定位与分割的要求。一方面, 缺陷通常呈现小尺寸、低对比度等特征, 易被复杂背景

项目编号: 广西自然科学基金面上项目(2025GXNSFAA069774); 广西制造系统与先进制造技术重点实验室主任课题(AD25069080)。

干扰,造成模型检测偏移或漏检;另一方面,不规则的钢板摆放姿态及边缘区域遮挡等问题,也加剧了缺陷精确定位的难度。

针对目前方法中钢板表面缺陷分类的精度高,但表面缺陷的定位精度低问题,本文提出基于区域分割的表面缺陷检测技术,通过随机采样一致性算法提取钢板边缘直线,实现钢板区域的精准提取与姿态矫正,以避免非钢板区域对缺陷分类结果的影响。在此基础上,采用 EfficientNet 网络对提取后的钢板区域进行缺陷识别训练,进一步提升特征提取的准确性和效率。在检测阶段,本文设计了邻近同类缺陷框的融合策略,将识别出的同类缺陷区域进行合并,进而实现更加精准的缺陷定位。该策略不仅优化了空间信息的表达,还有效缓解了由小尺寸、低对比度或背景复杂引起的定位偏差问题。实验结果表明,本文方法在保持较高分类准确率的同时,显著提升了缺陷定位的精度,在复杂工业场景下展现出良好的鲁棒性和应用前景。

一、钢板图像自动区域分割技术

图像采集环节,由于钢板摆放位置的随机性,很难保证其边缘与图像传感器边缘平行。若直接对所获得的钢板图像进行子图像分割,则可能导致边缘分割子图像包含大量的非钢板区域,这对钢板表面缺陷判断将带来很多干扰。为此,本文基于随机采样一致算法,自动获取采集图像中钢板四条边缘直线,继而确定钢板在图像中的位姿,最后通过图像的平移、旋转技术,实现钢板区域摆正,以便于后续的区域分割。图 1 为钢板边缘直线提取流程图,首先,对采集图像进行二值化处理,并利用边缘提取技术,获得钢板四条边缘的数据集。接着,使用随机采样一致性算法进行直线拟合,将边缘点分类为内点和外点。内点用于候选最小二乘直线拟合,而外点用于其他边缘直线计算。基于随机采样一致性算法的直线拟合流程如图 2 所示。其主要步骤为:

- 1) 在边缘数据集中随机找两点,构造直线方程;
- 2) 计算其他数据点到步骤 1) 所构造直线的距离,可用下式进行计算:

$$d_i = |ax_i + b - y_i| \quad (1)$$

其中, (x_i, y_i) 为边缘点坐标, a 和 b 为所构造直线的参数。

- 3) 根据距离阈值,确定内点数量,具体为:

$$\begin{cases} d_i \leq d_T, \text{内点} \\ d_i > d_T, \text{外点} \end{cases} \quad (2)$$

- 4) 重复步骤 1) - 步骤 3), 直至迭代次数结束。内点最多的直线方程即为所求。此时获得的内点即为用于最小二乘拟合的数据点,其余点则定义为外点。

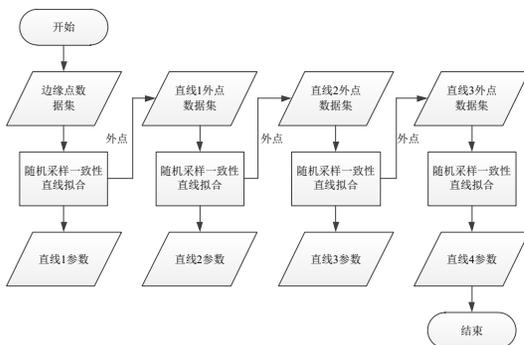


图 1 钢板边缘直线提取流程图

采集图像钢板边缘直线自动检测效果如图 3 所示。其中,红色点为每次检测出的直线,黄色边缘为当前直线的边缘外点。可见,所提方法能快速、准确的获得钢板边缘直线,为后续的钢板姿态估计奠定基础。

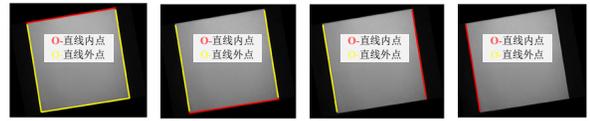


图 3 直线边缘检测结果

为实现整个钢板区域的准确摆正,需将钢板中心作为图像转动中心。因此,图像旋转前需要将钢板平移,其偏移量为钢板中心与图像中心的差值。由于采集图像二值化时只有钢板区域为白色,则钢板中心坐标可以根据二值化图像的重心计算:

$$\begin{cases} x_c = \sum_{i=1}^m x_i / m \\ y_c = \sum_{i=1}^m y_i / m \end{cases} \quad (3)$$

其中, (x_i, y_i) ($i=1,2,\dots,m$) 为采集图像二值化后白色区域的坐标。图像平移后,根据钢板边缘直线的斜率,确定图像的旋转角度,继而实现钢板摆正。

二、EfficientNet 网络

EfficientNet 是由 Tan 等人^[7]提出的一种基于神经结构搜索 (Neural Architecture Search, NAS) 得到的高性能神经网络模型。该网络以 Mobile Inverted Bottleneck Conv (MBConv) 模块为基础构建,兼顾了网络结构的轻量性与表达能力,在多个视觉任务中表现出优异的性能。

传统卷积神经网络在扩展模型规模时,通常只增加网络的深度(如 ResNet^[8])、宽度(如 Wide ResNet^[9])或输入分辨率,而 EfficientNet 创新性地提出了一种复合缩放 (Compound Scaling) 策略,同时调整这三者,并通过一个固定的复合系数 ϕ ,利用如下形式进行协同扩展:

$$\text{Depth}: d = \alpha^\phi, \text{Width}: w = \beta^\phi, \text{Resolution}: r = \gamma^\phi \quad (4)$$

EfficientNet 网络结构如图 5 所示,其核心构建单元为 MBConv (Mobile Inverted Bottleneck Convolution) 模块,此

外,模块中还引入了SE注意力机(Squeeze-and-Excitation),通过建模通道间的依赖关系,有效提升网络对关键特征的响应能力。同时,MBConv保留了跳跃连接(Skip Connection)结构,进一步改善了梯度传播路径,有助于缓解深层网络训练过程中可能出现的梯度消失问题。EfficientNet在保持模型简洁性的同时,兼顾了计算效率与表达能力,为复杂图像任务提供了一种精度与效率兼具的高效网络结构。

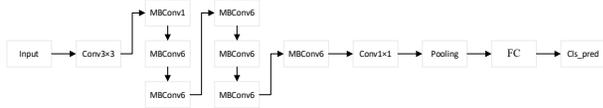


图5 EfficientNet整体网络结构图

三、实验分析

(一) 数据集生成

本文利用相机采集多组钢板图像,并采用开源标注工具Labellmg对图像中的缺陷进行标记,包括缺陷的位置信息和类别标签。为了构建分类训练数据集,采用滑动窗口方式对分割后的图像进行遍历,并根据窗口与缺陷区域的重叠情况生成训练样本。具体而言,计算滑动窗口区域与标注缺陷区域的交并比(Intersection over Window, IOW),即窗口与缺陷的重合面积除以窗口自身的面积,其计算方法如图7所示。当IOW大于某一阈值C(0到1之间的常数)时,将该窗口区域划分为与重叠缺陷相同的类别。该方法显著简化了训练数据的构建过程,减少了人工标注工作量。

然而,由于自动匹配存在误差,部分生成样本的标签可能与实际缺陷类别不符。为进一步提升数据集质量并降低人工干预成本,本文引入一种半自动的训练样本优化机制。首先,从自动生成的数据集中人工筛选出一部分高质量样本,用于分类网络的初步训练;然后,利用训练好的初步分类模型对剩余未筛选样本进行预测,并根据模型输出结果重新筛选样本,修正潜在的标注错误。最终,将经过模型筛选的高质量样本与初始人工筛选的样本合并,构建最终用于网络训练的高质量分类数据集。

(二) 实验环境

为验证本文提出的方法,搭建了钢板缺陷图像采集平台,如图8所示。该平台由工业相机、龙门架结构及计算机控制系统组成,用于实现钢板图像的高质量获取。所使用的工业相机型号为MV-EM120M,具备1600×1200的分辨率和每秒14帧的图像采集速度,配合16mm定焦镜头,能够高效获取钢板表面的高分辨率缺陷图像。

在数据集构建方面,共采集了200张钢板图像,并通过区域分割方式生成了7201组子图样本。由于区域分割后得到的数据集包含较多背景区域,为避免数据不平衡对分类精度造成影响,本文从中选取了1797组背景图像和1756组缺陷图像用于模型

训练,其余样本用于测试集。该数据构建策略在保证样本多样性和覆盖度的同时,有效提升了网络训练的稳定性 and 最终的分类准确性。

本文基于PyTorch框架完成网络的训练与验证,实验配置包括16核Intel(R) Xeon(R) Platinum 8474C处理器、NVIDIA RTX 4090D显卡(24GB显存)及120GB内存,操作系统为Ubuntu 20.04.3 LTS,训练过程中设置迭代周期为200个epoch,优化器采用Adam, batch_size设为8。



图8实验实物图

(三) 实验结果

为全面验证所提出方法的有效性,本文在自建的钢板表面缺陷图像数据集上开展了系统性实验评估,主要从缺陷分类准确率、缺陷定位精度进行性能测试。通过引入EfficientNet网络作为分类模型,在结合区域预处理与姿态矫正机制的基础上,有效提升了分类与定位的整体性能。

在完成区域级别的缺陷检测后,对检测结果中的相邻目标检测框进行融合处理。对检测结果中的每两个相邻目标检测框,计算其中心点之间的欧式距离d。

$$d = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (5)$$

将计算得到的欧式距离d与预设融合阈值F进行比较,若 $d \leq F$,则判定两个检测框指向的是同一个缺陷区域,执行融合操作,若 $d > F$,则不执行融合,保留两个检测框的独立性。若 $d \leq F$ 其预测的类别不同时,选择置信度大的检测框进行保留。

实验结果表明,检测框融合策略通过在缺陷分类后的邻近区域融合,有效实现了对钢板表面缺陷的精准定位。该方法在分类阶段获得初步识别结果后,进一步结合检测框之间的空间关系,对邻近且属于同一类别或高置信度的检测框进行智能合并,从而

避免了因缺陷形态复杂或分布零散而导致的定位误差。这一策略不仅提升了定位的连续性与准确性，还增强了系统对边缘相连或不规则缺陷的适应能力，显著提高了检测结果的可靠性与工程可用性。

四、结论与讨论

本文围绕钢板表面缺陷检测中存在的定位精度低、背景干扰大等问题，提出了一种基于区域分割的自动检测技术。通过引入

随机采样一致性算法实现对钢板边缘的准确提取，并结合图像平移与旋转等图像处理手段，有效完成了任意姿态下的钢板区域自动分割，显著减少了非目标区域对检测结果的干扰。在分类与检测阶段，本文采用轻量化高性能的 EfficientNet 网络对预处理后的钢板子图进行缺陷与背景分类训练。

综上所述，本文所提出的基于区域分割与深度学习融合的钢板表面缺陷检测方法，具备高精度、高鲁棒性与良好的工程可部署性，可为智能制造环境下的缺陷检测任务提供可靠技术支撑。

参考文献

- [1] 储茂祥. 钢板表面缺陷检测关键技术研究 [D]. 东北大学, 2014.
- [2] Neogi N, Mohanta D K, Dutta P K. Review of vision-based steel surface inspection systems[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2014, 2014(1): 1-19.
- [3] 代晓林, 刘梦玫, 生群, 等. 基于改进 Swin Transformer 的钢板表面缺陷检测方法 [J]. 装备制造技术, 2022, (04): 88-91.
- [4] Ruzavina I, Theis L S, Lemeer J, et al. SteelBlastQC: Shot-blasted Steel Surface Dataset with Interpretable Detection of Surface Defects[J]. arXiv preprint arXiv:2504.20510, 2025.
- [5] Fu J, Zhu X, Li Y. Recognition of surface defects on steel sheet using transfer learning[J]. arXiv preprint arXiv:1909.03258, 2019.
- [6] Damacharla P, Rao A, Ringenberg J, et al. TLU-net: a deep learning approach for automatic steel surface defect detection[C]//2021 International Conference on Applied Artificial Intelligence (ICAPAI). IEEE, 2021: 1-6.
- [7] Tan M, Le Q. Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2019: 6105-6114.
- [8] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 770-778.
- [9] Zagoruyko S, Komodakis N. Wide residual networks[J]. arXiv preprint arXiv:1605.07146, 2016.
- [10] 吴禄慎, 李咸雯, 陈华伟, 等. 基于图像区域划分的轨道缺陷自动检测技术研究 [J]. 激光与红外, 2012, 42(05): 594-599.