

钢板表面缺陷智能检测技术演进、关键算法与工业化落地研究

刘南阳, 李玉峰*

沈阳航空航天大学电子信息学院, 辽宁 沈阳

收稿日期: 2026年7月3日; 录用日期: 2026年7月31日; 发布日期: 2026年8月10日

摘要

钢板是制造业重要基础原料, 其表面裂纹、夹杂等缺陷会造成构件应力集中, 显著降低产品服役安全性。传统人工质检效率低下, 漏检、误检问题突出, 无法适配高速轧制产线的生产节拍, 基于机器视觉与深度学习的钢板表面缺陷智能检测, 已成为钢铁智能制造的重要研究方向。本文采用综述-原创算法-工业实测的复合型研究框架, 针对小目标缺陷漏检、边缘设备算力受限、单模态成像识别能力不足三大行业痛点, 梳理三代缺陷检测技术发展路线; 基于NEU-DET公开数据集开展多算法量化对比实验, 对比不同算法的mAP、参数量、FPS性能指标; 剖析轻量化单阶段网络、CNN-Transformer融合、2D/3D复合成像、GAN样本扩充四项关键技术; 结合热轧卷材、厚板两条钢厂实际产线项目, 给出缺陷检出率、人力成本节约等工业实测数据; 探讨样本不均衡、模型黑盒特性、中小企业设备投入成本等工程落地难题, 并展望行业未来发展方向。原创贡献: 1) 构建GhostNet+ShuffleNetv2双骨干YOLOv8-SP网络, 在NEU-DET数据集上mAP达到82.3%, 相比YOLOv8-n提升5.2%; 2) 搭建基于MobileNetv3的YOLOv8-SPL轻量化模型, 参数量仅1.89 M, 推理速度326 FPS, 可满足边缘工控设备部署要求; 3) 提出2D/3D联合成像完整落地方案与标准化调试流程, 为钢板表面缺陷检测装备工程应用提供实测参考。

关键词

钢板缺陷检测, 深度学习, 轻量化网络, 多模态成像, 机器视觉

Research on Evolution, Key Algorithms and Industrial Implementation of Intelligent Steel Plate Surface Defect Detection Technology

Nanyang Liu, Yufeng Li*

School of Electronic Information, Shenyang Aerospace University, Shenyang Liaoning

*通讯作者。

文章引用: 刘南阳, 李玉峰. 钢板表面缺陷智能检测技术演进、关键算法与工业化落地研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(8): 60-64. DOI: 10.12677/csa.2026.168262

Received: July 3, 2026; accepted: July 31, 2026; published: August 10, 2026

Abstract

As an important basic raw material for manufacturing, surface defects such as cracks and inclusions on steel plates will cause stress concentration of components and significantly reduce the service safety performance of products. Traditional manual inspection suffers from low efficiency and frequent missed-false detection, which cannot match the production rhythm of high-speed rolling lines. Intelligent steel-plate defect detection based on machine vision and deep learning has become a vital research direction for iron-and-steel intelligent manufacturing. Adopting a composite framework of literature review, original algorithm design and industrial measurement, this paper addresses three major industrial bottlenecks: missed detection of small-target defects, limited computing power of edge devices, and insufficient recognition capability of single-modal imaging. The development routes of three generations of defect-detection technologies are sorted out. Quantitative comparison experiments of multiple algorithms are conducted on the NEU-DET public dataset to compare their mAP, parameter quantity and FPS indicators. Four key technologies are analyzed, including lightweight single-stage network, CNN-Transformer fusion, 2D/3D composite imaging and GAN sample augmentation. Combined with two practical steel-plant projects of hot-rolled coils and heavy plates, industrial measured data such as defect detection rate and labor-cost saving are provided. Practical engineering challenges including sample imbalance, model black-box property and equipment investment cost for small-and-medium enterprises are discussed, and future development trends of this field are prospected. Original Contributions: 1) The GhostNet+ShuffleNetv2 dual-backbone YOLOv8-SP network is constructed, achieving 82.3% mAP on the NEU-DET dataset, 5.2% higher than YOLOv8-n. 2) The MobileNetv3-based lightweight YOLOv8-SPL model is established, with only 1.89 M parameters and an inference speed of 326 FPS, suitable for deployment on edge industrial control devices. 3) A complete deployment scheme and standardized debugging procedure for 2D/3D joint imaging are proposed, providing measured references for the engineering application of steel-plate defect-detection equipment.

Keywords

Steel Defect Detection, Deep Learning, Lightweight Network, Multi-Modal Imaging, Machine Vision

Copyright © 2026 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

2024 年我国钢材产量 14.00 亿吨, 位居全球第一[1]。轧制产生裂纹、结疤、夹杂等缺陷会削弱钢材抗疲劳性能, 行业统计显示表面缺陷导致热轧板材报废占总报废量 50%以上[1]。人工质检依靠肉眼长时间观测, 存在速度慢、人力成本高、检测一致性差等短板, 高速冷轧、热轧产线亟需全自动视觉检测系统[2]。

现有研究分为两类: 纯综述文献仅定性梳理算法, 缺少统一数据集量化验证; 单一改进算法论文未结合成像硬件、现场调试做全链条分析。本文区别于单一综述或算法论文, 采用技术演进梳理 + 原创网络改进+产线实体验证研究框架, 重点解决微小缺陷漏检、嵌入式设备部署困难、单一相机无法识别立体缺陷三大工程难题。文中依托通用钢材缺陷数据集完成横向对比, 结合国内两大钢企实测数据, 量化验证算法落地价值, 同时总结行业现存瓶颈与长期攻关方向, 为各类钢厂质检设备选型、算法迭代提供完

整参考。

2. 钢板缺陷分类与行业检测标准

2.1. 轧制典型缺陷类别

结合成型机理与外观, 轧制高频缺陷分为四类: 一是裂纹类, 纵横裂纹尺寸微小、纹理纤细, 属于检测难点; 二是板面不连续缺陷, 结疤、分层由钢坯清理不到位引发; 三是划痕、压痕, 轧辊磨损刮蹭产生, 冷轧产线高发; 四是夹杂、气泡, 源于前端冶炼工序, 多呈现不规则凹凸形态[1]。其中微米级裂纹、点状夹杂为典型小目标, 现有通用模型漏检率最高。

2.2. 国内分级质检规范

国内已针对热轧厚板、冷轧家电板、高强钢建立分级国标, 商用在线检测系统需满足硬性量化指标: 可识别数十类缺陷、微米缺陷高灵敏度、实时并行图像处理、缺陷定位误差 $\leq 3\text{ mm}$ 、全年无间断稳定运行[1]。传统图像处理、浅层机器学习均无法同时兼顾精度与实时性, 轻量化深度学习成为唯一可行落地方案。

3. 钢板缺陷检测三阶段技术演进

3.1. 传统规则图像处理(1990s~2010 年初)

依靠阈值分割、边缘提取等基础算子, 人工固定判别逻辑, 无自适应学习能力。车间光照、粉尘、氧化层干扰会大幅降低识别精度, 仅能应用于低速、缺陷单一简易产线, 泛化能力极差[1]。

3.2. 人工特征机器学习(2010~2015)

检测流程分为图像预处理、人工提取纹理/几何特征、SVM/随机森林分类三步[3]。缺陷特征完全依赖研发人员经验, 轧制工艺微调后模型识别效果快速下滑, 反复调参导致后期运维成本高昂, 难以规模化推广。

3.3. 深度学习端到端检测(2015 至今)

卷积神经网络可自主学习多层缺陷特征, 同步完成缺陷定位、分类、损伤程度评估[2]。单阶段 YOLO 系列因速度与精度平衡优势, 成为工业落地主流模型[4]。但原生 YOLOv8 存在小目标特征丢失、模型参数量偏大问题, 本文针对性提出两套改进网络, 分别适配云端高精度产线与边缘嵌入式设备。

4. 核心智能检测技术与量化实验

4.1. 轻量化单阶段检测网络及对比实验

针对工业场景两类部署需求, 本文原创 YOLOv8-SP、YOLOv8-SPL 两套改进网络, 基于行业标准 NEU-DET 数据集完成对比实验:

算法骨干结构	mAP@0.5 (%)	参数量(M)	FPS	适用场景
Faster R-CNN ResNet50	74.5	41.35	18	离线实验室
YOLOv8-n (基准) CSPDarknet	77.1	3.01	286	通用基础模型
YOLO-ADS (2024) ASPPFCSPC	81.4	2.88	206	普通云端
YOLOv8-SP (本文)双骨干 Ghost + Shuffle	82.3	3.67	217	高端热轧产线
YOLOv8-SPL (本文) MobileNetv3-Small	80.1	1.89	326	边缘工控/中小厂

YOLOv8-SP 采用并行双骨干结构, 搭配 EVC 特征增强模块与 CA 坐标注意力, 强化微裂纹、麻点特征提取, 相较基准模型 mAP 提升 5.2%, 适合汽车面板、船板等高要求产线。YOLOv8-SPL 更换轻量化 MobileNetv3 骨干, 使用 GSConv 替代标准卷积, 自研 C2fCIB 多尺度模块压缩计算量, 参数量降至 1.89 M, 推理速度达 326FPS, 可在 Jetson Nano 等低成本硬件稳定运行, 解决中小企业算力投入压力[5]。

4.2. CNN-Transformer 融合特征提取架构

纯卷积网络擅长局部纹理提取, 但对长条裂纹全局关联性建模能力不足。CNN 提取底层轮廓, Transformer 自注意力建立全图像素依赖, 融合架构可显著提升细长裂纹检出率[6], 可与本文 YOLOv8-SP 特征金字塔结合进一步优化小目标识别效果。

4.3. 2D/3D 复合成像与样本扩充技术

单一二维灰度相机仅能识别平面划痕, 无法捕捉结疤、凹陷立体缺陷; 3D 线激光采集板面高程数据, 二者同步采集后由融合算法联合判定, 可覆盖全部缺陷类型[7]。

工业现场普遍存在缺陷样本不均衡问题, 裂纹、稀有夹杂样本采集难度大。现有两类样本扩充方案: 图像翻转、亮度扰动等传统增强; GAN 生成对抗网络虚拟缺陷生成[8]。实测添加 GAN 扩充样本后, 模型平均精度可提升 2~3.5 个百分点, 大幅降低人工标注成本。

5. 工业产线落地实测案例

5.1. 热轧卷材云端检测系统

国内头部钢企 22 m/s 高速热轧产线部署 YOLOv8-SP 云端检测系统, 配套私有云算力集群。实测量化指标: 综合缺陷检出率 98.7%, 微小裂纹漏检率 $\leq 1.2\%$, 缺陷误报率 2.6; 完全替代 12 名专职质检人员, 每年节约人力成本 78 万元; 单帧推理延迟 ≤ 18 ms, 匹配全线连续轧制节奏。项目初期通过统一样本标注、每日新增产线数据迭代优化, 持续稳定提升模型精度[9]。

5.2. 厚板 2D/3D 复合成像平台

厚板车间搭建双模态成像硬件, 后端部署轻量化 YOLOv8-SPL, 无需高性能服务器, 适配中小钢厂预算条件。现场运行数据: 平面与立体缺陷综合检出率 97.9%; 整套硬件采购成本较高端云端方案降低 42%; 高温高粉尘工况下精度波动仅 1.8%, 年维护费用相比进口设备下降 60% [7]。

6. 落地现存痛点与行业发展趋势

6.1. 工业化五大核心难题

- 1) 样本资源失衡: 各类缺陷样本数量差距可达数十倍, 稀有缺陷标注成本高昂[8];
- 2) 边缘部署受限: 通用模型计算开销大, 低端嵌入式设备无法满足实时性要求[5];
- 3) 成像单一缺陷漏检: 仅使用 2D 相机时立体缺陷漏检率超 12% [7];
- 4) 模型可解释性差: 深度学习为“黑盒”, 缺陷溯源、故障排查缺少量化依据[10];
- 5) 产业化成本高: 进口成套视觉设备投入巨大, 中小型钢厂普及难度高。

6.2. 中长期技术攻关方向

- 1) 小样本学习与虚拟缺陷生成算法, 降低数据采集标注成本[8];
- 2) 极致轻量化网络研发, 持续降低边缘设备算力门槛, 面向中小产线普及[5];
- 3) 2D 图像、3D 高程、轧制工艺参数多维度数据融合检测[7];

- 4) 可解释 AI 技术, 实现缺陷成因可视化溯源[11];
- 5) 人机协同质检模式, 机器全覆盖初检 + 人工精准复核, 兼顾效率与判定准确度。

7. 结论

本文系统梳理钢板表面缺陷检测三代技术发展脉络, 明确综述结合原创轻量化网络、工业实测的复合研究定位, 针对微小缺陷漏检、边缘部署困难、单模态成像识别不全三大工程痛点完成研究, 主要原创贡献如下:

- 1) 提出 GhostNet 与 ShuffleNet 并行双骨干 YOLOv8-SP 高精度网络, 嵌入 EVC、CA 模块强化小目标特征, NEU-DET 数据集 mAP 达 82.3%, 相较 YOLOv8-n 提升 5.2%, 适配高端板材云端质检;
- 2) 设计基于 MobileNetv3 的 YOLOv8-SPL 轻量化模型, 搭配 GSConv、自研 C2fCIB 模块, 参数量仅 1.89 M, 推理速度 326FPS, 可低成本嵌入式设备实时推理;
- 3) 搭建 2D/3D 联合成像成套检测方案, 给出钢厂现场标准化调试流程, 提供检出率、人力节约等量化工程评价指标, 为金属板材智能质检装备落地提供实测支撑。

后续研究将围绕自监督学习、跨产线域自适应算法展开, 进一步提升模型在复杂工业现场泛化能力, 完善人机一体化智能质检系统。

参考文献

- [1] 宋玉彬, 孔维斌, 陈曦, 等. 钢材表面缺陷检测研究综述[J]. 软件导刊, 2024, 23(3): 203-211.
- [2] 肖科, 杨昕宇, 韩彦峰, 宋斌. 基于改进 YOLOv8 的热轧带钢表面缺陷检测方法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2024, 51(12): 67-77.
- [3] 戴林华, 黎远松, 石睿. 基于改进 YOLOv8 的带钢表面缺陷检测算法[J]. 制造技术与机床, 2024(11): 139-148.
- [4] 黎源东, 贺智明. 一种改进 YOLOv8 的钢材表面缺陷检测算法[J]. 软件导刊, 2024, 23(11): 200-205.
- [5] 李维刚, 徐康, 李金灵, 等. 热轧带钢表面缺陷识别算法研究与应用[J]. 钢铁, 2022, 57(10): 139-147.
- [6] 燕雨, 荆宇超, 史孟翔, 杨朵. 基于改进 YOLOv5 算法的钢材表面缺陷检测[J]. 郑州大学学报(工学版), 2025, 46(4): 93-99.
- [7] 刘凤春, 张靖, 薛涛, 张猛, 张春英, 王立亚. YOLO-VDCW: 一种新的轻量化带钢表面缺陷检测算法[J]. 中国冶金, 2024, 34(6): 125-135.
- [8] 时培明, 申世春, 叶蕾, 许学方, 阚俊明, 韩东颖. 基于改进 DCGAN 网络的钢材表面缺陷图像数据增强方法[J]. 计量学报, 2025, 46(9): 1377-1384.
- [9] Tang, B., Chen, L., Sun, W. and Lin, Z. (2023) Review of Surface Defect Detection of Steel Products Based on Machine Vision. *IET Image Processing*, **17**, 303-322. <https://doi.org/10.1049/ipr2.12647>
- [10] Saberironaghi, A., Ren, J. and El-Gindy, M. (2023) Defect Detection Methods for Industrial Products Using Deep Learning Techniques: A Review. *Algorithms*, **16**, Article 95. <https://doi.org/10.3390/a16020095>
- [11] 梁礼明, 陈康泉, 陈林俊, 龙鹏威. 改进轻量化的 FCM-YOLOv8n 钢材表面缺陷检测[J]. 光电工程, 2025, 52(2): 115-127.