

# 电商智能质检与企业信息化融合研究

## ——基于两阶段深度分割模型的工业品应用

王琛琛

上海理工大学机械工程学院, 上海

收稿日期: 2026年3月4日; 录用日期: 2026年3月13日; 发布日期: 2026年4月15日

### 摘要

在工业品电商和线上制造服务快速发展的背景下, 商品图像既是用户感知质量的重要载体, 也是平台开展入库质检、售后溯源和营销素材管理的关键数据来源。受限于仓储与生产环境的复杂性, 商品表面常出现对比度低、边界模糊、尺度差异大的细微缺陷, 传统依赖人工抽检和简单规则算法的质检方式在准确性、一致性和处理效率方面存在明显不足。为此, 本文在显著性目标检测的基础上, 构建了一种面向电商场景的深度学习智能质检方案: 通过两阶段“粗检测-细优化”的显著性分割模型, 对商品图像中的潜在瑕疵区域进行自动定位和轮廓提取, 并结合平台业务流程, 将检测结果结构化为可用于质量标记和风险预警的指标。基于某工业品电商合作企业采集的带钢表面图像数据开展实验表明, 相比多种现有显著性检测与工业缺陷检测方法, 该方案在边界刻画、小目标识别和噪声抑制等方面具有明显优势, 并能在保证毫秒级推理速度的前提下有效降低漏检率。研究进一步从质量管理和平台治理视角分析了智能质检在入库筛查、上架审核和售后处理等环节的应用模式, 指出在主数据统一和流程可追溯的企业信息化基础之上, 引入深度显著性检测模型有助于构建“源头质检-线上展示-用户反馈”的质量闭环, 为工业品电商高质量发展提供支撑。

### 关键词

电子商务, 智能质检, 显著性分割, 工业品电商, 质量管理

# Research on the Integration of Intelligent Quality Inspection and Enterprise Informatization in E-Commerce

## —An Industrial Application of a Two-Stage Deep Segmentation Model

Chenchen Wang

School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai

Received: March 4, 2026; accepted: March 13, 2026; published: April 15, 2026

## Abstract

Against the backdrop of the rapid development of industrial e-commerce and online manufacturing services, product images have become not only the primary carrier of customers' perceived quality, but also a key data source for inbound inspection, after-sales tracing and marketing asset management on e-commerce platforms. Owing to the complexity of warehousing and production environments, subtle surface defects on products—such as low-contrast flaws with blurred boundaries and diverse scales—occur frequently, making traditional quality inspection methods that rely on manual sampling and simple rule-based algorithms inadequate in terms of accuracy, consistency and processing efficiency. To address these issues, this paper proposes a deep-learning-based intelligent inspection scheme tailored to e-commerce scenarios, built on saliency-based target detection. A two-stage coarse-to-fine saliency segmentation model is employed to automatically locate potential defect regions in product images and extract their contours. The detection results are then converted into structured indicators that can be used for quality labeling and risk warning, in line with platform business processes. Experiments conducted on strip-steel surface images collected from an industrial e-commerce partner show that, compared with several existing saliency detection and industrial defect detection methods, the proposed scheme has clear advantages in boundary delineation, small-target recognition and noise suppression, while achieving millisecond-level inference speed and effectively reducing the miss-detection rate. From the perspectives of quality management and platform governance, this study further analyzes application patterns of intelligent inspection in inbound screening, listing review and after-sales handling. The analysis suggests that, on the basis of unified master data and traceable business processes enabled by enterprise informatization, introducing deep saliency detection models helps build a closed quality loop of “source inspection - online presentation - user feedback”, thereby supporting the high-quality development of industrial e-commerce.

## Keywords

E-Commerce, Intelligent Quality Inspection, Saliency Segmentation, Industrial E-Commerce, Quality Management

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

在数字经济持续发展和平台竞争加剧的背景下，电子商务的竞争重点正由早期的流量获取逐步转向质量保障与用户信任建设。对平台和商家而言，商品质量不仅影响退换货率和售后成本，也直接关系到品牌形象与平台治理效果。因此，借助智能化技术提升商品质量管控能力，已成为电商高质量发展的重要方向。

需要说明的是，本文并非面向所有品类的广义电商质检，而是聚焦于表面平整的工业品。这类商品表面结构相对规则，成像条件较稳定，缺陷通常表现为划痕、脏污、压痕、印刷瑕疵和局部破损等二维表观异常，较适合采用机器视觉方法进行自动检测。相较于服饰、生鲜或复杂曲面商品，表面平整工业品更具标准化特征，也更适合作为电商智能质检研究的切入点。

从应用角度看，计算机视觉在电商领域已逐步应用于商品图像审核、包装与标签核验、外观一致性

检测以及正品鉴定等任务。在工业品电商场景中，商品外观缺陷往往具有小尺度、低对比和易混淆等特点，仅依赖人工抽检或简单规则方法，难以兼顾检测效率、一致性与可靠性。

现有关于电商质量治理的研究多集中于供应链协调、平台监管和质量激励等宏观层面，而对如何将质量控制落实到商品图像数据层面的研究仍显不足。与此同时，深度学习推动了工业表面缺陷检测技术的快速发展，多尺度特征融合、注意力机制和显著性检测等方法已在金属、钢铁和电子元件等场景中取得较好效果，也为电商场景下的工业品智能质检提供了重要技术基础。基于此，本文以表面平整工业品的电商质检为切入点，探讨工业缺陷检测方法在电商质量治理中的应用路径。

## 2. 信息化赋能电商营销的机理分析

### 2.1. 人工智能赋能电子商务的研究进展

在宏观层面，已经有很多研究从不同方面讨论了人工智能对电子商务模式和行业治理的影响。部分文献系统梳理了人工智能在个性化推荐、智能客服、智能搜索、物流路径优化和交易风险识别等环节的应用，认为以深度学习为代表的算法一方面明显提高了平台在流量分配、用户运营和履约管理上的效率，推动电商从“粗放增长”走向“精细化运营”；另一方面也带来了算法偏差、信息茧房、数据隐私泄露和责任不清等问题。因此，需要在技术设计、制度安排和社会治理之间形成协同机制[1]。与此同时，也有研究从电商供应链与平台治理角度出发，探讨平台在制造商、卖家与消费者之间如何通过质量保证策略和激励机制提升商品质量与交易可信度，表明现有研究在产品质量治理方面更多仍是从供应链整体与平台约束机制层面展开分析[2]。

围绕平台治理与用户信任，也有学者关注在线评论生态中的虚假评论问题，指出虚假评论不仅会误导消费者决策、干扰商家销售评估，也会削弱平台评价体系的真实性与公信力，因此需要从法律监管、平台治理和识别模型优化等多个层面协同推进治理[3]。相关研究普遍建议，通过加强平台规则透明度、优化评价展示机制以及引入算法审计等方式，提高用户生成内容在质量识别和决策支持中的有效性。总体来看，现有文献更多关注人工智能在营销、服务与平台治理等“前端-中台”环节的作用，对AI如何进一步下沉到商品本体质量控制，尤其是基于图像的自动缺陷识别与量化支持，涉及相对有限，尚缺乏与工业视觉技术相结合的系统研究框架。

### 2.2. 电商供应链质量控制研究

在质量控制方面，现有研究大多从供应链整体角度出发，讨论电商环境下多方参与的质量约束和治理机制。一个常见方向是建立电商平台、销售企业和消费者三方博弈模型，分析假冒伪劣产品出现的原因，以及在不同惩罚机制下各方会怎么选择。研究指出，惩罚力度、检验成本、平台准入和退出规则等因素，会一起影响供应链的质量水平和各方收益分配。另一个方向是基于 Stackelberg 博弈或委托-代理框架，把制造商、线下渠道和线上平台放在同一个模型里，从双渠道或多渠道角度分析质保承诺、退换货政策和服务水平等因素对产品质量投入的影响。相关研究认为，合理的收益分配和风险分担机制，有助于减少“重营销、轻质量”的短期行为，推动供应链各方在更高质量水平上达到平衡。

另外，还有研究把质量控制和电商平台的信誉评分、保证金制度、黑名单机制结合起来。研究强调，平台一方面可以通过提高违规成本来减少劣质产品流通，另一方面也可以用大数据分析监测异常退货率、异常投诉率，把“事后抽查”慢慢变成“事前预警”和“事中监管”。这些研究从制度设计和激励约束角度，为电商环境下的质量治理提供了比较完整的理论框架。

但也可以看到，这些研究更多停留在“怎么设计规则和约束”的宏观层面。在具体执行时，它们往往默认平台或第三方检验机构能够准确识别产品质量状态，却较少讨论在生产和仓储现场，怎么依靠图

像和传感数据来做自动化检测。

### 2.3. 深度学习工业视觉缺陷检测研究

在“怎么检查”这个具体问题上，工业视觉领域这几年做了很多基于深度学习的表面缺陷检测研究。相关综述指出，和依赖灰度阈值、人工纹理特征、手工规则的传统方法相比，卷积神经网络可以通过多层卷积和非线性变换自动学习多尺度、多层次特征，所以在复杂纹理、低对比度和噪声干扰明显的场景中，通常更稳定、效果更好[4]。在这个基础上，研究者又加入了编码器-解码器结构、跳跃连接和多尺度特征金字塔，用来同时处理大缺陷和小缺陷的检测问题。

近几年，注意力机制、小样本学习和轻量化网络结构也慢慢被用到工业表面缺陷检测中。一方面，通道注意力和空间注意力可以更好地突出可能的缺陷区域，减少背景纹理和采集噪声的影响；另一方面，深度可分离卷积、模型剪枝和蒸馏等技术可以在保证精度的同时，减少参数量和推理时间，让模型更适合部署在产线或边缘设备上[4]。这些进展表明，深度卷积网络及其派生的分割式模型非常适合处理边界模糊、形态多样的表面缺陷问题。本文正是在此基础上，将深度学习表面缺陷检测方法迁移至工业品电商的智能质检场景，结合平台业务流程进行适配与应用探索。

## 3. 模型与方法：基于两阶段显著性细化网络的智能质检方案

### 3.1. 整体架构设计

在结合工业品电商对质检精度与效率的双重要求，本文构建的智能质检方案采用两阶段类别感知细化网络 TSCARNet 作为核心检测模块。其整体架构如图 1 所示，包括初始缺陷检测阶段和类别感知细化阶段两部分。

在初始缺陷检测阶段，采用基于多尺度交互模块(MI)的 MINet 作为骨干网络构建编码器-解码器结构，用于快速提取带钢表面图像的多尺度语义特征。为提高边界刻画能力，在解码阶段的三个主要解码器输出之后分别插入边界注意力模块(BAM) [5]，通过显式边界分支与方向性卷积强化缺陷边缘响应，抑制背景纹理和噪声干扰，从而生成结构清晰的多尺度粗缺陷掩码图以及对应的解码器特征，为第二阶段提供可靠的初始先验。

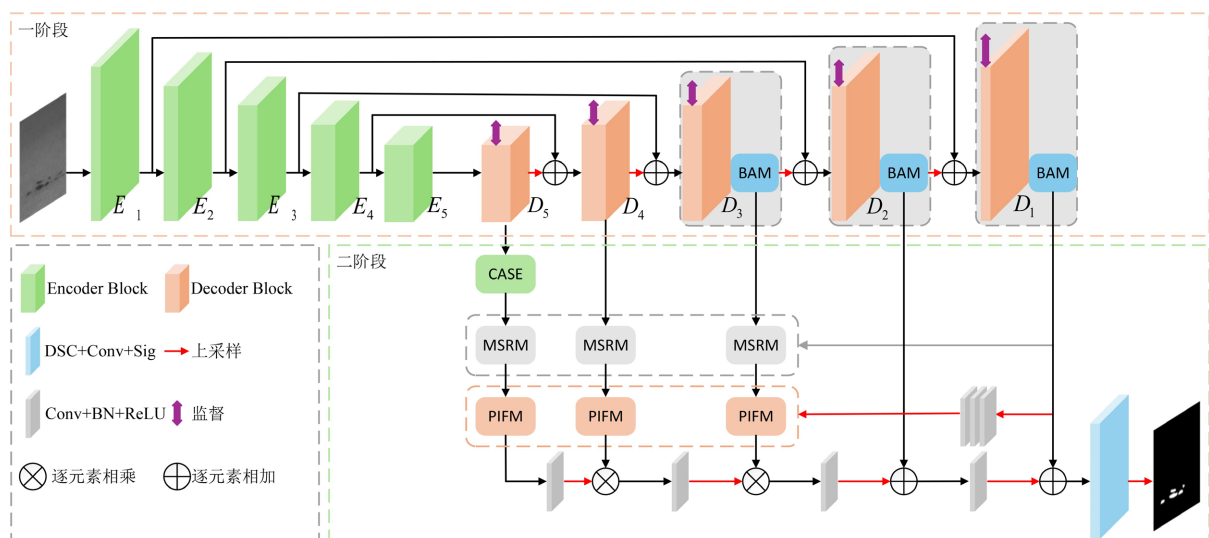


Figure 1. Architecture of TSCARNet  
图 1. TSCARNet 网络架构

类别感知细化阶段聚焦于类别语义纯化和多尺度细节恢复。该阶段首先将初始阶段深层解码器输出的特征送入类别感知分离增强模块(CASE)，显式引入类别先验并对不同缺陷类别的特征进行软分离重加权，得到类别分离增强特征。随后，引入多尺度级联细化模块(MSRM)，在粗掩码引导下对不同尺度特征进行自适应重建和级联细化，增强对小尺度缺陷和复杂边界的表达能力。最后，利用先验编码分支将粗预测结果编码为多尺度先验特征，并通过先验信息融合模块(PIFM) [6]与细化特征在通道和空间维度上进行可学习融合，经通道和空间注意力增强后输出最终缺陷图。

在工业品电商应用中，上述检测模块可部署于生产或入库环节，对采集的带钢表面图像进行实时检测，并输出结构化的缺陷类型、位置和面积信息，进一步映射为批次质量等级与风险标签。

### 3.2. 类别感知分离模块 CASE

类别感知分离模块 CASE 的目标是缓解不同缺陷类别在特征表示上的混淆问题。具体而言，该模块以初始缺陷特征图为输入，首先通过三级步长为 2 的深度可分离卷积逐级下采样并提升通道数，获取具有更强语义抽象能力的“类别抽象特征”。随后对抽象特征进行全局平均池化，并通过两层全连接网络映射得到类别向量，经 Softmax 归一化后获得每个类别的概率分布。

与传统的硬分配方式不同，CASE 为每个缺陷类别设置一条专属增强分支，对输入特征进行逐类卷积变换。各类别增强特征再根据概率权重在通道与空间维度进行软加权求和，从而生成类别分离增强特征。该机制实现了“按类别软分离再重构”的过程，在不引入额外标注成本的前提下显式注入类别先验，使得模型在区分夹杂物、斑块和划痕等不同缺陷类型时更加敏感，有利于在电商质检应用中提供细粒度的缺陷类别信息。

### 3.3. 多尺度级联细化模块 MSRM

多尺度级联细化模块 MSRM 旨在解决带钢表面缺陷尺度差异大、边界细节复杂的问题。模块以不同层级的特征图和对应尺度的粗掩码引导信息为输入，首先通过三条并行的空洞卷积分支提取不同感受野下的多尺度特征，并结合粗掩码对疑似缺陷区域进行掩码增强，以突出缺陷区域、弱化背景噪声。

在此基础上，MSRM 通过全局平均池化和  $1 \times 1$  卷积学习多尺度融合权重，实现对不同尺度特征的自适应加权融合；同时，将多尺度特征在通道维度拼接后送入两个级联的深度可分离卷积块，逐步恢复通道数并细化边界信息，形成级联细化特征。为了在多尺度加权与级联细化之间取得平衡，模块最后通过融合权重学习分支生成两条路径的空间权重，对加权融合特征和级联细化特征进行自适应加权，得到最终细化特征。

得益于 MSRM 的引入，TSCARNet 能够在保持轻量化的前提下同时兼顾大缺陷的整体轮廓与小缺陷的细节结构，为工业品电商的批次质量评估提供更全面的支持。

## 4. 工业品电商场景下的实验设计

### 4.1. 数据集与场景设定

为验证所提智能质检方案的有效性，本文在带钢表面缺陷显著性检测数据集 SD-saliency-900 上进行实验。该数据集包含三类典型缺陷：夹杂物、斑块和划痕，每类 300 张图像，共 900 张，图像分辨率为  $200 \times 200$ ，并提供像素级缺陷标注。按照公开设置，训练集包含 810 张图像，测试集包含 90 张图像。为减轻过拟合风险，对训练集进行水平翻转数据增强，最终获得 1620 张训练样本。

在工业品电商场景中，可将上述数据集视为某钢铁企业在生产线上采集并主动上传的“质检图像样本库”。通过在该数据集上的训练与验证，可以估算智能质检模块在实际线上部署时对不同缺陷类型的

检出率和误报率，为后续将检测结果映射至电商经营指标提供基础。

## 4.2. 实验设置与评价指标

模型训练采用交叉熵损失与边界感知损失的加权和作为优化目标，使用随机梯度下降算法进行端到端训练。为进行对比评估，本文选取多种代表性带钢缺陷检测和显著性目标检测方法作为基线模型，并在同一数据集上统一训练与测试。

评价指标方面，采用增强对齐度量 ( $E_\phi$ )、加权 F 值 ( $F_\beta^w$ )、结构度量 ( $S_\alpha$ )、平均绝对误差(MAE)。等四项指标，从整体相似性、局部对齐程度、结构保真度和像素级误差等角度综合衡量检测性能。同时统计模型的参数量与推理时间，以评估其在工业生产和电商场景中的部署可行性。

## 5. 结果分析与电商经营启示

### 5.1. 检测性能比较与优势分析

本文将所提模型与其他先进方法为 SD-saliency-900 数据集上作对比，验证所提 TSCARNet 的性能。包括 FFRNet [7]、UCTransNet [8]、PP-LiteSeg [9]、CorrNet [10]、MINet [11]等方法。

**Table 1.** Experimental results of different methods on the  $E_\phi$ ,  $F_\beta^w$ ,  $S_\alpha$  and MAE metrics

**表 1.** 不同方法在  $E_\phi$ 、 $F_\beta^w$ 、 $S_\alpha$ 、MAE 指标上的实验结果

| 方法         | $E_\phi \uparrow$ | $F_\beta^w \uparrow$ | $S_\alpha \uparrow$ | MAE↓   |
|------------|-------------------|----------------------|---------------------|--------|
| FFRNet     | 0.9731            | 0.9192               | 0.9353              | 0.0136 |
| UCTransNet | 0.9728            | 0.9173               | 0.9352              | 0.0140 |
| PP-LiteSeg | 0.9703            | 0.9107               | 0.9272              | 0.0151 |
| CorrNet    | 0.9683            | 0.9107               | 0.9272              | 0.0151 |
| MINet      | 0.9629            | 0.9095               | 0.9266              | 0.0169 |
| Ours       | 0.9757            | 0.9407               | 0.9501              | 0.0110 |

由表 1 实验结果表明，本文基于两阶段显著性分割模型的智能质检方案在各指标上均优于对比方法：在整体显著性指标上取得更高得分的同时，显著降低了小缺陷目标的漏检概率。在商业应用层面，该方法有望应用于工业品电商场景下的商品入库质检、发货前复检和平台商品审核等环节，从而降低人工质检压力，提高缺陷筛查效率，并在一定程度上减少因表面瑕疵引发的退换货和售后纠纷。与此同时，本文方法目前主要面向表面较为平整、成像条件相对稳定的工业品，当迁移至其他品类或更复杂场景时，仍可能受到数据分布差异和拍摄条件变化的影响。未来可进一步围绕跨品类迁移、模型轻量化部署以及数据安全与隐私保护等问题展开研究。

### 5.2. 智能质检对退货率与质量信誉的潜在影响

在工业品电商场景里，检测模型可以输出一些很实用的指标，比如缺陷面积占比、缺陷类型组合、缺陷分布密度等。平台可以把这些指标转成批次质量等级，再和订单的退货率、投诉率、用户评价内容放在一起做统计分析。这样，平台不只“知道有没有缺陷”，还可以知道“哪一类缺陷更容易引发退货和投诉”。如果在引入 TSCARNet 前后，分别统计同一产品线在同一时间段内的退货率、投诉率和差评内容变化，就可以更清楚地判断智能质检在减少质量纠纷方面带来的实际作用，也就是它的边际贡献。

比如，在传统抽检方式下，每万件带钢卷里，可能会有一些表面缺陷比较严重的产品没有被发现。

这些问题产品进入销售环节后，最后常常会变成整卷退货、客户索赔或重复售后沟通，带来较高的售后成本和管理成本。如果 TSCARNet 提高了这类缺陷的检出率，就能更早点把不合格批次拦在出库前，从而明显降低不合格产品流入电商渠道的概率。即使有些缺陷不会影响核心性能，平台也可以在商品描述里清楚说明质量等级，并配合对应的价格策略。这样做能让用户在下单前知道产品情况，减少信息不对称带来的误解，也有助于降低交易纠纷和售后压力。

### 5.3. 对平台与供应商的管理启示

从平台角度看，引入智能质检方案，不只是为了减少质量事故风险，也能给流量分配和推荐算法提供新的数据特征。以前平台在分配流量时，可能更看重销量、价格、转化率和投放表现；引入智能质检后，还可以把“质量”这个因素更直接地放进评价体系里。比如，平台可以把供应商的质检通过率、质量稳定性、退货率、投诉率、售后处理情况等指标一起纳入综合评分。这样，平台在做推荐和资源分配时，就不只看“卖得好不好”，也看“质量稳不稳定、售后问题多不多”。对质量稳定、投诉率低、售后表现好的商家，平台可以给更多曝光位、活动资源和营销支持。这样就更容易形成“高质量 - 高曝光 - 高成交”的良性循环，也能提高平台整体商品质量和用户信任。

从供应商角度看，部署 TSCARNet 等 AI 视觉质检模块，并把它和企业信息化系统打通，可以帮助企业建立更完整、可追溯的质量档案。每一批产品的检测结果、缺陷类型、缺陷位置、缺陷面积等信息，都可以被记录下来，并和生产批次、设备参数、工艺环节、出货记录关联起来。这样一来，企业在做内部质量分析时，就能更快找到问题出现在哪个环节，从而更有针对性地改进工艺、调整参数和优化管理。与此同时，在和下游客户谈合作、谈价格，或者在电商平台做展示和营销时，供应商也可以用可视化缺陷图、检测报告和量化质量指标来证明自己的质量水平。这样可以增强客户信任和企业议价能力，把“质量稳定、过程可追溯”变成自己的差异化优势，而不再只靠低价竞争。

## 6. 结论与展望

本文面向企业信息化背景下的工业品电商质量控制问题，提出了一种基于两阶段显著性细化网络 TSCARNet 的智能质检方案，并在带钢表面缺陷数据集 SD-saliency-900 上做了验证。结果表明，这个网络在初始检测阶段加入边界注意力模块，在细化阶段结合类别感知分离模块和多尺度级联细化模块后，能够较好地处理低对比度、边界不清和尺度差异大等问题。在多项指标上，该方法优于现有方法，同时也有较高的推理效率。进一步结合工业品电商场景分析可以看出，只有把智能质检能力接入企业信息化系统，并通过主数据管理和流程固化实现质量数据在全流程中的流转，才能把模型性能真正转化为降低退货率、提升口碑和优化网络营销的实际效果。

未来可以从以下几个方向继续研究。第一，可以结合真实工业品电商平台的运营数据，对引入智能质检前后的退货率、投诉率和客户生命周期价值进行系统对比，进一步量化技术投入带来的经济收益。第二，可以扩展到更多工业品类和更多缺陷类型，研究统一质检模型在跨品类场景中的适用性。第三，可以引入因果推断和机制设计的视角，研究平台、供应商和下游客户在质量数据共享与责任划分中的激励问题，为工业品电商中的质量治理和网络营销协同提供更全面的理论支持。

## 参考文献

- [1] 王溪鹭. 数字经济背景下人工智能在电子商务中的应用现状与发展研究[J]. 电子商务评论, 2024, 13(3): 6155-6160.
- [2] 桂云苗, 龚本刚, 程永宏. 双边努力情形下电子商务平台质量保证策略研究[J]. 中国管理科学, 2018, 26(1): 163-169.

- 
- [3] 陈燕方, 谭立辉. 在线商品虚假评论信息治理策略研究[J]. 现代情报, 2015, 35(2): 150-153.
- [4] 陶显, 侯伟, 徐德. 基于深度学习的表面缺陷检测方法综述[J]. 自动化学报, 2021, 47(5): 1017-1034.
- [5] Hu, H., Liang, M., Wang, C., Zhao, M., Shi, F., Zhang, C., *et al.* (2024) Monocular Depth Estimation with Boundary Attention Mechanism and Shifted Window Adaptive Bins. *Computer Vision and Image Understanding*, **249**, Article ID: 104220. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2024.104220>
- [6] Xu, M., Wei, J. and Feng, X. (2024) Two-Stage Encoder Multi-Decoder Network with Global-Local Up-Sampling for Defect Segmentation of Strip Steel Surface Defects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **138**, Article ID: 109469. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.109469>
- [7] Wang, R., Ji, C., Zhang, Y. and Li, Y. (2022) Focus, Fusion, and Rectify: Context-Aware Learning for COVID-19 Lung Infection Segmentation. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **33**, 12-24. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2021.3126305>
- [8] Wang, H., Cao, P., Wang, J. and Zaiane, O.R. (2022) Uctransnet: Rethinking the Skip Connections in U-Net from a Channel-Wise Perspective with Transformer. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, **36**, 2441-2449. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i3.20144>
- [9] Peng, J., Liu, Y., Tang, S., *et al.* (2022) PP-LiteSeg: A Superior Real-Time Semantic Segmentation Model. arXiv:2204.02681. <https://arxiv.org/abs/2204.02681>
- [10] Li, G., Liu, Z., Bai, Z., Lin, W. and Ling, H. (2022) Lightweight Salient Object Detection in Optical Remote Sensing Images via Feature Correlation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, **60**, 1-12. <https://doi.org/10.1109/tgrs.2022.3145483>
- [11] Shen, K., Zhou, X. and Liu, Z. (2024) Minet: Multiscale Interactive Network for Real-Time Salient Object Detection of Strip Steel Surface Defects. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, **20**, 7842-7852. <https://doi.org/10.1109/tii.2024.3366221>