

基于机器视觉的喷墨打印像素缺陷检测及分类算法研究

刁学明 刘爽

山东工程职业技术大学, 山东济南, 250200;

摘要: 喷墨打印技术凭借低成本、高灵活性及非接触式加工优势, 已广泛应用于包装印刷、柔性电子、OLED 显示、3D 打印等领域。随着应用场景对打印精度要求逐步提升至微米级甚至纳米级, 像素级缺陷(如像素缺失、污点、错位等)对产品性能的影响愈发显著, 缺陷检测与分类成为保障生产质量的关键环节。传统人工检测方法因效率低、主观性强、漏检率高等局限, 难以满足工业化生产需求。机器视觉技术凭借高精度、高速度、非接触式检测特性, 成为喷墨打印缺陷检测领域的核心技术方向。本文围绕基于机器视觉的喷墨打印像素缺陷检测及分类技术, 系统梳理该领域的研究现状, 分析图像采集、预处理、缺陷分割、分类等关键技术环节的发展脉络, 总结当前研究存在的问题, 并展望未来研究方向, 为相关领域的技术研发与工程应用提供参考。

关键词: 机器视觉; 喷墨打印; 像素缺陷检测

DOI: 10. 64216/3080-1508. 25. 12. 030

引言

喷墨打印技术将墨水以微小液滴精准喷射至基材表面形成图案或结构, 其无需制版、材料浪费少、适配基材广, 已从图文印刷延伸至电子制造领域。在精密制造场景中, 打印精度决定器件性能, 像素缺陷会影响电子器件功能, 因此实现像素级缺陷高效检测分类是该技术向高精度拓展的前提。传统缺陷检测靠人工目视, 需大量人力, 且效率低、受主观影响、对微小隐蔽缺陷识别不足。随着工业自动化发展, 机器视觉技术成主流, 它通过光学系统采集图像, 结合算法自动识别分类缺陷, 有精度高、速度快、可重复性强等优势。在喷墨打印缺陷检测中, 该技术应用面临图像反光差异、缺陷形态差异、光照波动干扰等挑战。近年来, 国内外学者围绕这些挑战研究, 推动检测技术向深度学习驱动的智能检测演进。

1 基于机器视觉的喷墨打印缺陷检测技术框架

1.1 图像采集环节

图像采集是缺陷检测的基础, 其质量直接决定后续算法的检测效果。该环节需根据喷墨打印样本的尺寸、缺陷大小、基材特性等, 合理选择硬件设备(包括相机、镜头、光源)并优化采集参数(如工作距离、曝光时间、帧率)。相机分辨率需匹配像素级缺陷检测需求, 确保缺陷在图像中占据足够像素以被识别; 镜头需具备低畸变、高分辨率特性, 避免成像失真; 光源则需消除基材反光干扰, 增强缺陷与背景的对比度——不同波长的光源(如蓝色、白色 LED)对墨水与基材的反射率影响不同, 需根据实际场景选型。

1.2 图像预处理环节

喷墨打印样本图像在采集过程中易受光照不均匀、相机噪声、环境干扰等因素影响, 导致图像质量下降, 需通过预处理环节优化图像质量, 为缺陷分割奠定基础。常用预处理技术包括图像增强与图像去噪: 图像增强旨在改善图像对比度, 凸显缺陷特征, 如基于人类视觉系统的 Retinex 算法、直方图均衡化算法等; 图像去噪则用于消除随机噪声, 同时保留缺陷边缘细节, 典型算法包括高斯滤波、中值滤波、小波去噪等。预处理算法的选择需结合图像噪声类型与缺陷特征, 避免过度处理导致缺陷信息丢失或噪声放大。

1.3 缺陷分割环节

缺陷分割是从预处理后的图像中提取缺陷区域的关键步骤, 核心目标是将缺陷与背景准确分离。传统分割算法基于图像灰度值、纹理、边缘等特征实现, 如阈值分割(固定阈值、自适应阈值)、边缘检测(Canny 算子、Sobel 算子)、区域生长算法等。其中, 自适应阈值分割算法因能根据图像局部灰度分布动态调整阈值, 在处理喷墨打印图像灰度不均匀问题时表现更优; 形态学操作(如膨胀、腐蚀)常作为分割后的后处理手段, 用于消除小噪声区域与缺陷孔洞, 优化缺陷区域完整性。

1.4 缺陷分类环节

缺陷分类旨在判定已分割缺陷的具体类型, 为生产线质量追溯与参数调整提供依据。传统分类方法依赖人工提取缺陷特征(如面积、周长、圆形度、纹理特征等), 再通过支持向量机(SVM)、决策树、K 近邻(KNN)等

机器学习模型实现分类。随着深度学习技术发展,卷积神经网络(CNN)、YOLO、FasterR-CNN等深度模型凭借强大的特征自动提取能力,逐步取代传统方法,在缺陷分类准确率与泛化能力上实现显著提升。深度模型无需人工设计特征,可直接从图像中学习缺陷的深层特征,尤其适用于形态复杂、相似性高的喷墨打印缺陷分类场景。

2 国内外研究现状

2.1 国外研究进展

国外在机器视觉检测技术领域起步较早,相关研究聚焦于高精度检测系统构建与算法优化,在喷墨打印缺陷检测领域形成较多成熟成果。

在图像采集与预处理方面,日本东京大学团队针对喷墨打印图像光照不均匀问题,提出基于多光源协同的图像采集方案,通过蓝色与白色LED光源交替照射,结合改进的Retinex算法增强缺陷特征,有效改善了基材反光导致的图像质量问题。美国麻省理工学院研究人员则关注微小缺陷的成像质量,采用高分辨率线阵相机与远心镜头组合,实现对微米级像素缺陷的清晰成像,为后续分割与分类提供高质量数据支撑。

在缺陷分割与分类方面,德国慕尼黑工业大学团队早期采用自适应阈值分割结合SVM分类的技术路线,通过提取缺陷的几何特征与纹理特征,实现对像素缺失、污点两类缺陷的分类,为工业场景应用提供了基础方案。近年来,该团队转向深度学习技术,基于CNN构建端到端缺陷检测模型,通过扩大数据集规模与优化网络结构,提升了模型对多类型缺陷的适应能力,检测速度与准确率均满足高速生产线需求。此外,美国斯坦福大学研究人员提出基于Transformer架构的缺陷分类模型,利用注意力机制聚焦缺陷关键区域,进一步提升了对微小、不规则缺陷的分类精度。

2.2 国内研究进展

国内在机器视觉检测技术领域虽起步较晚,但凭借政策支持与产业需求驱动,近年来发展迅速,在喷墨打印缺陷检测领域形成具有自主特色的研究成果。

在图像预处理与分割技术方面,清华大学团队针对传统Retinex算法易产生噪声放大的问题,提出结合自适应高斯滤波的改进Retinex算法,通过动态调整滤波窗口与标准差,在增强缺陷对比度的同时抑制噪声,显著提升了预处理效果。浙江大学研究人员则聚焦于复杂基材(如柔性塑料薄膜)的缺陷分割,提出基于纹理特征与阈值分割结合的混合算法,利用小波变换提取基材

纹理信息,消除纹理干扰对缺陷分割的影响,提高了分割精度。

在缺陷分类技术方面,华南理工大学团队早期基于SVM与决策树融合模型,实现对像素缺失、错位两类缺陷的分类,通过多模型协同降低单一模型的误分类率。随着深度学习技术普及,国内团队逐步转向深度模型研究:浙江大学提出基于轻量化CNN的缺陷分类模型,通过简化网络结构、引入批量归一化与Dropout机制,在保证分类精度的同时降低计算复杂度,适用于嵌入式设备部署;深圳大学团队则探索将迁移学习应用于喷墨打印缺陷分类,利用预训练模型(如VGG16、ResNet)的特征提取能力,减少小样本场景下的模型训练数据需求,缩短模型开发周期。

此外,国内研究机构在工业应用落地方面表现活跃,如中科院自动化所与企业合作开发的喷墨打印缺陷检测设备,已实现对包装印刷、柔性电子生产线的批量部署,检测速度与准确率达到国际先进水平。

3 关键技术挑战与现存问题

3.1 超微小缺陷检测能力不足

随着喷墨打印技术向纳米级精度发展,直径小于 $10\mu\text{m}$ 的超微小缺陷日益常见,但现有技术对这类缺陷的检测能力仍有局限。一方面,超微小缺陷在图像中占据像素少,特征信号弱,易被噪声掩盖;另一方面,现有图像采集设备的分辨率与灵敏度难以完全满足超微小缺陷成像需求,预处理算法也难以有效增强弱特征信号,导致超微小缺陷的漏检率较高。

3.2 复杂缺陷类型适应性差

现有检测算法多针对像素缺失、污点、错位等典型缺陷设计,对墨水飞溅、气泡、基材划痕等复杂缺陷的适应能力不足。这类复杂缺陷的形态不规则、特征多变,传统分割算法难以准确提取缺陷区域,深度模型则因缺乏足够的标注样本,导致分类准确率低。此外,不同应用场景下的喷墨打印工艺(如墨水类型、基材特性、打印速度)差异大,进一步增加了算法的适配难度。

3.3 硬件成本与实时性平衡难题

高精度检测系统通常依赖高分辨率相机、高性能GPU等硬件设备,导致设备成本较高,难以在中小型企业普及。尽管轻量化算法可降低硬件需求,但可能牺牲检测精度或速度;而追求高实时性时,又需提升硬件配置,形成“精度-速度-成本”三者之间的平衡难题。此外,生产线动态环境下的图像采集帧率需求(通常 ≥ 20 帧/秒),进一步加剧了实时性与硬件成本的矛盾。

3.4 泛化能力与鲁棒性有待提升

现有算法多在特定实验条件下（如固定光照、单一基材、标准缺陷）验证性能，在实际生产线的复杂环境中（如光照波动、基材批次差异、缺陷形态变异），算法泛化能力与鲁棒性不足。深度模型虽具备较强特征学习能力，但对训练数据的分布依赖性高，当实际场景与训练场景差异较大时，易出现性能下降；传统算法则因手工设计特征的局限性，难以适应环境变化。

4 未来研究方向与发展趋势

4.1 超分辨率重建与高灵敏度成像技术融合

为提升超微小缺陷检测能力，可将超分辨率重建技术与高灵敏度成像技术结合：通过超分辨率重建算法（如基于深度学习的 SRGAN、ESRGAN）对采集的低分辨率图像进行像素增强，提升超微小缺陷的特征信号强度；同时，采用高灵敏度 CMOS 传感器与高数值孔径镜头，优化图像采集硬件配置，从源头提升超微小缺陷的成像质量。两者协同作用，有望突破现有技术对超微小缺陷检测的局限。

4.2 多模态数据融合与多类型缺陷检测

针对复杂缺陷类型适应性差的问题，可引入多模态数据融合技术：通过多光源（如可见光、红外、紫外）、多视角采集图像，获取缺陷的多维度特征（如外观、温度、材质差异）；利用数据融合算法（如特征级融合、决策级融合）整合多模态信息，提升对复杂缺陷的分割与分类能力。同时，需构建涵盖多种缺陷类型的大规模标注数据集，为深度模型训练提供支撑，推动算法对多类型缺陷的适配。

4.3 轻量化算法与嵌入式硬件协同优化

为平衡检测性能与硬件成本，需加强轻量化算法与嵌入式硬件的协同优化：一方面，基于 MobileNet、EfficientNet 等轻量化网络设计缺陷检测与分类模型，通过剪枝、量化、知识蒸馏等技术进一步压缩模型体积，降低计算复杂度；另一方面，采用 FPGA、嵌入式 GPU（如 Jetson 系列）等低成本硬件平台，优化算法在硬件上的部署效率，实现“轻量化算法-低成本硬件”的高效匹配，推动技术在中小企业的普及应用。

4.4 工业互联网与闭环质量控制体系构建

结合工业互联网技术，将缺陷检测系统与喷墨打印生产线控制系统联动：通过实时采集检测数据，分析缺陷类型与发生率，追溯缺陷产生的工艺原因（如喷头堵塞、墨水粘度异常）；基于分析结果自动调整生产线参

数（如喷头压力、打印速度、墨水温度），实现缺陷的实时预警与主动防控，构建“检测-分析-调整-反馈”的闭环质量控制体系。此外，可利用边缘计算技术实现检测数据的本地化处理，降低数据传输延迟，提升闭环控制的实时性。

4.5 迁移学习与鲁棒性算法设计

为提升算法在复杂环境中的泛化能力，需加强迁移学习与鲁棒性算法研究：利用迁移学习技术，将在标准场景下预训练的模型参数迁移至实际场景，减少对实际场景标注样本的需求；设计鲁棒性算法（如对抗训练、域自适应算法），增强模型对光照波动、基材差异等环境干扰的抵抗能力，确保算法在不同场景下的稳定性能。

5 结论

基于机器视觉的喷墨打印像素缺陷检测及分类技术，是保障喷墨打印产品质量、推动行业向高精度制造升级的关键支撑技术。近年来，国内外学者在图像采集优化、预处理算法改进、缺陷分割与分类模型创新等方面取得显著进展，技术逐步从实验室研究走向工业应用。然而，面对超微小缺陷检测、复杂缺陷适配、成本与实时性平衡、泛化能力提升等挑战，仍需持续开展技术创新。

未来，通过超分辨率重建与高灵敏度成像融合、多模态数据融合技术应用、轻量化算法与嵌入式硬件协同、工业互联网闭环控制体系构建，以及迁移学习与鲁棒性算法优化，该领域技术将实现更高精度、更宽适配性、更低成本、更智能的突破，为喷墨打印技术在柔性电子、显示制造、3D 打印等高端领域的应用提供更坚实的质量保障，推动行业持续健康发展。

参考文献

- [1] 宋江. 基于机器视觉的齿模 3D 打印缺陷检测及补偿方法的研究[D]. 福建工程学院, 2023.
- [2] 张旭. 基于机器视觉的推力轴承表面缺陷检测与分类的研究[D]. 沈阳化工大学, 2022.
- [3] 姚忠伟. 基于机器视觉的 PCB 缺陷检测算法研究[D]. 哈尔滨工业大学[2025-10-24].
- [4] 黄李. 基于机器视觉的印刷线路板缺陷检测技术研究[D]. 杭州电子科技大学, 2015.

作者简介：刁学明(1987.03—)，男，汉，山东淄博，本科，实验师，电子信息工程技术。

山东工程职业技术大学 2022 年校内基金项目：基于机器视觉的喷墨打印像素缺陷检测及分类算法研究（编号：2022ZR14）。