

基于机器视觉的喷墨打印像素缺陷检测算法研究

刘爽 马玉英 巩慧

山东工程职业技术大学

DOI:10.12238/acair.v3i1.11886

[摘要] 随着喷墨打印技术的广泛应用,其打印质量的检测和控制成为提高生产效率和产品质量的重要环节。传统的检测方法难以快速准确地发现打印过程中的像素缺陷(如断点、重叠、偏移、不规则形状等)。本研究提出了一种基于机器视觉的像素缺陷检测算法,利用卷积神经网络(CNN)提取缺陷特征,同时对比传统图像处理算法的性能。实验结果表明,CNN算法在检测准确率、召回率和F1分数上均显著优于传统算法。

[关键词] 机器视觉; 喷墨打印; 像素缺陷; 质量检测

中图分类号: Q436 文献标识码: A

Research on pixel defect detection algorithm of inkjet printing based on machine vision

Shuang Liu Yuying Ma Hui Gong

Shandong Engineering Vocational and Technical University

[Abstract] With the wide application of inkjet printing technology, the detection and control of its printing quality has become an important link to improve production efficiency and product quality. It is difficult for traditional detection methods to quickly and accurately find pixel defects (such as breakpoints, overlaps, offsets, irregular shapes, etc.) in the printing process. In this study, a pixel defect detection algorithm based on machine vision is proposed, which uses convolutional neural network (CNN) to extract defect features and compares the performance of traditional image processing algorithms. The experimental results show that CNN algorithm is significantly superior to the traditional algorithm in detection accuracy, recall and F1 score.

[Key words] machine vision; Inkjet printing; Pixel defect; quality detection

喷墨打印技术广泛应用于工业生产、图像打印和电子电路制造,但设备缺陷、墨滴控制不当或材料问题常导致像素缺陷,影响打印质量。传统人工检测和图像处理方法效率低且主观,难以满足工业需求。随着机器视觉和深度学习技术的发展,结合高分辨率工业相机的图像分析与深度学习算法,能够高效、准确地检测缺陷。本文提出了一种结合传统图像处理与卷积神经网络的缺陷检测框架,实验验证其高效性和优势,为喷墨打印质量检测提供智能化解决方案。

1 进展与研究的重要性

1.1 喷墨打印技术在工业中的应用

喷墨打印技术作为一种精确的非接触式加工方法,广泛应用于工业制造。通过喷射微小墨滴将液体材料精确分布,喷墨打印能够实现超过1200dpi的高分辨率图案打印,适应复杂图案和多材料环境。在制造业中,常用于产品包装、条形码打印和高精度图像制作,特别是在个性化与批量生产结合的场景中表现突出。在电子行业,喷墨打印的非接触性和高精度特点使其应用于柔性电子器件、电路板和OLED等领域。在医疗领域,喷墨打印展

现在在细胞组织、药物制剂及三维生物模型打印中的潜力。

1.2 传统检测方法的局限性

传统的喷墨打印质量检测主要依赖人工检查和基于规则的图像处理算法,但在工业生产中存在明显局限性。人工检查依靠操作员的直观观察和经验判断,效率低下,特别在大规模生产中耗时耗力。操作员的疲劳、经验不足及环境干扰易导致误判和漏检,难以满足现代生产对高效性和可靠性的要求。基于规则的图像处理算法在检测简单缺陷方面有效,但对复杂缺陷能力不足。这些算法高度依赖预设规则和阈值,对光照、背景变化及材料差异敏感,鲁棒性较差。

1.3 机器视觉和深度学习的技术优势

机器视觉和深度学习为喷墨打印缺陷检测提供了全新路径。通过高分辨率工业相机,机器视觉能够快速采集高精度图像,精准捕捉断点、重叠等细微缺陷,为后续分析提供可靠数据。深度学习,尤其是卷积神经网络(CNN),通过多层卷积和池化自动提取特征,无需人工规则设计,能够高效处理复杂缺陷(如不规则形状和重叠)的非线性特征和高维数据。相比传统方法,CNN

显著提高了检测的准确率、召回率和鲁棒性，并能适应不同打印机和材料环境，具备较强的泛化能力。

2 实验设计

2.1 材料与仪器

实验为确保数据准确性和代表性，选择了多样化的材料与仪器。

①喷墨打印机。选择了三种喷墨打印机(A型、B型、C型)，分别代表家用、高精度工业和专业图像打印机，分辨率均为1200dpi，涵盖多种喷墨特性与潜在缺陷。②打印介质。普通A4纸、高光相纸和工业专用纸，分别模拟日常打印、高质量图像打印及工业应用。③工业相机。使用分辨率5000×5000像素的高分辨率工业相机，捕捉打印样本中的细微缺陷，为后续处理提供高质量数据。④图像处理与算法平台。图像预处理采用Python和OpenCV，深度学习模型基于TensorFlow和PyTorch构建，所有实验在搭载NVIDIA RTX 3090显卡的计算机上进行。⑤实验环境。实验在恒温恒湿实验室进行，温度控制在25℃、湿度50%，以减少环境因素对打印性能与图像采集的影响。

2.2 实验组和对照组的设置

为了科学评估机器视觉和深度学习在喷墨打印缺陷检测中的表现，本实验设置了实验组和对照组：

(1) 实验组

缺陷类型	描述	样本数量	生成方式
断点缺陷	喷嘴堵塞或墨滴不足导致的墨线中断	500	调整喷嘴或墨量控制生成
重叠缺陷	喷墨量过多或定位不准导致墨滴堆积	500	增加墨量或调整定位生成
偏移缺陷	喷墨位置偏差导致图案或文字移位	500	调整打印速度或移动打印介质生成
不规则形状缺陷	墨滴形状不规则	500	模拟振动或改变打印参数生成

总计缺陷图像：2000张

(2) 对照组

样本类型	样本量	描述	数据集划分	数量(训练集/测试集)
正常样本	2000	打印结果无缺陷，输出图案或文字符合预期。	训练集/测试集(8:2)	1600 / 400
缺陷样本	2000	包含断点、重叠、偏移、不规则形状四类缺陷。	训练集/测试集(8:2)	1600 / 400
总计	4000	用于模型训练和测试的打印样本数据集。		3200 / 800

2.3 实验步骤

为了确保实验过程的科学性和可重复性，实验步骤分为以下五个阶段：

①数据采集。使用三种打印机打印正常和缺陷样本，采用高分辨率工业相机拍摄，分类标注缺陷位置与类型，生成数据集。②数据预处理。图像灰度化去除颜色干扰，中值滤波去噪，二值化增强缺陷对比度，利用ROI提取切分为64×64像素块供深度学习训练。③算法设计与训练。设计传统算法与基于CNN的深度学习模型，通过卷积层和池化层提取特征，分类缺陷。④模型测试与验证。使用测试集评估算法，记录准确率、召回率和F1分数，分析不同缺陷的检测效果。⑤结果记录与分析。整理性能对比表和误差分析图，深入分析误检与漏检样本，提出改进方向。

3 实验结果与分析

3.1 数据集分布与预处理结果

数据集包含五种类型的样本：断点、重叠、偏移、不规则形状和正常打印样本，缺陷样本每类500张，正常样本2000张，总计4000张，缺陷样本和正常样本各占50%。通过数据预处理，每张图像被切分为64×64像素的图像块，用于模型训练和测试。

表1 数据集分布表

缺陷类型	样本数量
断点	500
重叠	500
偏移	500
不规则形状	500
正常	2000

3.2 模型性能对比分析

实验分别评估了传统算法和基于CNN的深度学习模型在缺陷检测中的性能。结果表明，CNN模型在准确率、召回率和F1分数等核心指标上均显著优于传统算法。CNN模型的准确率达到95%，而传统算法仅为85%；CNN的召回率和F1分数分别为88%和91%，传统算法则分别为70%和77%。尽管CNN模型的平均检测时间略高于传统算法(0.10秒vs0.05秒)，但其检测精度和稳定性在复杂场景中具有显著优势。表明深度学习算法在复杂缺陷特征的识别与分类上表现更为优异，尤其是在多样化缺陷检测任务中，深度学习的鲁棒性更强。

表2 模型性能对比表

指标	传统算法	深度学习(CNN)
准确率(Accuracy)	85%	95%
召回率(Recall)	70%	88%
F1分数	77%	91%
平均检测时间(秒)	0.05	0.1

3.3 算法检测示例与误差分析

进一步分析不同缺陷类型的误检率和漏检率,结果显示CNN在所有缺陷类型上的误检率和漏检率均低于传统算法。对于断点缺陷,传统算法的误检率和漏检率分别为10%和15%,而CNN分别降低至5%和8%;对于不规则形状的复杂缺陷,传统算法的误检率高达35%,而CNN模型的误检率为15%。CNN在重叠和偏移缺陷上的漏检率和误检率也显著低于传统算法,进一步说明深度学习算法对复杂缺陷特征的提取能力更强,且具有较高的检测准确性。

表3 检测示例误差分析表

缺陷类型	传统算法误检率 (%)	CNN 误检率 (%)	传统算法漏检率 (%)	CNN漏检率 (%)
断点	10	5	15	8
重叠	25	10	20	10
偏移	30	12	25	12
不规则形状	35	15	30	15

3.4 讨论

3.4.1 CNN模型性能的优越性

本研究表明,基于卷积神经网络(CNN)的深度学习模型在喷墨打印缺陷检测中显著优于传统图像处理算法。实验结果显示,CNN的准确率、召回率和F1分数分别为95%、88%和91%,而传统算法仅为85%、70%和77%。这主要得益于CNN的自动特征提取能力,能够识别复杂特征,如局部边缘、不规则形状和重叠墨滴,传统算法难以做到。CNN具有较高的鲁棒性,能够在光照变化、背景干扰和材料差异等条件下保持高精度,且通过大规模数据训练获得的泛化能力增强了其性能。尽管CNN的检测时间略高于传统算法,但其显著的精度优势使其在电子印刷和精密制造等高质量要求的领域中具有更广泛的应用潜力。

3.4.2 传统算法的适用范围

尽管深度学习模型在喷墨打印缺陷检测中表现优异,传统图像处理算法在某些场景中仍有实用价值。实验数据显示,传统算法在简单缺陷检测中表现尚可,如断点缺陷,误检率和漏检率分别为10%和15%,接近深度学习模型。这是因为断点缺陷特征直

观,传统算法通过边缘检测和形态学操作可快速识别。此外,传统算法具有较高的运行效率,平均检测时间为0.05秒,因此适用于实时性要求高且缺陷简单的场景。在复杂缺陷检测中,传统算法的局限性显现明显,误检率和漏检率分别高达25%和35%。这种性能瓶颈主要源于传统算法处理复杂纹理和多样化特征的能力不足,且对光照、背景变化和材料差异的鲁棒性较差。

3.4.3 数据集的多样性与实验设计的改进

数据集的多样性是影响模型性能的关键因素。本研究使用了包含4000张样本的数据集,涵盖断点、重叠、偏移、不规则形状缺陷以及正常样本,数据分布均衡。这一数据集为模型训练与测试提供了良好的基础。然而,实际工业中缺陷种类更加多样,如墨滴喷射不均、线条模糊、色差等,这些未在本实验中涵盖,可能限制模型的实际应用效果。

为了提升模型的泛化能力和适用性,未来研究应改进数据集的多样性:增加更多缺陷类型,如模糊、色差和墨滴缺失,扩展数据覆盖范围。引入更多种类的打印设备和材料,特别是高端工业设备及特殊介质。模拟多样化的工业环境条件,如光照变化、湿度变化和震动等,测试模型在复杂场景中的鲁棒性。

[基金项目]

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

[参考文献]

[1]郭渊,周俊.基于机器视觉的轴承缺陷检测研究进展[J].机电工程,2024,41(5):761-774.

[2]徐一奇,肖金球,汪俞成,等.基于机器视觉的PCB表面缺陷检测研究综述[J].微电子学与计算机,2024(5):11.

[3]侯一帆,楼佩煌,钱晓明.基于机器视觉的手机屏幕Mura缺陷检测方法研究[J].机械设计与制造工程,2024,53(6):87-90.

作者简介:

刘爽(1997--),女,汉族,山东济南人,研究生,研究方向:深度学习算法的应用。