

基于NafNet的弱隐形印刷量子点图像复原算法研究

类承森, 曹鹏*

北京印刷学院信息工程学院, 北京

收稿日期: 2026年1月28日; 录用日期: 2026年2月27日; 发布日期: 2026年3月11日

摘要

针对弱隐形印刷量子点(PQD)图像在打印与扫描过程中因噪声及点阵缺损导致解码成功率(DSR)下降的问题, 提出一种提升检测鲁棒性图像复原算法。首先, 通过成像噪声参数化建模构建参数可控的复合退化数据集; 其次, 提出残差增强的ResNAFNet复原网络, 提升失真点阵边缘与局部特征的恢复质量; 最后, 建立以DSR为导向的复原评价体系。结果显示, 不同退化条件下测试集BER降至0.0124%和0.0038%, ED为2.9342和1.4757 pixels, DSR达88.75%以上, 较退化图像提升85.55%。该方法有效提升了PQD图像的结构恢复质量与识读可靠性, 验证了其在防伪鉴权中的工程有效性。

关键词

弱隐形印刷量子点图像, 图像复原, 点阵结构恢复, 解码成功率

Research on Image Restoration Algorithm for Weakly Invisible Printed Quantum Dots Based on NafNet

Chengsen Lei, Peng Cao*

School of Information Engineering, Beijing Institute of Graphic Communication, Beijing

Received: January 28, 2026; accepted: February 27, 2026; published: March 11, 2026

Abstract

To address the issue of decreased decoding success rate (DSR) in weakly invisible printed quantum

*通讯作者。

文章引用: 类承森, 曹鹏. 基于 NafNet 的弱隐形印刷量子点图像复原算法研究[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(3): 607-620. DOI: 10.12677/csa.2026.163088

dot (PQD) images due to noise and dot matrix defects during printing and scanning, a robust image restoration algorithm is proposed. First, a parameter-controllable composite degradation dataset is constructed through parameterized modeling of imaging noise. Second, a ResNAFNet restoration network with residual enhancement is proposed to improve the restoration quality of distorted dot matrix edges and local features. Finally, a DSR-oriented restoration evaluation system is established. Results show that under different degradation conditions, the BER of the test set decreases to 0.0124% and 0.0038%, the ED is 2.9342 and 1.4757 pixels, and the DSR reaches over 88.75%, representing an 85.55% improvement compared to degraded images. This method effectively improves the structural restoration quality and readability reliability of PQD images, validating its engineering effectiveness in anti-counterfeiting authentication.

Keywords

Weakly Invisible Printed Quantum Dot (PQD) Image, Image Restoration, Dot-Matrix Structure Restoration, Decoding Success Rate (DSR)

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

利用半色调网点的空间分布、几何形状及微观结构实现信息隐藏, 是印刷防伪领域广泛应用的一种技术[1]-[4]。以单个或准单个半色调网点为最小单元的印刷量子点(Printed Quantum Dots, PQD)点阵图像信息隐藏技术, 因具备高信息密度、低可见性、抗复制与防篡改等优势, 在印刷防伪领域受到广泛关注。该技术通过将防伪信息编码为二进制密文序列, 并通过空间映射生成隐形或弱隐形 PQD 点阵防伪图像。围绕 PQD 图像的生成与识读, 朱建乐等[5]提出了基于点阵结构的盲同步编码与识读机制, 赵文康等[6]研究了基于复合光谱的 PQD 图像编解码方法, 为该类图像的设计与检测提供了有益参考。

在实际工程应用中, PQD 图像从生成到最终识读通常需经历打印、扫描等环节, 各阶段引入的成像退化都会影响点阵结构的完整性。目前, PQD 识读方法主要依赖传统图像处理与规则判决策略, 典型工作包括池稼轩等[7]提出的基于脉宽调制(PWM)占空比的识读方法, Yang 等[8]基于调频脉冲占空比的弱隐形点阵鲁棒识读算法。该类方法依赖点阵结构完整性与退化先验假设, 在结构缺损、信噪比下降及几何畸变等噪声叠加情况下, 其解码稳定性难以保持, 误码率随退化程度呈现非线性上升趋势。

从退化机理角度分析, PQD 图像在打印阶段受设备精度限制、墨点扩散特性及印刷介质纹理等因素影响, 易产生点阵抖动、局部扩散和位置偏移等结构性退化[9]-[12]; 在采集阶段由于光学系统性能、环境光照变化以及人为操作不稳定等因素, 进一步产生运动模糊[12]-[16]、散焦模糊[17]、传感器噪声[18]等成像退化。上述退化在实际系统中通常以复合叠加的形式破坏 PQD 点阵结构的空间一致性, 使得依赖固定先验和规则判决的传统 PQD 识读方法难以保持稳定的解码性能。

本文主要针对弱隐形 PQD 图像在打印与扫描过程中产生的复合退化, 构建参数可控的复合退化数据集, 设计强化点阵结构感知能力的图像复原网络, 并通过标准识读算法验证其复原结果有效性与鲁棒性。

2. 相关技术

2.1. 多尺度图像复原架构

在复杂退化场景下, 图像复原任务需统筹全局结构一致性与局部空域细节。Ronneberger 等[19]利用

层级编解码构建多尺度空域特征, 并通过跳跃连接整合跨尺度信息, 是目前图像复原领域广泛应用的基础架构, 其特征传递过程见式(1)。ZAMIR 等[20]进一步在多尺度架构中引入自注意力机制, 增强了模型对非局部依赖的建模能力。

$$\begin{cases} F_{enc}^i = \text{Down}(\varepsilon_i(F_{enc}^{i-1})) \\ F_{dec}^i = d_i(\text{Concat}[\text{Up}(F_{dec}^{i+1}), F_{enc}^i]) \end{cases} \quad (1)$$

式中, $i=1, \dots, L$ 表示尺度层级; F_{enc}^i, F_{dec}^{i+1} 分别为编码器与解码器在第 i 层的特征表示; ε_i, d_i 为对应特征缩放算子; $\text{Down}(\cdot), \text{Up}(\cdot)$ 分别表示下采样与上采样操作; $\text{Concat}[\cdot]$ 表示跨尺度特征融合。

2.2. 残差特征增强

为缓解深层网络训练中的梯度退化问题, He 等[21]提出残差学习思想通过恒等映射机制将网络学习目标转化为对特征残差分布的拟合, 其过程见式(2)。DONG 等[22]验证了卷积神经网络复原的可行性后, KIM 等[23]引入全局残差学习实现图像的超分辨率, KUPYN 等[24] [25]利用级联残差块增强了复杂边缘结构的复原能力。

$$X_{l+1} = \Phi(X_l, \Theta_l) + X_l \quad (2)$$

式中, X_l 代表第 l 个残差块的输入特征张量; X_{l+1} 表示残差块处理后的输出特征张量; $\Phi(\cdot)$ 表示单元内部的非线性残差映射; Θ_l 表示残差块中所有可学习的参数。

2.3. 算子轻量化设计

传统复原模型依赖非线性激活函数来提升网络的特征拟合能力, 但在高分辨率复原任务中大量非线性算子的级联不仅显著增加了计算复杂度, 而且可能扰动高频特征的数值分布, 从而影响模型在结构细节重建阶段的稳定性。CHEN 等[26]对层内算子进行简化重构, 提出了一种无需非线性激活函数(Nonlinear Activation Free Network, NafNet)的复原网络。

其提出的简化门控算子(Simple Gate, SG)通过将特征张量沿通道维度进行拆分与逐元素相乘运算, 在线性通路的约束下保留了关键的非线性分量, 其运算逻辑可表示为:

$$\begin{cases} X_1, X_2 = \text{Split}(X) \\ \text{SG}(X_1, X_2) = X_1 \odot X_2 \end{cases} \quad (3)$$

式中, X 表示输入特征张量; X_1, X_2 表示沿通道维度拆分后的特征张量; \odot 表示逐元素相乘。

为进一步优化全局建模效率, 网络引入简化通道注意力(Simplified Channel Attention, SCA), 通过简化权重映射逻辑降低了计算开销, 其权重映射可表示为:

$$\text{SCA}(X) = X * \psi(\text{GAP}(X)) \quad (4)$$

式中, X 表示输入特征张量; $\text{GAP}(\cdot)$ 表示全局上下文的全局平均池化(Global Average Pooling, GAP)算子; $\psi(\cdot)$ 表示全连接层的线性映射。

3. 构建弱隐形 PQD 复合退化数据集

3.1. 数据集构建

基于弱隐形 PQD 图像信息传递过程如图 1 所示, 结合其编码规则, 从工程实现角度出发, 针对实际打印与扫描防伪过程中不可避免的退化因素, 构建了一个用于图像复原研究的复合退化数据集。

复合退化数据集构建过程如图 2 所示, 首先生成弱隐形 PQD 高分辨率(High Resolution, HR)图像; 然后分别模拟打印阶段与扫描阶段引入的噪声退化; 最后得到与 HR 图像对应的退化(Low Resolution, LR)图像, 通过对不同成因的退化参数进行显式控制, 系统分析不同退化强度与组合方式对图像复原与信息识读性能的影响。

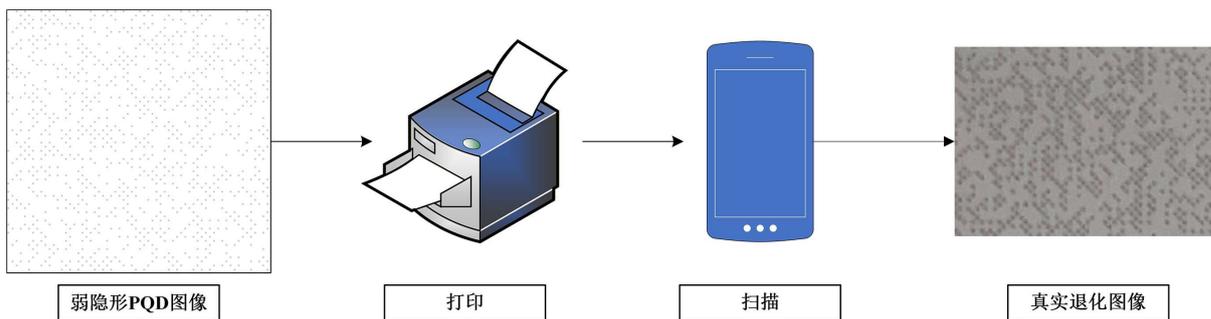


Figure 1. Information transmission process of weakly invisible PQD images
图 1. 弱隐形 PQD 图像信息传递过程

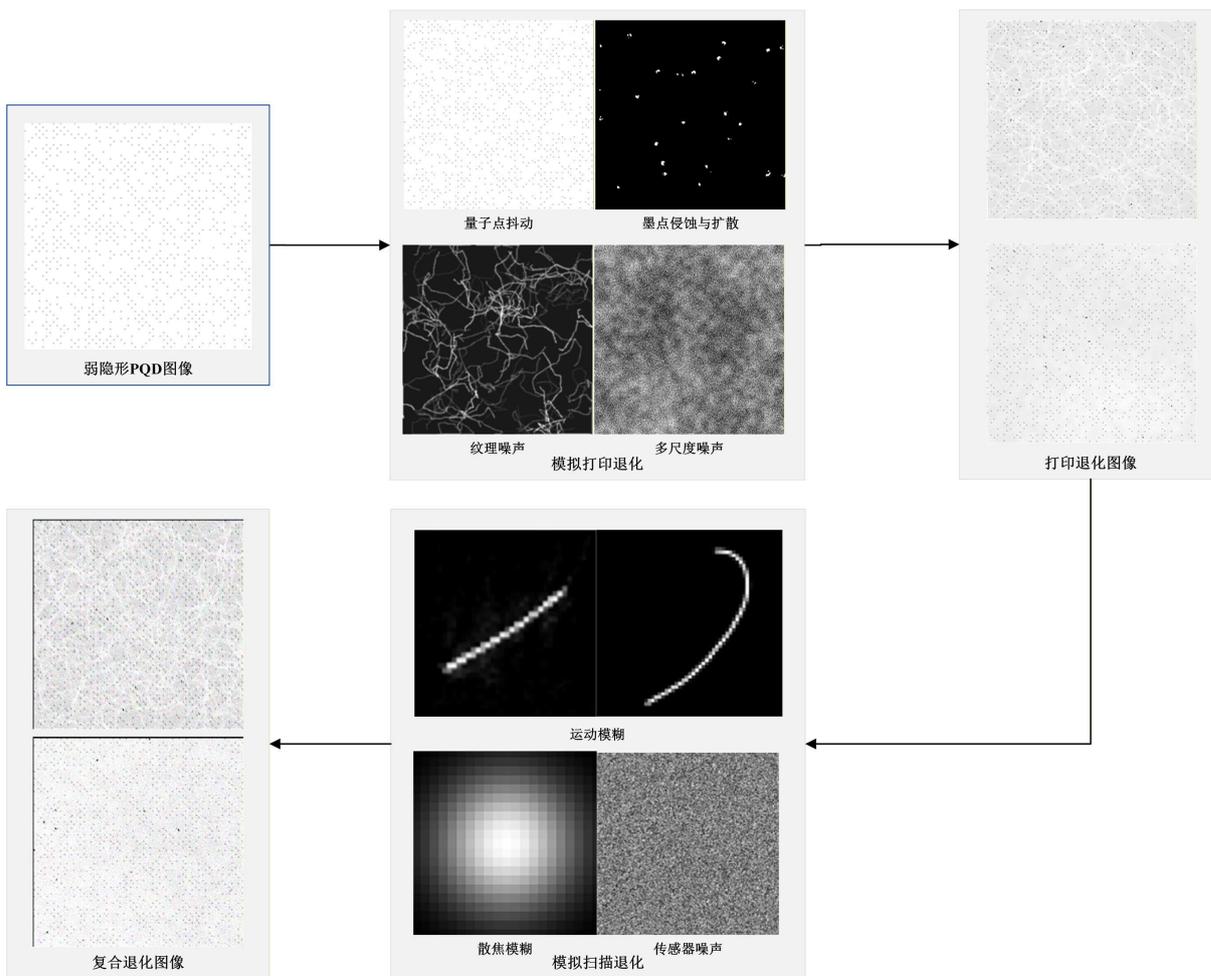


Figure 2. Construction process of composite degradation dataset
图 2. 复合退化数据集构建过程

3.2. 弱隐形 PQD 图像生成及其噪声容限分析

为构建用于退化建模与复原评估的高分辨率弱隐形 PQD 图像, 本文基于赵文康等[6]提出的 PQD 编码规则, 首先对原始信息依次进行 ChaCha20 流加密、SHA-256 数字签名以及卷积码与交织编码, 以获得具备差错控制能力的二进制编码序列; 随后利用掩膜矩阵对编码比特进行伪随机置乱, 并嵌入同步信息, 完成二值 PQD 点阵的空间映射; 最终通过信息调制算法生成弱隐形 PQD 图像。

由于 PQD 图像的信息承载依赖规则排布的离散点阵结构, 其在打印与扫描过程中对空间位置偏移、点形态扰动等噪声具有明确的容限边界, PQD 噪声容限 u_{\max} 用以描述在不破坏原有编码判决条件的前提下点阵结构可允许的最大扰动幅度, 其数学定义为:

$$u_{\max} = \left\lfloor \frac{\min(H_{gird}, W_{gird}) - S_{pmd}}{2} \right\rfloor \quad (5)$$

式中, H_{gird}, W_{gird} 为单位 PQD 分配的网格高度与宽度; S_{PMD} 为 HR 图像中单位 PQD 的宽度, 本文主要研究 $S_{PMD} = 2, H_{gird} = 8, W_{gird} = 18$ 时 $u_{\max} = 3$ 的 PQD 图像。

3.3. 模拟打印退化

在打印过程中受打印设备性能与打印介质特性的影响, PQD 可能出现位置偏移、印刷介质干扰等退化, 进而破坏点阵结构的完整性, 本节分别通过模拟 PQD 伪随机抖动、墨点溶蚀、纤维噪声与多尺度噪声实现该过程退化。

3.3.1. PQD 位置偏移

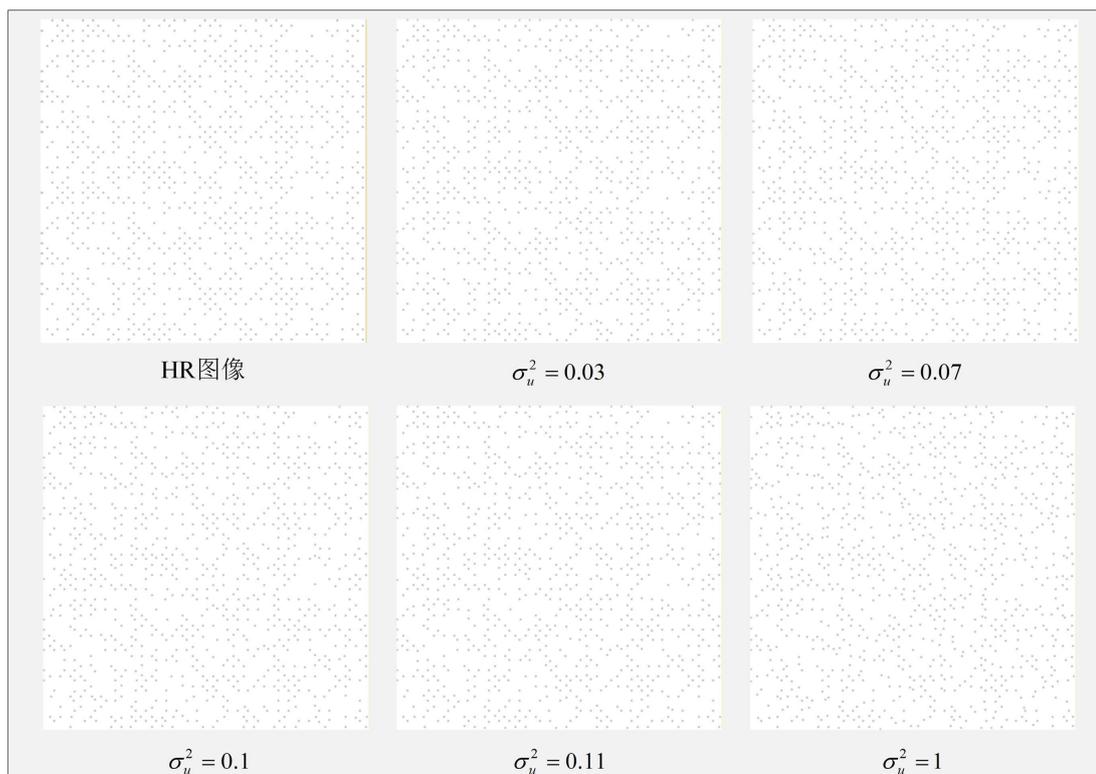


Figure 3. PQD jitter degradation effect with different variances

图 3. 不同方差的 PQD 抖动退化效果

PQD 最小结构单元在机械振动与定位误差等因素作用下发生位置偏移导致点阵整体规则性下降与局部对齐失真。本文采用伪随机抖动算法模拟该过程, 其位移向量 u_b 服从正态分布, 其统计特性见式(6), 整体退化过程见式(7)。不同方差 σ_u^2 下的 PQD 抖动退化效果如图 3 所示, 直观呈现了位移概率分布的变化对点阵空间规则性的演化影响。

$$u_b \sim N(\mu, \sigma_u^2 I), \quad \|u_b\|_\infty \leq u_{\max} \quad (6)$$

$$I_{jit}(X) = I_{HR}(X + u_b), \quad X \in B_b \quad (7)$$

式(6)中, u_b 为第 b 个 PQD 的位移向量; b 为位移均值向量; μ 为 PQD 抖动均值, σ_u^2 为量子点抖动方差, 用于量化抖动效果; u_{\max} 为最大位移幅值; 式(7)中, B_b 为第 b 个 PQD 单位区域; $I_{HR}(X)$ 为高分辨率弱隐形 PQD 图像; $X = (x, y)$ 为 PQD 像素坐标向量; $I_{jit}(X)$ 为伪随机抖动后图像。

3.3.2. PQD 印刷介质干扰

除 PQD 点阵位置偏移外, 印刷介质自身的不均匀性会对 PQD 图像产生影响, 通常表现为背景纹理干扰与墨渍污染等。为模拟上述情况, 首先生成具有随机形态与分布的斑块遮罩来模拟墨渍以及遮挡效果; 随后叠加多尺度纹理与纤维结构噪声以模拟印刷介质表面纹理的不规则性, 其退化过程见式(8)。图 4 模拟了不同噪声组合下的退化图像, 对比呈现了斑块噪声分别复合多尺度噪声与纤维结构噪声后的空域特征差异。

$$I_{pri}(X) = I_{jit}(X) + \alpha P_{fib}(X) + (1 - \alpha) P_{mult}(X) + \beta P_{blob}(X) \quad (8)$$

式中, P_{fib} 为纤维结构噪声; P_{mult} 为多尺度噪声; P_{blob} 为斑块噪声; α 为纹理噪声强度参数; β 为斑块噪声强度参数; $P_{pri}(X)$ 为模拟印刷介质扰动过程; $I_{pri}(X)$ 为模拟介质扰动后的图像。

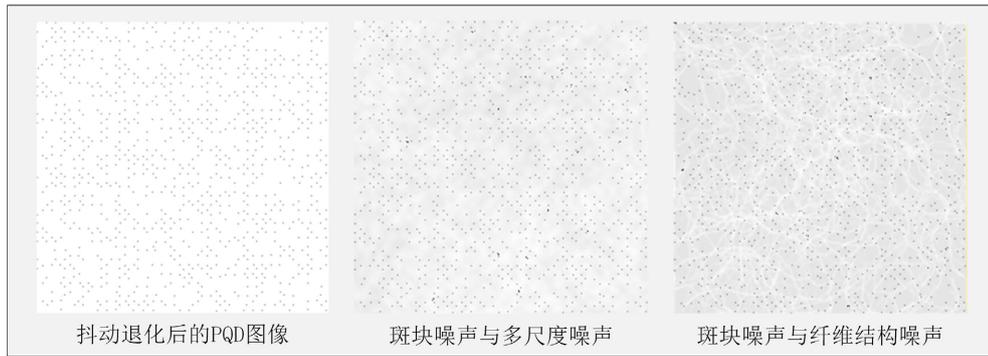


Figure 4. Degradation effect of printing media composite
图 4. 印刷介质复合退化效果

3.4. 模拟扫描退化

在图像采集阶段受成像系统性能、拍摄姿态及环境条件影响, 图像容易产生运动模糊、散焦模糊以及传感器噪声等成像退化。本文借鉴经典退化建模方法[13]-[16], 首先对模拟打印退化后的图像进行模糊处理, 然后通过下采样与高斯噪声模拟该退化, 其退化过程见式(9)。图 5 展示不同最大运动模糊长度的点阵退化图像, 直观呈现边缘锐度的衰减特征。图 6 对比不同方差的加性高斯噪声, 体现了随机干扰对图像的降质效果。

$$I_{deg}(X) = I_{pri}(X) * k(X) + n(X) \quad (9)$$

式中, $I_{\text{deg}}(X)$ 为模拟采集退化后的图像; $k(X)$ 为综合成像模糊核; $n(X)$ 为服从 $N(0, \sigma_n^2)$ 的加性高斯噪声。

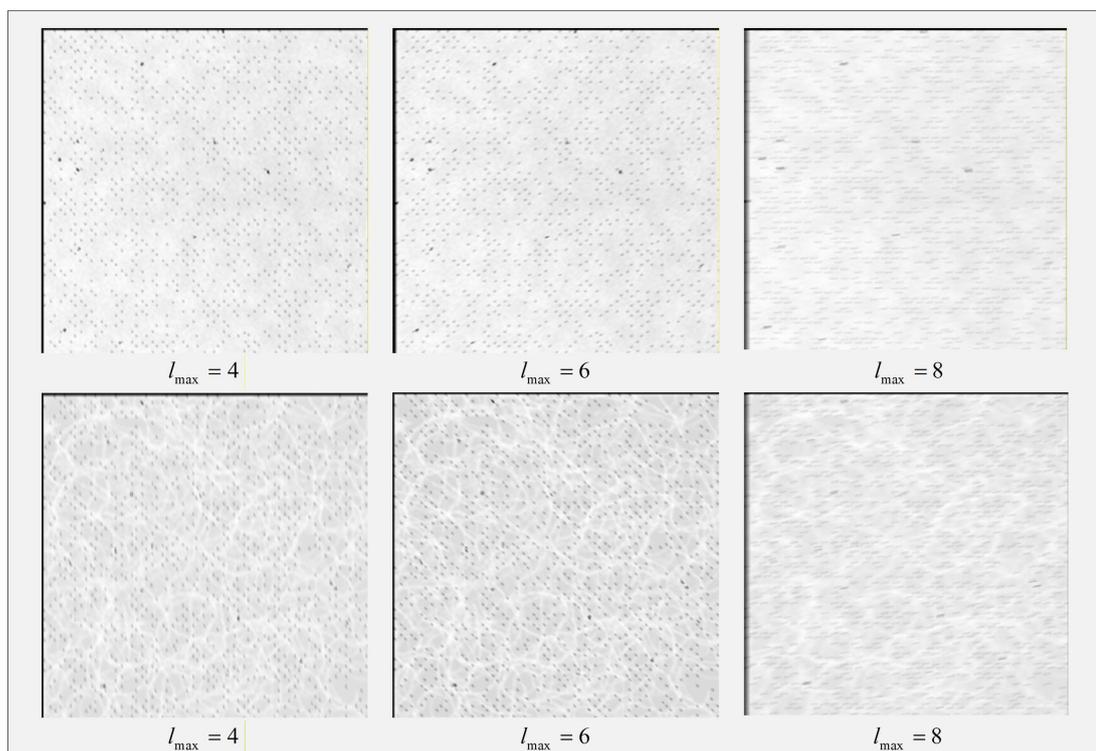


Figure 5. Motion blur degradation effects of different lengths
图 5. 不同长度的运动模糊退化效果

其中综合成像模糊核 $k(X)$ 由运动模糊与散焦模糊共同决定, 其运动模糊长度由最大运动模糊长度 l_{max} 约束, 其约束关系见式(10), 用于量化最强运动退化程度。

$$l(X) = \eta(X)l_{\text{max}}, \quad 0 \leq \eta(X) \leq 1 \quad (10)$$

式中, $l(X)$ 为图像 X 的运动模糊长度; $\eta(X)$ 为归一化空间权重函数; l_{max} 为最大运动模糊长度, 用于量化最强运动退化程度。

通过该建模方式, 可以在空间层面引入退化强度的不均匀性, 更贴近实际扫描条件下的成像特性。

3.5. 相关数据集的比较

在印刷与拍摄条件下开展图像信息复原研究时, 数据集真实退化程度直接影响模型训练效果与实验结论的可靠性。由于不同研究的研究目标与实验条件不同, 在数据集的构建方式上存在差异。

部分研究通过真实拍摄或扫描流程直接获取退化样本, 如 REDS [14]、RealBlur [15] 及 SIDD [18] 数据集均来源于实际成像过程。该类数据在退化真实性方面具有一定优势, 但采集成本较高、流程复杂, 且退化强度与类型难以精确控制。为减少真实采集与合成数据之间的差距, 也有研究在合成过程中引入贴近实际成像链路的退化建模方式, 通过对结构扰动、介质噪声及成像模糊等因素进行参数化描述, 实现对退化程度的定量刻画[13][17]。在印刷量子点及点阵图像相关研究中, 仍普遍采用基于模型的合成方式构建数据集[10]-[13], 该方法构建成本较低, 但其退化过程与真实印刷和成像条件之间仍存在一定差异。

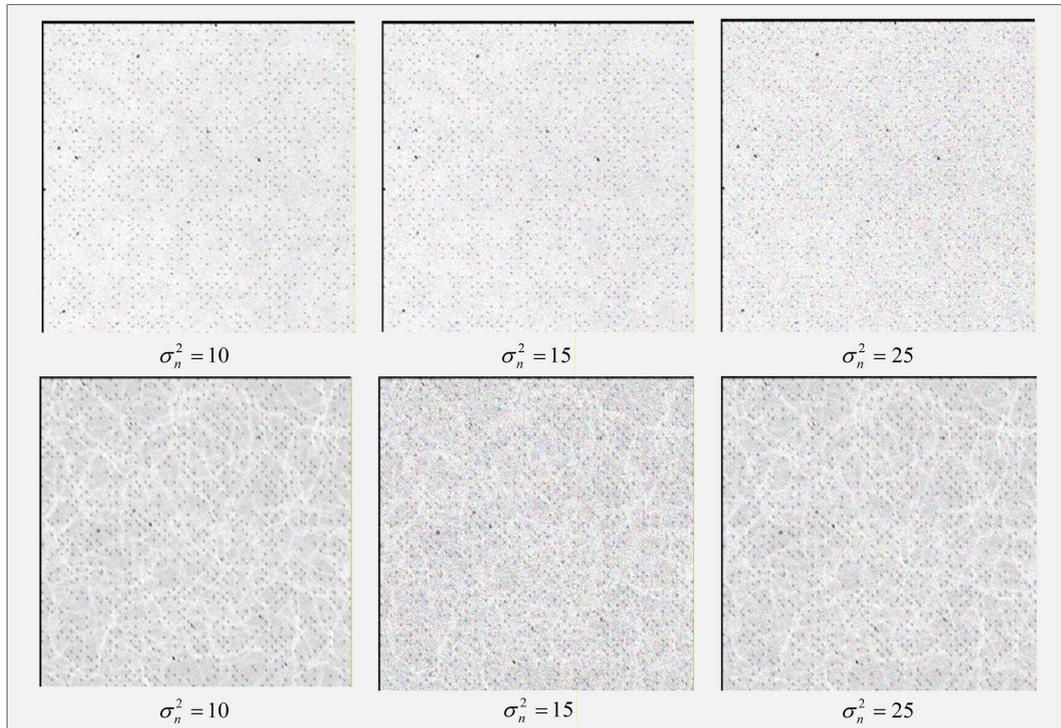


Figure 6. Sensor noise degradation effect with different variances

图 6. 不同方差的传感器噪声退化效果

表 1 对比了不同代表性研究中数据集的构建方式及其退化特性。相比之下, 本文所构建的数据集在保持退化参数可控性的同时, 引入覆盖打印与采集阶段的多类退化建模, 更有利于系统评估复原方法在复杂工程条件下的稳定性与解码可靠性。

Table 1. Comparison of dataset construction methods and degradation characteristics across different studies

表 1. 不同研究的数据集构建方式与退化特性对比

方法	应用场景	构建方式	退化类型
Yuan 等[10]	PQD 图像增强	参数化合成	复合打印噪声、简化成像噪声
Zhu 等[11]	微弱点阵图像复原	参数化合成	简化打印噪声、运动成像模糊
Nah 等[14]	图像超分辨率	真实采集	运动成像模糊、图像压缩
Rim 等[15]	图像去模糊	真实采集	运动成像模糊
Pan 等[17]	图像去模糊	混合构建	复合类型成像模糊
Abdelhamid 等[18]	图像去噪	真实采集	传感器成像噪声
本文	弱隐形 PQD 图像复原	参数化合成	复合打印噪声与成像噪声

4. 复原网络模型的设计

针对弱隐形 PQD 在实际应用场景遇到的图像退化问题, 本章设计一种基于残差增强的无激活函数网络(Residual-Enhanced Nonlinear Activation Free Network, ResNAFNet), 在整体结构上继承 NAFNet [26] 的高效设计理念的同时, 引入针对印刷结构特性的残差增强机制[22], 实现在保证训练稳定性与计算效率的

同时, 提高对细粒度点阵结构的恢复能力。

4.1. ResNAFNet 网络架构

弱隐形 PQD 图像复原任务既需要精准恢复单个量子点的形态边界, 还需要保持全局范围内点阵周期性结构, 需要同时兼顾局部高频信息与全局上下文特征。因此在整体上采用 U-Net [19]型编码与解码框架, 其网络整体结构如图 7 所示, 首先利用卷积提取浅层特征, 将图像映射到特征空间; 编码阶段利用下采样捕获全局信息, 解码阶段对称恢复空域分辨率; 利用跳跃连接融合多尺度特征抑制点阵信息在下采样过程中的损失; 最后, 通过重建层将融合特征映射回原始图像空间, 输出恢复图像。

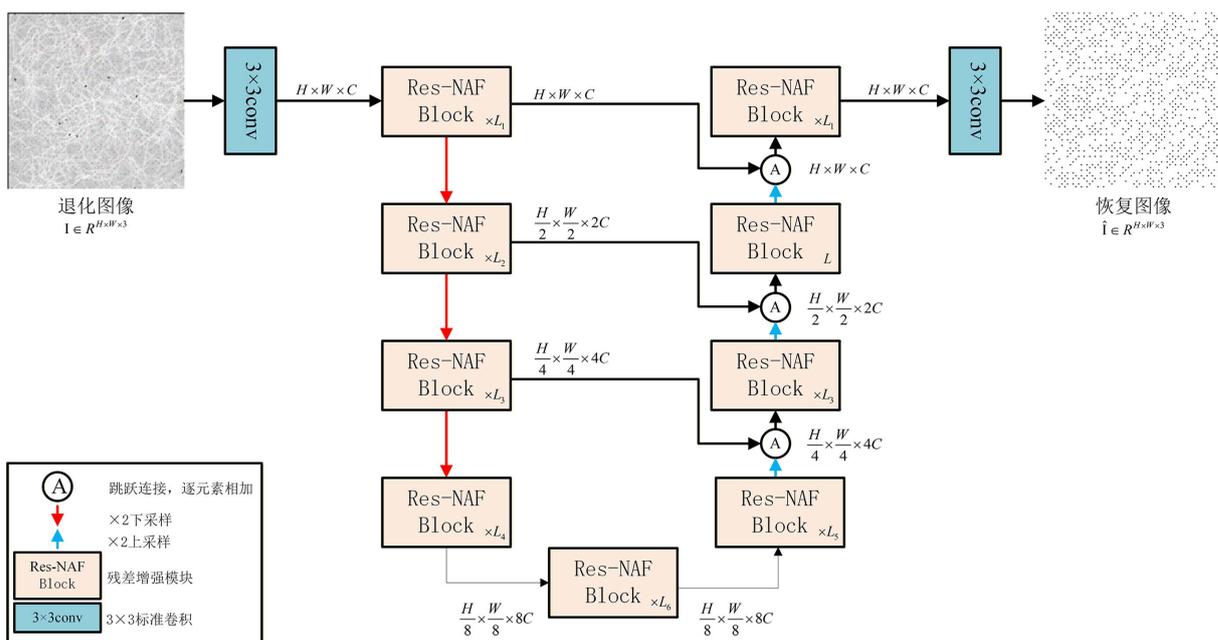


Figure 7. ResNAFNet overall network structure diagram

图 7. ResNAFNet 整体网络结构示意图

给定输入图像 I , 网络学习从退化域到清晰域的端到端映射关系为:

$$\hat{I} = F(I), \quad I, \hat{I} \in R^{H \times W \times C} \tag{11}$$

式中, $I \in R^{H \times W \times C}$ 表示输入的退化图像, H, W, C 分别表示图像的高度宽度与通道数; \hat{I} 为网络输出的复原结果, 其空间分辨率与通道维度与输入图像保持一致; $F(\cdot)$ 表示 ResNAFNet 所学习的端到端映射函数。

与传统 U-Net 不同的是, ResNAFNet 在各尺度特征变换阶段统一采用基于 NAFNet 设计思想的残差增强模块(Res-NAFBlock)作为基本构建单元, 而未额外引入复杂注意力或强非线性结构, 以保证网络结构的简洁性。

4.2. Res-NAFBlock 模块设计

NAFNet [26]通过无激活函数(Nonlinear Activation Free)的模块设计与门控机制, 在图像复原任务中兼顾了性能与计算效率。其基础模块 NAFBlock 由两个残差分支串联构成, 分别用于空间混合与通道混合。Res-NAFBlock 模块结构如图 8 所示, 在完全保留原始模块残差结构的前提下, 在第一残差分支中引入更具结构表达能力的局部残差增强机制。

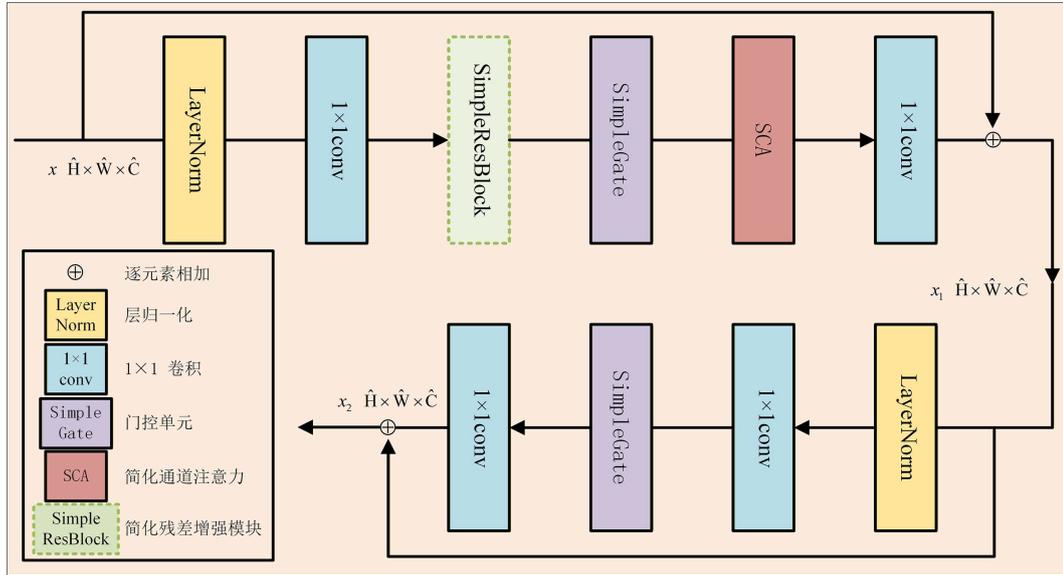


Figure 8. Structure of the residual-enhanced NAFBlock (Res-NAFBlock)
图 8. 残差增强模块(Res-NAFBlock)结构示意图

NAFBlock 在第一个残差分支中采用深度卷积(Depthwise Conv, DConv)进行空间混合, 该设计在自然图像复原中具有良好效果。但在 PQD 场景下, 对细粒度结构残差的表达能力存在一定局限, 因此将 3×3 DConv 替换为简化残差增强模块(Simple Residual-Enhanced Block, SimpleResBlock)。给定输入特征 x , Res-NAFBlock 模块的第一残差分支可表示为:

$$x_1 = x + Z_{in} \left(SCA \left(SG \left(\gamma \left(Z_{out} \left(LN(x) \right) \right) \right) \right) \right) \quad (12)$$

式中 x_1 为第一残差分支输出特征; $LN(\cdot)$ 表示层归一化操作(LayerNorm, LN); $Z_{in}(\cdot)$ 分别为通道扩展与压缩的卷积映射; $SG(\cdot)$ 表示简化门控(SimpleGate, SG)单元, 用于替换激活函数; $SCA(\cdot)$ 表示简化通道注意力(Simplified Channel Attention, SCA)模块; $\gamma(\cdot)$ 为 SimpleResBlock 模块。

第二残差分支保持原始 NAFBlock 设计, 可表示为:

$$x_2 = x_1 + Z_{in} \left(SG \left(Z_{out} \left(LN(x_1) \right) \right) \right) \quad (13)$$

式中, x_2 为第二残差分支输出特征; 其余变量同式(13)。

4.3. SimpleResBlock 模块设计

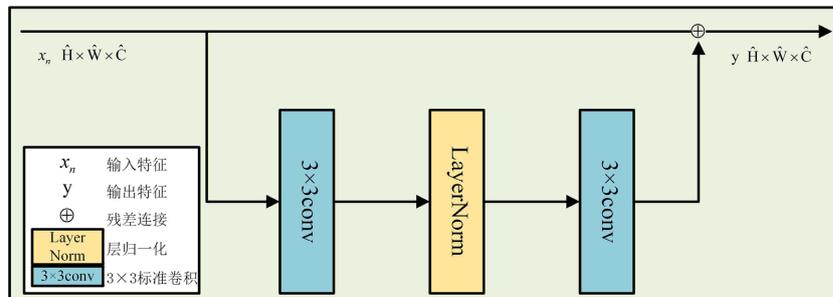


Figure 9. Architecture of simplified residual enhancement block (SimpleResBlock)
图 9. 简化残差增强模块(SimpleResBlock)结构示意图

SimpleResBlock 是用于替换 DConv 的残差增强模块, 该模块遵循无激活函数思想, 不引入 ReLU、GELU 等显式非线性激活函数, 使用残差结构对局部特征进行线性增强。残差结构如图 9 所示, 由两层 3×3 卷积(Conv)与中间层归一化构成, 通过恒等映射实现残差连接, 可表示为:

$$y = x_r + c_2(\text{LN}(c_1(x_r))) \quad (14)$$

式中, x_r 为上一层输出特征; y 为本层输出特征; $c_1(\cdot), c_2(\cdot)$ 为标准 3×3 卷积。

5. 实验及结果分析

为验证上文提出方法在弱隐形 PQD 图像复原任务中的有效性, 本章依次从实验环境配置、数据集设置、评价指标、实验结果展示及结果分析五个维度展开, 系统评估模型在不同退化条件下的复原性能。

5.1. 实验环境配置

实验在 Intel Xeon E5-2683 V3 处理器和 NVIDIA Titan Xp 图形处理器的工作站上完成, 操作系统为 Ubuntu 22.04.5, 深度学习框架采用 PyTorch 1.11.0。模型采用 ResNAFNet 网络结构, 网络宽度设为 32, 编码阶段、瓶颈层及解码阶段的模块数量分别为 $[1, 1, 1, 28]$ 、1 和 $[1, 1, 1, 1]$ 。训练数据以成对形式输入, 输入图像尺寸为 320×320 , 并进行随机翻转与旋转增强。采用 AdamW 优化器, 初始学习率与权重衰减为 1×10^{-3} , 动量参数为 $\beta_1 = \beta_2 = 0.9$, 学习率采用余弦退火策略, 最大迭代次数为 64,000。所有对比方法均在相同硬件环境与数据划分条件下进行训练与测试。

5.2. 数据集设置

实验数据集使用第 3 章所述退化生成方法构建。针对不同退化强度与复杂程度, 生成单通道退化与多通道叠加退化两个子数据集, 分别记为 Level-1 和 Level-2。每个子数据集均包含 16,000 对图像样本, 每对样本由一幅 HR 及其对应的 LR 构成。数据集按照 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集, 用于模型训练、参数调优与性能评估。各子集中随机数与样本分布一致, 以保证实验结果的可对比性。

5.3. 评价指标

在图像复原研究中, PSNR、SSIM 等指标被广泛用于衡量复原结果的视觉质量[18]-[24]。这类指标主要反映像素级误差和整体结构相似性。在半色调与印刷量子点防伪应用中, 防伪微结构的完整性、稳定性及可识读性才是核心目标。Yuan 等[10]引入误码率(Bit Error Rate, BER)与欧氏距离(Euclidean Distance, ED)评价点阵恢复情况。Zhu 等[11]提出结构一致性(Similarity Percentage, SP)指标量化点阵完整性。此外, 复原图像的解码成功率(Decoding Success Rate, DSR)为评价复原效果的直观指标, 通过标准识读算法[8]对复原前后的图像进行解码[6], 客观评估模型有效性, 其数学关系为:

$$\text{DSR} = \frac{N_{\text{success}}}{N_{\text{total}}} \times 100\% \quad (15)$$

式中, N_{success} 表示测试集中经标准识读算法解码成功的复原图像数量; N_{total} 表示测试集中复原图像的总数量。

5.4. 实验结果

按照 5.1 节实验设置, 并基于 5.2 节数据集的划分方式, 各模型仅在训练集上进行参数学习, 训练过程中利用验证集对模型性能进行监控, 以防止过拟合。最后在独立测试集上依据 5.3 节的评价指标对模型复原性能进行定量评估。

首先, 从视觉效果角度对复原结果进行展示, 图 10、图 11 分别给出了不同方法在 Level-1 与 Level-2 测试集上的复原效果展示。

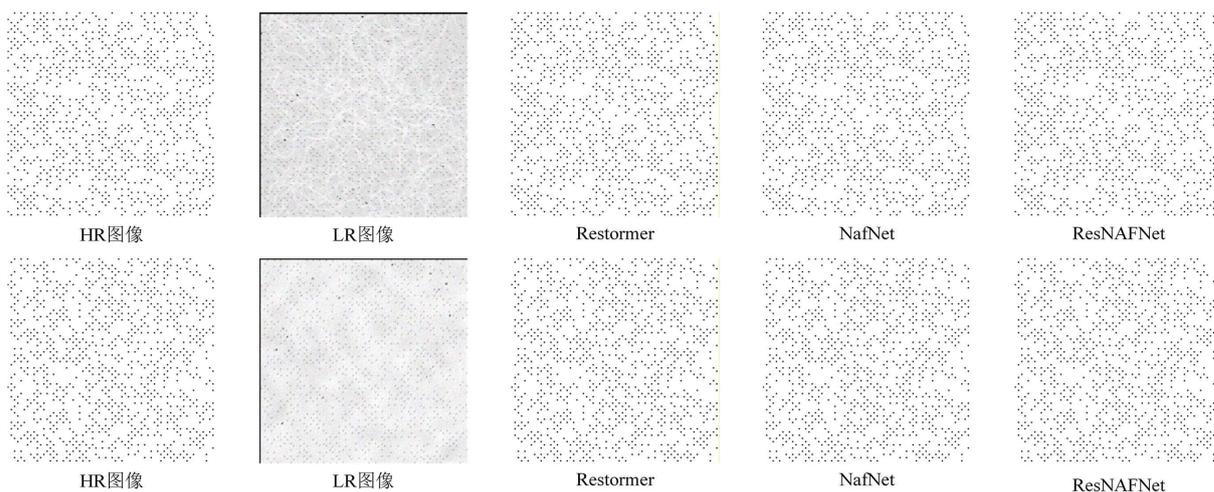


Figure 10. The restoration results of different methods on the Level-1 test dataset

图 10. 不同方法在 Level-1 数据集上的复原效果展示

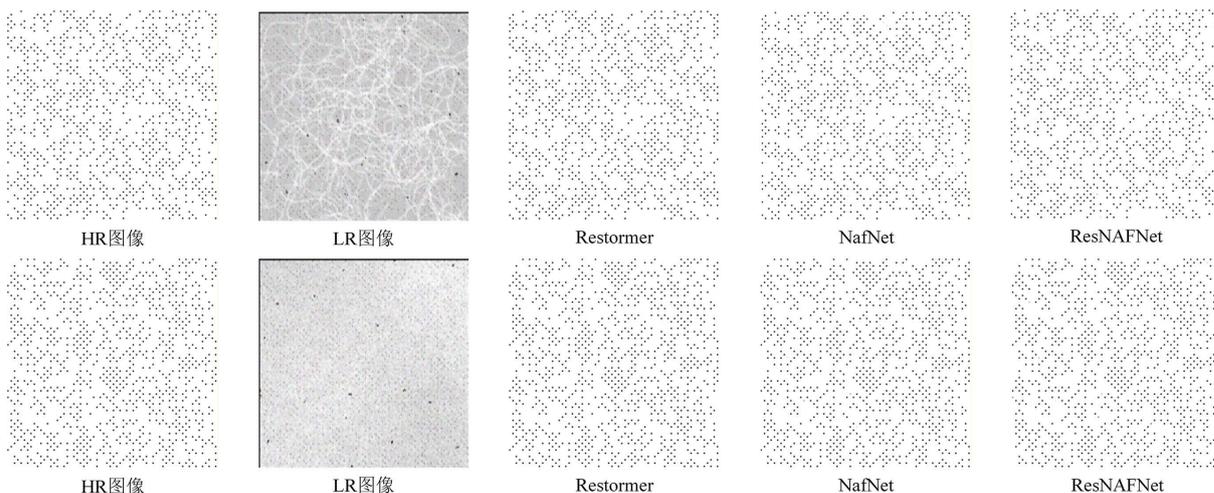


Figure 11. The restoration results of different methods on the Level-2 test dataset

图 11. 不同方法在 Level-2 数据集上的复原效果展示

然后, 基于 Level-1 与 Level-2 测试集对不同方法的 PSNR、SSIM、BER 与 ED 指标进行定量统计, 结果汇总于表 2。数值结果表明, 所提出方法在多数指标上取得了较优的综合性能, 尤其在复杂退化条件下, 误码率相关指标表现更为稳定。

最后, 为验证复原前后对实际信息识读的影响, 进一步统计不同方法在 Level-1 与 Level-2 测试集上的 DSR 结果如表 3 所示。

5.5. 结果分析

综合视觉效果、表 2 和表 3 的实验结果可以看出, 在 Level-1 与 Level-2 数据集上, 各方法均能够实现一定程度的图像复原, 但在不同评价指标上的表现存在差异。从视觉效果与 PSNR、SSIM 等指标来看。

Table 2. Experimental results of PSNR, SSIM, BER and ED for different methods
表 2. 不同方法的 PSNR、SSIM、BER、ED 结果

方法	Restormer [20]		NafNet [26]		ResNAFNet (本文)	
	Level-1	Level-2	Level-1	Level-2	Level-1	Level-2
PSNR (dB)	45.4103	37.9428	55.0951	45.1072	54.1724	45.3521
SSIM	0.9988	0.9961	0.9991	0.9975	0.9993	0.9976
BER (%)	0.0067	0.0253	0.0061	0.0132	0.0038	0.0124
ED (pixels)	2.2997	4.6651	1.4548	3.0354	1.4757	2.9342

Table 3. DSR results of different methods on Level-1 and Level-2 test sets
表 3. 不同方法在 Level-1 与 Level-2 测试集上的 DSR 结果

		LR 图像	Restormer [20]	NafNet [26]	ResNAFNet (本文)
Level-1	DSR(%)	1.69	89.73	88.90	89.82
Level-2		3.20	87.68	87.32	88.75

各方法在复原后均能够较好地恢复点阵结构的整体形态, 指标差异相对有限。相比之下, BER 与 ED 指标对点阵局部错位与边缘偏移更为敏感, 能够有效反映 PQD 结构的恢复质量。所提出方法在 Level-1 与 Level-2 数据集上的 BER 分别为 0.0038% 和 0.0124%, ED 分别为 1.4757 pixels 和 2.9342 pixels, 均优于对比方法, 尤其在 Level-1 数据集上表现出更为稳定的误码控制能力。进一步从工程应用角度分析, DSR 在两个数据集上稳定控制在 88.75% 以上, 比 LR 图像的提高了 85.55%, 但在 Level-2 数据集上, 不同方法之间仍存在差异, 表明点阵结构恢复质量仍会直接影响后续信息识读结果。

综上所述, 所提出的 ResNAFNet 在复合退化条件下能够兼顾视觉质量与结构一致性, 在 BER、ED 及 FR 等相关的指标上表现出良好的综合性能, 验证了该方法在印刷量子点图像复原任务中的有效性与鲁棒性。

6. 结束语

针对印刷量子点图像在实际应用中打印与扫描过程的复合退化影响而导致信息识读可靠性下降的问题, 构建了包含单通道复合退化(Level-1)与多通道复合退化(Level-2)的参数可控数据集, 用于系统评估复原方法在不同、复杂退化场景下的性能表现; 设计了一种基于 NAFNet 的 ResNAFNet 复原模型, 在保证点阵整体结构恢复的同时增强了对局部错位与边缘偏移的抑制能力; 实验结果表明, 在 Level-1 与 Level-2 测试集上, 该方法分别取得 BER 为 0.0124% 和 0.0038%、ED 为 2.9342 pixels 和 1.4757 pixels 的稳定表现。从工程应用角度分析, 复原后图像的 DSR 控制在 88.75% 以上, 相比退化图像提升 85.55%, 验证了所提出方法在复合退化印刷量子点图像复原及实际信息识读任务中的有效性与工程适用性。未来工作将进一步结合模型轻量化与实际采集条件优化, 以提升方法在复杂应用环境中的适应能力。

基金项目

国家自然科学基金面上项目(61972042)。

参考文献

- [1] 张进. 基于半色调图像的数字水印技术研究[D]: [硕士学位论文]. 西安: 西安理工大学, 2025.
- [2] 葛乃馨. 半色调信息隐藏防伪研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京林业大学, 2019.

- [3] 丁海洋. 基于点扩散和误差扩散的半色调自隐藏算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(1): 245-250.
- [4] 王璇. 半色调图像微结构信息快速提取算法及应用研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京印刷学院, 2025.
- [5] 朱建乐. 盲同步印刷量子点信息隐藏编解码技术研究[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京印刷学院, 2025.
- [6] 赵文康, 曹鹏. 基于印刷量子点的可靠性复合光谱图像编解码算法研究[J]. 包装工程, 2025, 46(7): 173-182.
- [7] 池稼轩, 曹鹏, 王明飞. 基于 PWM 占空比的印刷量子点图像信息识读[J]. 包装工程, 2022, 43(13): 282-295.
- [8] Yang, H. and Cao, P. (2024) Weak Invisible Dot Matrix Recognition Algorithm Based on Image Processing and Frequency Modulation Pulse Duty Cycle. 2024 *5th International Symposium on Computer Engineering and Intelligent Communications (ISCEIC)*, Wuhan, 8-10 November 2024, 595-602. <https://doi.org/10.1109/isceic63613.2024.10810199>
- [9] Zhen, Y. and Cao, P. (2020) Research on Restoration Algorithm of Halftone Anti-Counterfeiting Images. *Proceedings of the 2020 8th International Conference on Information Technology: IoT and Smart City*, Xi'an, 25-27 December 2020, 133-137. <https://doi.org/10.1145/3446999.3447024>
- [10] Yuan, B. and Cao, P. (2021) Research on Enhancement and Extraction Algorithms of Printed Quantum Dots Image Using a Generative Adversarial Network.
- [11] Zhu, A. and Cao, P. (2024) An Efficient Restoration Method for the Faint Dot Matrix Images. *International Journal of Computer Applications*, **186**, 1-10. <https://doi.org/10.5120/ijca2024924084>
- [12] Zhu, A. and Cao, P. (2025) Scratched Coating QR Code Image Restoration Based on the Pluralistic Image Completion Deep Learning Method. *Journal of Imaging Science and Technology*, **69**, 1-11. <https://doi.org/10.2352/j.imagingsci.technol.2025.69.3.030414>
- [13] Katsaggelos, A.K. and Wang, J. (2012) Modeling the Performance of Image Restoration from Motion Blur. *IEEE Transactions on Image Processing*, **21**, 3502-3517.
- [14] Nah, S., Hyun, K. and Lee, K.M. (2019) REDS: A Dataset for Image Restoration Tasks. *CVPR Workshops 2019*, Long Beach, 16-20 June 2019.
- [15] Rim, J., Kim, S., Kim, S., et al. (2020) RealBlur: A Dataset for Training and Benchmarking Real-World Image Deblurring. *ECCV 2020*, Glasgow, 23-28 August 2020.
- [16] Nah, S., Kim, T.H. and Lee, K.M. (2017) Deep Multi-Scale Convolutional Neural Network for Dynamic Scene Deblurring. 2017 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, 21-26 July 2017, 257-265. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2017.35>
- [17] Pan, J., Bai, Y., Tang, J., et al. (2022) MC-Blur: A Comprehensive Benchmark for Image Deblurring. arXiv: 2112.00234.
- [18] Abdelhamed, A., Lin, S. and Brown, M.S. (2018) A High-Quality Denoising Dataset for Smartphone Cameras. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, 18-23 June 2018, 1692-1700. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00182>
- [19] Ronneberger, O., Fischer, P. and Brox, T. (2015) U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In: Navab, N., Hornegger, J., Wells, W. and Frangi, A., Eds., *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015*, Springer, 234-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- [20] Zamir, S.W., Arora, A., Khan, S., et al. (2021) Restormer: Efficient Transformer for High-Resolution Image Restoration. arXiv: 2111.09881.
- [21] He, K., Zhang, X., Ren, S. and Sun, J. (2016) Deep Residual Learning for Image Recognition. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 770-778. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.90>
- [22] Dong, C., Loy, C.C., He, K. and Tang, X. (2016) Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **38**, 295-307. <https://doi.org/10.1109/tpami.2015.2439281>
- [23] Kim, J., Lee, J.K. and Lee, K.M. (2016) Accurate Image Super-Resolution Using Very Deep Convolutional Networks. 2016 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Las Vegas, 27-30 June 2016, 1646-1654. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.182>
- [24] Kupyn, O., Budzan, V., Mykhailych, M., Mishkin, D. and Matas, J. (2018) DeblurGAN: Blind Motion Deblurring Using Conditional Adversarial Networks. 2018 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Salt Lake City, 18-23 June 2018, 8183-8192. <https://doi.org/10.1109/cvpr.2018.00854>
- [25] Kupyn, O., Martyniuk, T., Wu, J. and Wang, Z.Y. (2019) DeblurGAN-v2: Deblurring (Orders-of-Magnitude) Faster and Better. 2019 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, 27 October-2 November 2019, 8878-8886.
- [26] Chen, L., Chu, X., Zhang, X. and Sun, J. (2022) Simple Baselines for Image Restoration. In: Avidan, S., Brostow, G., Cissé, M., Farinella, G.M. and Hassner, T., Eds., *Computer Vision—ECCV 2022*, Springer, 17-33. https://doi.org/10.1007/978-3-031-20071-7_2