刘华卿, 丁德锐, 汤文超. 基于 Meyer 变换和多尺度特征恢复的低光图像增强扩散模型[J]. 智能计算机与应用,2026,16(7):1-9. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24112504

基于 Meyer 变换和多尺度特征恢复的低光图像增强扩散模型

刘华卿, 丁德锐, 汤文超
(上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘 要: 现有的低光图像增强方法虽然可以提升图像亮度,却无法充分抑制噪声并捕获图像细节。扩散模型在去噪和增强细节方面具有显著的优势,但存在推理时间长、计算资源消耗大等不足。因此,本文针对低光图像增强任务,提出了基于 Meyer 变换和多尺度特征恢复的扩散模型。首先,采用 Meyer 小波变换的扩散模型,可以有效地增强低光图像,改善图像的视觉效果。其次,提出了多尺度特征提取模块,并进一步设计了基于多尺度特征的高频恢复模块(MS-HFRM)。通过多尺度特征提取、膨胀卷积、深度可分离卷积及残差连接的综合应用,提供了一种高效且精细的高频恢复策略。再者,引入亮度一致性损失,确保了推理图像与正常光照一致性。实验表明,该方法可以充分抑制增亮后噪声的产生,获取清晰的细节纹理和边缘结构,图像恢复质量优异。此外,评估实验表明了模型具有较好的泛化能力,消融实验也验证了网络结构设计的有效性。

关键词: 低光图像增强; 扩散模型; Meyer 小波变换; 多尺度特征; 高频恢复模块
中图分类号: TP399 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)07-0001-09

Diffusion model for low-light image enhancement based on Meyer transform and multi-scale feature recovery

LIU Huaqing, DING Derui, TANG Wenchao
(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: Existing methods for low-light image enhancement can improve image brightness, but often fail to suppress noise effectively and capture fine details. The diffusion model has significant advantages in denoising and detail refinement, however, its practical application is hindered by long inference times and high computational resource demands. Therefore, in this paper, a diffusion model based on Meyer transform and multi-scale feature recovery is proposed for the low-light image enhancement task. Firstly, the diffusion model with Meyer wavelet transform can effectively enhance the low-light image and improve the visual effect of the image. Secondly, a multiscale feature extraction module is proposed and a Multi-Scale feature-based High Frequency Recovery Module (MS-HFRM) is further designed. Through the combined application of multiscale feature extraction, expansion convolution, depth-separable convolution and residual joining, an efficient and fine-grained high-frequency recovery strategy is provided. Further, the introduction of luminance consistency loss ensures that the inferred image is consistent with normal illumination. Experiments show that the method can sufficiently suppress the generation of noise after brightness enhancement, acquire clear detailed textures and edge structures, and have excellent image recovery quality. In addition, the evaluation experiments show that the model has good generalization ability, and the ablation experiments verify the effectiveness of the network structure design.

Key words: low-light image enhancement; diffusion model; Meyer wavelet transform; multi-scale features; high-frequency recovery module

0 引 言

随着数字图像技术的迅猛发展,图像处理在科研和工业应用中愈发重要。然而,在低光照条件下拍摄的图像常面临如低对比度、细节模糊及噪声等问题,特别是在夜间监控、无人机巡航和水下探测等

基金项目: 国家自然科学基金(62373251)。

作者简介: 刘华卿(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:深度学习,图像处理; 汤文超(2002—),男,硕士研究生。主要研究方向:医学图像分割。

通信作者: 丁德锐(1981—),男,博士,教授,CCF 会员(L7810M)。主要研究方向:深度学习,图像处理,智能算法研究等。Email:deruiding2010@usst.edu.cn。

收稿日期: 2024-11-25

应用中,环境光线的不足使得图像难以满足实际需求。因此,低光图像增强(Low - Light Image Enhancement, LLIE)技术应运而生[1-2],旨在将低光图像转换为高质量的图像,以提升视觉效果和后续任务的可行性。

现有的低光图像增强方法可分为传统方法和基于深度学习的方法。传统方法如直方图均衡化(Histogram Equalization, HE)[3]和 Retinex 理论[4],通过调整图像的直方图或分解反射率和照度来提升图像的对比度,然而,这些方法在复杂低光环境和高噪声图像处理方面能力有限,且缺乏良好的泛化性和鲁棒性。深度学习方法则通过神经网络建模低光图像与正常照度图像之间的关系进行增强,但易出现过拟合,尤其在恢复微弱细节时,过拟合可能引发增强现象并放大噪声[5-6]。

近年来,去噪扩散概率模型(Denoising Diffusion Probabilistic Models, DDPM)因其在图像生成和恢复任务中的优异表现而受到广泛关注。DDPM 依赖于去噪自编码器的分层结构,能够从随机抽样的高斯噪声中迭代地生成高质量图像[7-8],在超分辨率[9]和图像修复[10]等任务中展现出明显性能优势。然而,扩散模型通常需要大量的计算资源和较长的推理时间。为解决这一问题,文献[11]提出了一种基于小波变换的扩散模型框架,提高了训练的效率。

受此启发,本文设计了一种基于 Meyer 小波变换的扩散模型。具体地,输入图像经过 Meyer 小波变换后分为平均系数和高频信息两个部分。其中,平均系数进行扩散操作,高频系数通过精心设计的多尺度特征的高频恢复模块(MS-HFRM)进行恢复,从而减少推理时间和计算资源。特别地,在 MS-HFRM 中,多尺度特征提取模块充分学习图像的垂直和水平信息,并结合膨胀卷积捕获图像整体结构信息。此外,引入了亮度一致性损失 L_{bc}(Brightness Consistency Loss),以确保图像低频信息的恢复与正常光照一致。最终,通过在公共数据集上的实验,验证了提出方法在低光图像增强任务中的优越性。

1 研究设计方案

本文设计了一种基于 Meyer 小波变换的扩散模型。首先,输入图像经过 Meyer 小波变换,获得平均系数 A_{low}^{K} 和高频信息 A_{high}^{K} 两个部分;然后,平均系数进行扩散操作,高频系数通过 MS-HFRM 模块进行恢复,在减少推理时间和计算资源的同时,实现了图像细节捕捉与更高的低光图像增强,系统结构如图 1 所示。

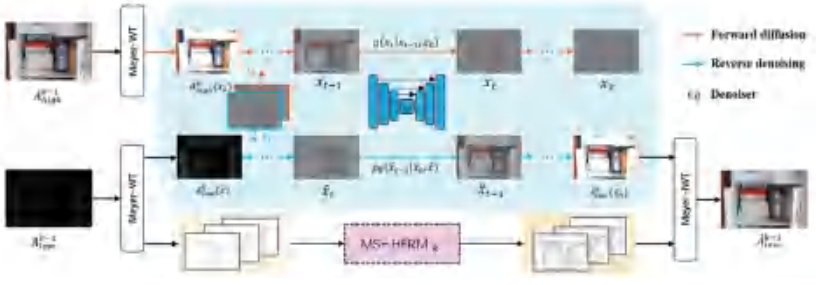


图 1 基于 Meyer 小波变换的扩散模型结构

Fig. 1 Structure of the diffusion model based on Meyer wavelet transform

1.1 基于小波变换的条件扩散模型

2020 年,Google Brain 提出了去噪概率模型 DDPM[7],引领了生成式模型研究与应用的新潮流。该模型包括前向扩散和反向过程。前向过程根据固定的方差序列 β_t 向图片中注入高斯噪声,在 T 个时间步上依次破坏数据,最终得到纯噪声 $x_T \sim N(0,1)$。其中,第 t 步可表示为:

$$q(x_t \mid x_{t-1}) = N(x_t, \sqrt{1-\beta_t}x_{t-1}, \beta_t I) \quad (1)$$

反向过程利用神经网络对数据样本去噪,过程可表示为:

$$p_\theta(\hat{x}_{t-1} \mid \hat{x}_t) = N\left(\hat{x}_{t-1}, \frac{1-\bar{\alpha}_{t-1}}{1-\bar{\alpha}_t}\beta_t\right) \quad (2)$$

$$\hat{x}_{t-1} = \frac{1}{\sqrt{\alpha_t}}\left(\hat{x}_t - \frac{\beta_t}{\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}}\epsilon_\theta(x_t, t)\right) \quad (3)$$

其中,$\alpha_t = 1-\beta_t$;$\bar{\alpha}_t = \prod_{i=0}^{t}\alpha_i$;$\epsilon_\theta(x_t, t)$ 可采用传统的 U-Net 网络[12]来预测。

随后,条件扩散模型的出现展现出更优秀的图像数据合成和编辑能力[13],其目标是在不改变 x 的正向扩散的情况下实现条件反向去噪,从而使采样

结果对条件为 $\tilde{x}$ 的分布具有高保真度。最终过程表示如下：

$$x_{t-1}=\sqrt{\bar{\alpha}_{t-1}}\left(\frac{x_t-\sqrt{1-\bar{\alpha}_t}\cdot\epsilon_\theta(x_t,\tilde{x},t)}{\sqrt{\bar{\alpha}_t}}\right)+\sqrt{1-\bar{\alpha}_{t-1}}\cdot\epsilon_\theta(x_t,\tilde{x},t) \tag{4}$$

此时，反向采样过程表示为 $x_{t-1}\sim p_\theta(x_{t-1}\mid x_t,\tilde{x})$，网络优化的目标函数为：

$$L_{\text{simple}}=\mathbb{E}_{x_0,t,\epsilon_t\sim N(0,1)}[\|\epsilon_t-\epsilon_\theta(x_t,\tilde{x},t)\|^2] \tag{5}$$

对于低照度图像增强任务来说，低光图像可以作为 $\tilde{x}$ 条件协助生成高光图像。不断重复执行式(4)中的反向操作，即可得到高光图 x_0。然而，上述条件扩散模型存在推理时间长和计算资源消耗大两个挑战。为了解决这些问题，文献[11]提出了一种基于小波的条件扩散模型(WCDM)。该模型将输入的弱光图像 I_{low} 转换到小波域，只对平均系数 A_{low}^K 进行扩散处理，从而大大降低了空间维数，实现了图像的有效恢复。据此，将扩散模型的目标函数改写为：

$$L_{\text{diff}}=\mathbb{E}_{x_0,t,\epsilon_t\sim N(0,1)}[\|\epsilon_t-\epsilon_\theta(x_t,\tilde{x},t)\|^2]+\|\hat{A}_{\text{low}}^K-A_{\text{high}}^K\|^2 \tag{6}$$

1.2　Meyer 小波变换

对于变换方法的选取，在确保网络中其他模块一致的情况下，与多个传统变换方法进行对比，Meyer 小波变换表现得更为优越。各种变换方法可视化示例如图 2 所示。图 2 中右侧分别为使用多分辨率复小波变换、双树复小波变换和 Meyer 小波变换方法的局部放大图。从图 2 中不难发现，傅里叶变换和曲线金字塔变换无法有效地捕获图像信息，出现灰色窗纱效应，无法观察到图像内容；离散余弦变换(DCT)不具备更平滑的频率响应，从而导致明显的拼接伪影；而多分辨率复小波变换和双树复小波变换的结果放大后像素拼接显现出明显的马赛克状，不利于图像细节边缘处的观察；Meyer 小波变换通过其平滑的频率响应和紧支撑特性[14-15]，能够有效捕捉图像的高频和低频信息，提升低光图像的质量并确保细节重建。



(a) 曲线金字塔变换　(b) 傅里叶变换　(c) 离散余弦变换

(d) 多分辨率复小波变换　(e) 双树复小波变换　(f) Meyer小波

图 2　各种变换方法的可视化示例

Fig. 2　Examples of visualization of various transform methods

在本文中，给定一张低光照图像 $I_{\text{low}}\in\mathbb{R}^{\frac{H}{2}\times\frac{W}{2}\times c}$，使用 Meyer 小波变换沿着行与列的方向对其进行采样，从而将输入图像分解为个子带，即：

$$A_1^{\text{low}},\{V_1^{\text{low}},H_1^{\text{low}},D_1^{\text{low}}\}=\text{Meyer}-\text{WT}(I_{\text{low}}) \tag{7}$$

其中，$A_1^{\text{low}},V_1^{\text{low}},H_1^{\text{low}},D_1^{\text{low}}\in\mathbb{R}^{\frac{H}{2}\times\frac{W}{2}\times c}$ 分别表示图像的低频平均信息和在垂直、水平及对角方向的高频信息。为了进一步提高效率，对低频系数进行多次 Meyer 小波变换，从而逐级缩小其空间维度。对此可表示为：

$$A_k^{\text{low}},\{V_k^{\text{low}},H_k^{\text{low}},D_k^{\text{low}}\}=\text{Meyer}-\text{WT}(A_{k-1}^{\text{low}}) \tag{8}$$

其中，$k\in[1,K]$，A_k^{low}，V_k^{low}，H_k^{low}，$D_k^{\text{low}}\in\mathbb{R}^{\frac{H}{2^k}\times\frac{W}{2^k}\times c}$。由图 2 可知，只需将低频系数输入扩散模型进行训练推理，这种方法可以有效减少推理时间与计算资源需求。对于高频系数 $V_k^{\text{low}},H_k^{\text{low}},D_k^{\text{low}}$，研究中采用多尺度高频恢复模块(MS_HFRM)进行细节增强。此后，通过逆小波变换将低频和高频成分组合，可恢复出原图像。

1.3　基于多尺度特征的高频恢复模块

本文提出了一种基于多尺度特征提取的高频恢复模块(MS-HFRM)，如图 3 所示，旨在更全面有效地理解输入数据，提升图像的恢复效果。通过多尺度特征更好地理解输入数据，平衡细节捕捉与图像上下文保留。

不同内核大小的卷积层可捕获不同空间分辨率的特征[16]。小卷积核(如 3×3)专注于细节和高频信息，大卷积核(如 5×5)聚合更广泛区域的信息，结合两者可以增强特征表示的丰富性。具体公式如下：

$$\text{Feature} = \text{Conv2d}(W_{\text{low}}, k=5, p=2) + \text{Conv2d}(W_{\text{high}}, k=3, p=1) \quad (9)$$

其中，W_{low} 和 W_{high} 分别表示低频和高频卷积核的权重，k 表示卷积核的大小；p 表示填充大小。

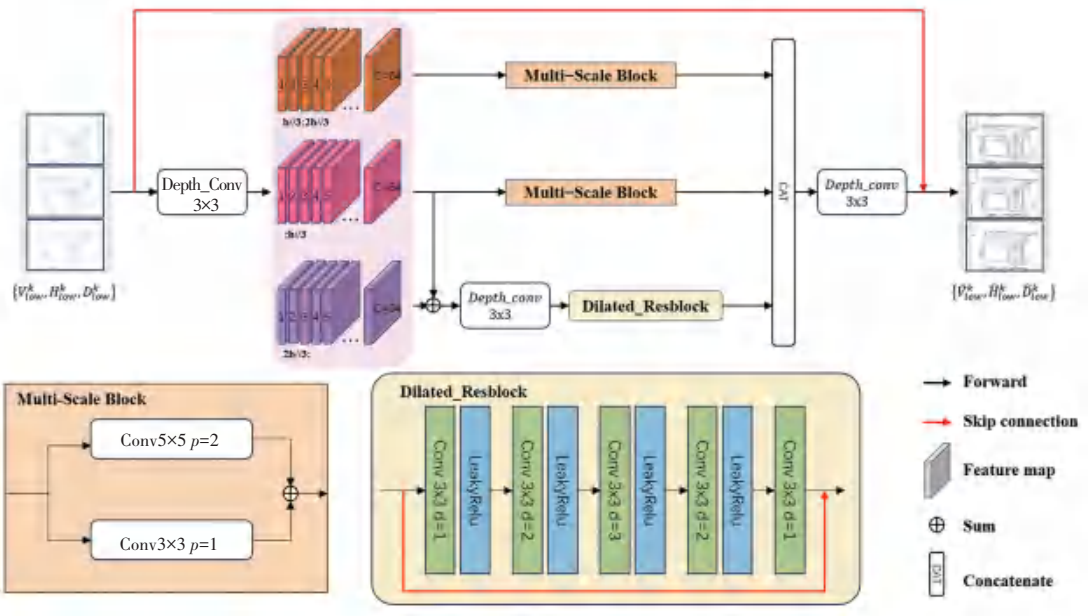


图 3 基于多尺度特征的高频恢复模块

Fig. 3 High-frequency recovery module based on multi-scale features

通过集成可分离深度卷积(Depth_Conv)[17]、多尺度特征提取模块(Multi-Scale Block)和膨胀卷积残差模块(Dilated Resblock)，研发设计出基于多尺度特征高频恢复模块 MS-HFRM，原理公式为：

$$y = \text{Depth_Conv}[\text{Multi}(x_{\text{LH}}), \text{Multi}(x_{\text{HL}}), \text{Dilated}_{d=1,2,3}(\text{Depth_Conv}(x_{\text{HH}}, x_{\text{HL}}))] + x \quad (10)$$

引入 Multi-Scale Block 使得模块能够同时捕获全局信息和局部细节，有效恢复图像中的频率信息，提升图像细节的保真度。引入 Dilated_Block 处理最高频信息，每层使用不同膨胀率，通过插入空洞来扩大卷积核的感受野，捕捉到更大范围的上下文信息，且同时保持较低的计算复杂度[18]。模块中还多次使用可分离深度卷积和残差连接，更高效地对环境进行部署，还能解决梯度消失问题，加速训练。

1.4 损失函数

本文使用式(6)中的目标函数 L_{diff} 来优化扩散模型。此外，通过结合 MSE 损耗和 TV 损耗[19]组成 L_{high} 损失，负责重构高频系数。定义公式为：

$$L_{\text{high}} = \lambda_1 \sum_{k=1}^{K} \text{TV}(\{\hat{V}_{\text{low}}^k, \hat{H}_{\text{low}}^k, \hat{D}_{\text{low}}^k\}) + \lambda_2 \sum^{K} \| \{\hat{V}_{\text{low}}^k, \hat{H}_{\text{low}}^k, \hat{D}_{\text{low}}^k\} - \{V_{\text{high}}^k, H_{\text{high}}^k, D_{\text{high}}^k\} \|^2 \quad (11)$$

其中，λ_1 和 λ_2 为权值参数，分别设为 0.01 和 0.1[20]。由于低频系数包含了图像的全局信息，而其他高频系数则聚焦于局部细节。因此，在 Meyer 小波域中恢复低光图像的关键在于确保低频系数的自然光照与正常光照一致。故定义亮度一致性损失 L_{bc}，以量化预测图像和真实图像之间的亮度差异。此损失计算了预测图像和真实图像的平均亮度之间的平均绝对误差：

$$L_{\text{bc}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left| \frac{1}{C} \sum_{c=1}^{C} \hat{I}_i^{(c)} - \frac{1}{C} \sum_{c=1}^{C} I_i^{(c)} \right| \quad (12)$$

其中，N 表示批次中的图像数；C 通道数；$\hat{I}_i^{(c)}$ 表示预测图像 c 通道处的像素值；$I_i^{(c)}$ 表示真实图像 c 通道处的像素值。最终结合 $L1$ 损失和 SSIM 损失来最小化预测图像 $\hat{I}_{\text{low}}$ 与真实图像 I_{high} 之间的内容差异，即：

$$L_{\text{all}} = |\hat{I}_{\text{low}} - I_{\text{high}}|_1 + (1 - \text{SSIM}(\hat{I}_{\text{low}}, I_{\text{high}})) + L_{\text{bc}} \quad (13)$$

2 实验及结果分析

2.1 数据集

本文在 LOL 数据集上进行训练和评估，在 LOLv2-real[21]和 LSRW[22]数据集上评估提出方法的性能。

(1)LOL 数据集：该公开数据集包含 500 对在现实生活中拍摄的真实图像，图像的大小为 600×400，每张低光照图像匹配一张曝光良好的图像作为参考。该数据集包含 15 对图像用于评估。

（2）LOLv2-real 数据集：该数据集共有 789 对图像，包含 689 对训练图像和 100 对评估图像，每张图像的大小为 600×400。

（3）LSRW 数据集：该数据集包含 5650 张配对图像，其中由尼康 D7500 拍摄的配对图像为 3 170 张；华为 P40 Pro 拍摄 2 480 张配对图像，其中 30 对用于评估。所有图像的大小为 960×720。

2.2　实验环境

2.2.1　实施细节

实验在一台配置 NVIDIA GeForce RTX 3090 显卡和 Pytorch 深度学习框架的设备上实现。网络不经过预训练且固定随机种子进行随机初始化。在训练过程中，本文将每张图像随机剪裁成 256×256 的小批量 patch 输入，batch 设置为 4，epoch 选择为 700，使用的梯度下降优化算法为 Adam，固定学习率 1×10^{-4}，无权重衰减。

2.2.2　评估指标

为了定量评价不同方法的弱光图像增强性能，本文采用 2 个全参考失真指标：峰值信噪比（PSNR）和结构相似性指数（SSIM）。此外，采用一个感知指标即学习感知图像块相似度（LPIPS）来衡量增强结果的视觉质量。其中，衡量图像重建保真度的 PSNR 是基于均方的原始图像像素点与处理后图像像素点误差；SSIM 是评价幅图像的结构相似度。PSNR 和 SSIM 越高，图像增强效果越好。PSNR 公式如下：

$$\mathrm{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{\mathrm{MAX}_I^2}{\mathrm{MSE}}\right) = 20\log_{10}\left(\frac{\mathrm{MAX}_I}{\sqrt{\mathrm{MSE}}}\right) \quad (14)$$

其中，MSE 意味着像素点之间的均方误差，MAX_I 表示图像颜色的最大值点。

较低的 LPIPS 值表示更接近人类感知的恢复性能，具有评估图像之间感知距离能力。公式如下：

$$\mathrm{LPIPS} = d(X_{\mathrm{output}}, X_{\mathrm{high}}) = \sum_l \frac{1}{H_l W_l}\sum_{h,w} \| \omega_l \odot (\hat{X}^l_{\mathrm{high}} - \hat{X}^l_{\mathrm{output}}) \|_2^2 \quad (15)$$

其中，d 表示真实图像 X_{high} 和预测图像 X_{output} 之间的感知距离；l 表示 l^{th} 层的特征映射；$\hat{X}^l_{\mathrm{high}}$ 和 $\hat{X}^l_{\mathrm{output}}$ 分别表示 l 层真实图像特征和预测图像特征的平均值。

2.3　结果与分析

为了验证所提出方法的优越性，进行了大量对比实验。对比模型包含 Zero-DCE[23]、KinD++[24] 等经典网络以及 URetinexNet[25]、Retinex-Former[26] 等最新、最先进的方法。

2.3.1　定量分析

结合先进方法，基于 LOL 数据集的 PSNR 和 SSIM 结果见表 1。由表 1 可知，本文建立的模型在 PSNR 和 SSIM 指标上均取得了最好的效果，分别比近期表现优秀的 Retinex-Former 高 0.358 和 0.030。该模型在 LOL 真实数据集和 LSRW 数据集上的评估结果见表 2。由表 2 可知，尽管未在 LOLv2 数据集上训练，仍在 2 个指标上达到最高值，显著超越其他方法。以上结果证明了本文模型在低照度图像增强上的优异表现和良好的泛化能力。

表 1　不同方法在 LOL 数据集上 3 个量化指标的结果

Table 1　Quantitative metrics results of different methods on the LOL dataset

Network models	PSNR ↑	SSIM ↑
Retinex-Net(2018)	16.77	0.563
Zero-DCE(2020)	14.56	0.553
RUAS(2021)	18.23	0.717
EnlightenGAN(2021)	17.48	0.578
KinD(2019)	20.87	0.717
KinD++(2021)	21.30	0.818
URetinexNet(2022)	21.33	0.833
Uformer(2022)	18.547	0.721
Restormer(2022)	22.365	0.816
Retinex-Former(2023)	25.610	0.845
LYT-Net(2024)	24.130	0.844
本文模型	**25.968**	**0.875**

注：加黑数据为最佳结果，加下划线数据为次优结果。

表 2　不同方法在 LOLv2real 和 LSRW 数据集上量化指标的结果

Table 2　Quantitative metrics results of different methods on the LOLv2real and LSRW datasets

Network models	LOLv2real		LSRW	
	PSNR ↑	SSIM ↑	PSNR ↑	SSIM ↑
Retinex-Net(2018)	19.49	0.552	15.91	0.373
Zero-DCE(2020)	20.31	0.744	15.83	0.467
RUAS(2021)	17.49	0.745	14.44	0.428
EnlightenGAN(2021)	18.68	0.678	16.31	0.470
KinD(2019)	22.16	0.876	17.03	0.499
KinD++(2021)	19.50	0.823	16.97	0.412
URetinex-Net(2022)	18.70	0.842	19.14	0.557
Retinex-Former(2023)	22.80	0.840	19.14	0.573
LYT-Net(2024)	22.93	0.840	18.47	0.564
本文模型	**28.71**	**0.883**	**20.29**	**0.635**

注：加黑数据为最佳结果，加下划线数据为次优结果。

2.3.2 定性分析

除了客观评价,本小节还展示了代表性图像的可视化结果以验证模型效果。不同方法在 LOL 数据集、LOLv2real 数据集和 LSRW 数据集上的可视化结果见图 4~图 6。从图 4 可见,LOL 数据集中,第一排可视化结果中模型的增强效果明显不理想,既无法提高整体亮度,也不能充分增强图像细节。其他方法如 Uformer 和 Retinex-Former 虽然有优势,但放大了噪声;LYT-Net 尽管增强能力较强,但无法准确增强边缘结构。此外,本文方法在 LOLv2 和 LSRW 数据集上表现同样出色,生成的图像在亮度、颜色、细节和边缘结构上接近 GT,且在图 6 走廊图像中,与各方法比较下,仅本文成功恢复出了天花板的细节,显示出扩散模型对图像细节的推理能力。总体而言,本文方法保持了良好的细节、边缘增强效果,且几乎无噪声、伪影和曝光问题。

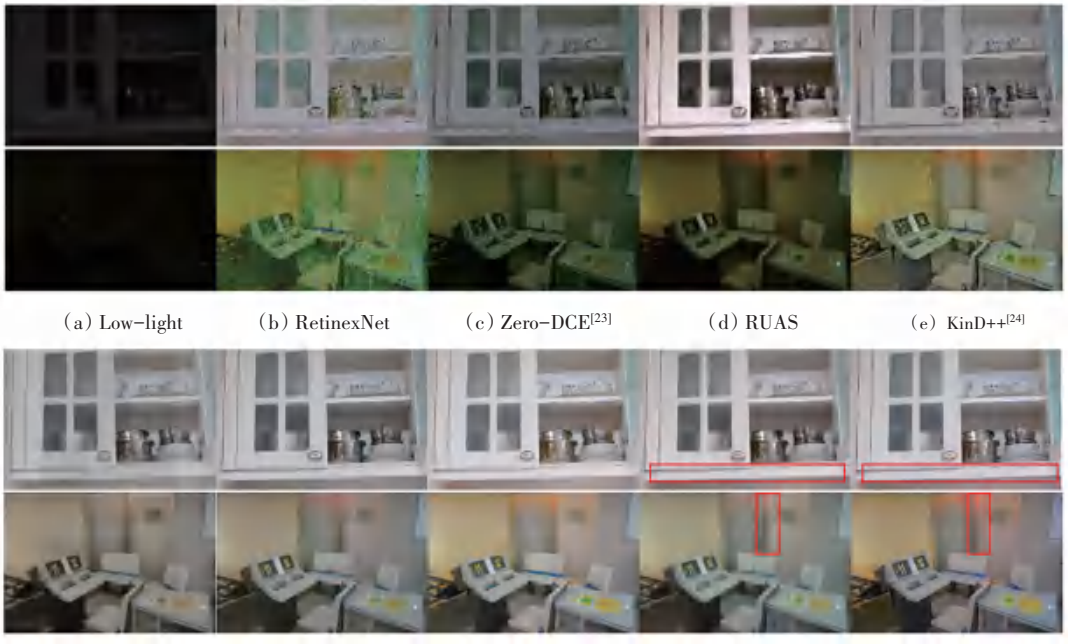


图 4 不同方法在 LOL 数据集上的可视化结果

Fig. 4 Visualization results of different methods on the LOL dataset



图 5 不同方法在 LOLv2real 数据集上的可视化结果

Fig. 5 Visualization results of different methods on the LOLv2real dataset

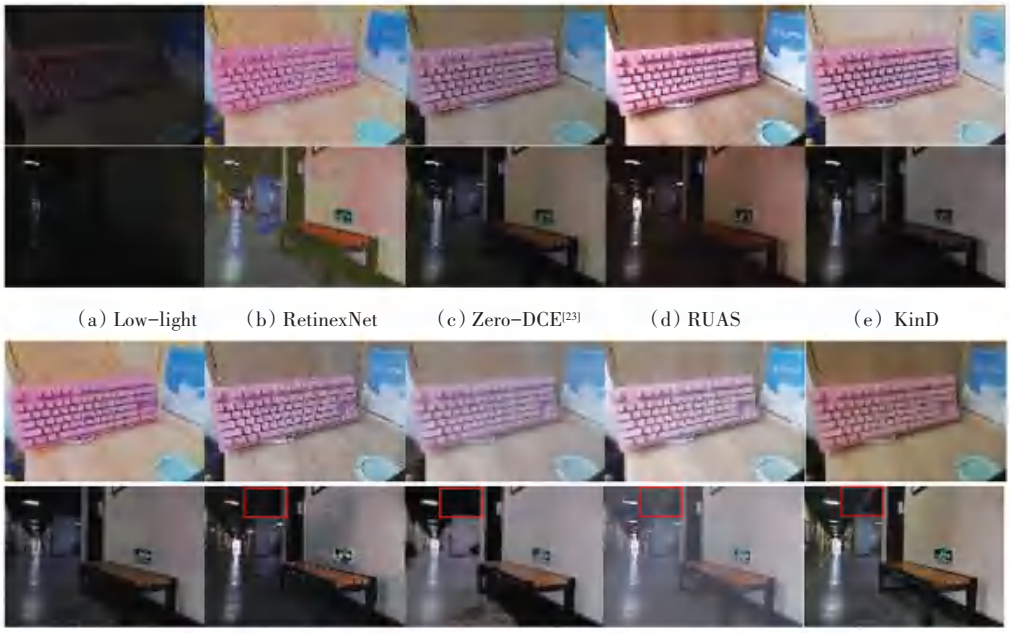


图 6　不同方法在 LSRW 数据集上的可视化结果

Fig. 6　Visualization results of different methods on LSRW dataset

2.4　消融实验

本节通过烧蚀研究评估了不同组件配置对本文方法的影响，验证各模块的有效性。

首先，使用基于频率信息高频恢复模块（见图 7）在 LOL 测试集上评估不同小波变换方法的性能。实验结果见表 3。由表 3 可知，使用 Meyer 小波变换时 PSNR、SSIM 指标有很大提高。结合图 2 对比发现，Meyer 小波综合表现能力更强，更利于观察图像细节。在此基础上，使用 MS-HFRM 作为高频恢复模块，并加入亮度一致性损失，验证该设计的有效性。表 3 实验结果显示，3 个指标均有所增强。同时，给出了不同小波变换的可视化结果（如图 8 所示），使用多尺度高频恢复模块和加入亮度一致性损失的可视化结果如图 9 所示。由图 9 可以看出，加入亮度一致性损失后，图片色彩与亮度的增强效果更好。综上所述，所设计的基于 Meyer 小波变换和多尺度高频恢复模块对图像增强的质量有重要的改善。

表 3　参与消融实验的网络结构在 LOL 数据集上取得的实验结果

Table 3　Experimental results obtained on the LOL dataset for the network structures involved in the ablation experiments

Variant	Component	PSNR	SSIM	LPIPS
Base	Model with 多分辨率复小波	23.999 1	0.616 2	0.155 6
	Model with 双树复小波	23.728 1	0.789 6	0.150 7
	Model with Meyer 小波	24.661 5	0.842 4	0.176 2
Meyer	Meyer + MS_HFRM	25.117 0	0.868 1	0.130 6
	Meyer + MS_HFRM + L_{bc}	25.968 0	0.875 3	0.129 4

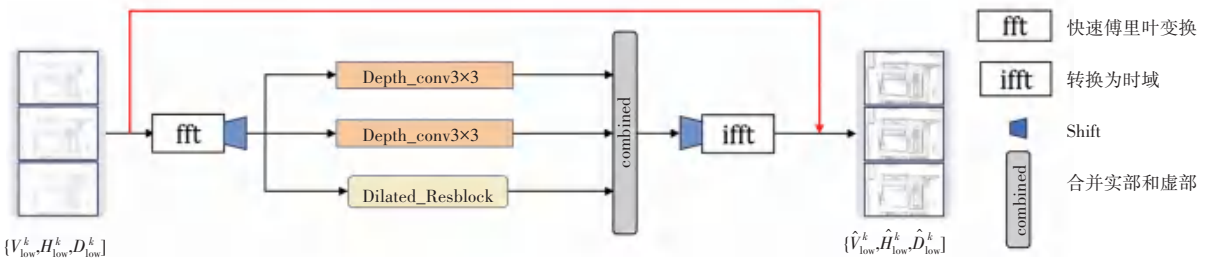


图 7　基于频率信息的卷积神经网络

Fig. 7　Convolutional neural network based on frequency information



(a) Low-light (b) 多分辨率复小波 (c) 双树复小波 (d) Meyer 小波 (e) GT

图 8 不同小波变换的可视化结果

Fig. 8 Visualization results for different wavelet transforms



(a) Low-light (b) +MS_HFRM (c) + L_{bc} (d) GT

图 9 使用多尺度高频恢复模块和加入亮度一致性损失的可视化结果

Fig. 9 Visualization results using the multiscale high-frequency recovery module and incorporating luminance coherence loss

3 结束语

本文基于扩散模型研究低照度图像增强任务，采用 Meyer 小波变换和多尺度特征的高频恢复模块，旨在提高信息利用效率并减少推理时间和计算复杂度。Meyer 小波变换可以更好地保持图像细节和边缘、具有平滑的频率响应和较低的计算复杂度。多尺度特征提取模块结合不同卷积核的优势，增强了特征表示，使 MS- HFRM 模块具备更全面的特征表达能力，提升图像质量。实验结果表明，本文方法优于其他模型，具有良好的泛化性，并能有效恢复低照度图像细节。

参考文献

[1] 姜雪松，姚鸿勋. 夜晚图像增强方法综述[J]. 智能计算机与应用，2020，10(3)：394-403.

[2] 吕伏，崔向燕，刘铁. 亮度均衡与边缘强化的多尺度低照度图像增强算法[J]. 激光与光电子学进展，2024，61(12)：451-459.

[3] Singh K，Kapoor R. Image enhancement using xposure based sub image histogram equalization[J]. Pattern Recognition Letters，2014，36:10-14.

[4] Li M，Liu J，Yang W，et al. Structure-revealing low-light image enhancement via robust Retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing，2018，27(6):2828-2841.

[5] Jiang Y，Gong X，Liu D，et al. Enlighten GAN：Deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing，2021，30:2340-2349.

[6] Yang S，Zhou D，Cao J，et al. Rethinking low-light enhancement via Transformer GAN[J]. IEEE Signal Processing Letters，2022，29:1082-1086.

[7] Ho J，Jain A，Abbeel P. Denoising diffusion probalilistic models[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2020，33:6840-6851.

[8] Prafulla D，Alexander N. Diffusion models beat GANs on image synthesis[J]. Advances in Neural Information Processing Systems，2021，34:8780-8794.

[9] 付奕博，谢东海，王志博，等. 基于条件控制扩散模型的遥感图像超分辨率增强算法[J]. 地球信息科学学报，2024，26(10)：2384-2393.

[10] Ozan O，Robert L. Restoring vision in adverse weather conditions with patch - based denoising diffusion models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2023，45(8):10346-10357.

[11] Jiang H，Luo A，Fan H Q，et al. Low-light image enhancement with wavelet - based diffusion odels[J]. arXiv preprint arXiv，2306. 00306，2023.

[12] Olaf R，Philipp F，Thomas B. UNet：Convolutional networks for biomedical image segmentation[C] //Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer - Assisted Intervention. Munich，Germany：MICCAI，2015:234-241.

[13] Chung H，Sim B，Ye J. Come - closer - diffuse - faster：Accelerating conditional diffusion models for inverse problems through stochastic contraction[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway，NJ：IEEE，2022：12413-12422.

[14] Kottakkaran S N，Iqra N，Muhammad A Z R，et al. Intelligent computing framework to analyze the transmission risk of COVID-19：Meyer wavelet artificial neural networks[J]. Computational Biology and Chemistry，2024，113:108234.

[15] Wu M. Wavelet transform based on Meyer algorithm for image edge and blocking artifact reduction[J]. Information Sciences，2019，474:125-135.

[16] Behera T K，Bakshi S，Nappi M，et al. Superpixel - based multiscale CNN approach toward multiclass object segmentation from UAV-captured aerial images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing，2023，16：1771-1784.

[17] 李嘉乾，张雷. 基于深度可分离卷积的表情识别改进方法[J]. 智能计算机与应用，2023，13(5)：58-63.

[18] Jiang H，Ren Y，Yu Y，et al. Combining spatial and frequency information for image deblurring[J]. IEEE Signal Processing Letters，2022，29:1679-1683.

[19] Chan S H，Ramsin K，Gibson K B，et al. An augmented lagrangian method for total variation video restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing，2011，20(11):3097-3111.

[20] Liu R S, Ma L, Zhang J A, et al. Retinex-inspired unrolling with cooperative prior architecture search for low-light image enhancement[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2021: 10561-10570.

[21] Yang W, Wang W, Huang H, et al. Sparse gradient regularized deep Retinex network for robust low-light image enhancement [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2072-2086.

[22] Hai J, Xuan Z, Yang R, et al. R2rnet: Low-light image enhancement via real-low to real-normal network [J]. Visual Communication and Image Representation, 2023, 90: 103712.

[23] Guo C, Li C, Guo J, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C] //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1780-1789.

[24] Zhang Y H, Guo X J, Ma J Y, et al. Beyond brightening low-light images[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129: 1013-1037.

[25] Wu W, Weng J, Zhang P, et al. URetinex-Net: Retinex-based deep unfolding network for low-light image enhancement[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2022: 5901-5910.

[26] Cai Y H, Bian H, Lin J, et al. Retinexformer: One-stage Retinex-based Transformer for ow-light image enhancement [C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, NJ: IEEE, 2023: 12504-12513.