

光电工程

Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊
Scopus CSCD

一种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法

刘光辉, 杨琦, 孟月波, 赵敏华, 杨华

引用本文:

刘光辉, 杨琦, 孟月波, 等. 一种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法[J]. *光电工程*, 2023, **50**(4): 220231.

Liu G H, Yang Q, Meng Y B, et al. A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(4): 220231.

<https://doi.org/10.12086/oe.2023.220231>

收稿日期: 2022-09-21; 修改日期: 2022-12-20; 录用日期: 2022-12-30

相关论文

边界注意力辅助的动态图卷积视网膜血管分割

吕佳, 王泽宇, 梁浩城

光电工程 2023, **50**(1): 220116 doi: [10.12086/oe.2023.220116](https://doi.org/10.12086/oe.2023.220116)

面向遥感图像检索的级联池化自注意力研究

吴刚, 葛芸, 储璐, 叶发茂

光电工程 2022, **49**(12): 220029 doi: [10.12086/oe.2022.220029](https://doi.org/10.12086/oe.2022.220029)

深度双重注意力的生成与判别联合学习的行人重识别

张晓艳, 张宝华, 吕晓琪, 谷宇, 王月明, 刘新, 任彦, 李建军

光电工程 2021, **48**(5): 200388 doi: [10.12086/oe.2021.200388](https://doi.org/10.12086/oe.2021.200388)

融合注意力的多尺度Faster RCNN的裂纹检测

陈海永, 赵鹏, 闫皓炜

光电工程 2021, **48**(1): 200112 doi: [10.12086/oe.2021.200112](https://doi.org/10.12086/oe.2021.200112)

更多相关论文见光电期刊集群网站 



光电工程
Opto-Electronic Engineering

<http://cn.ojournal.org/oe>



OE_Journal



Website

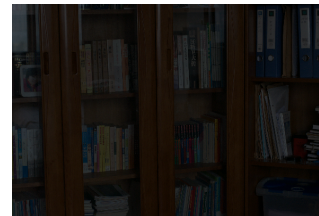


DOI: 10.12086/oe.2023.220231

一种并行混合注意力的 渐进融合图像增强方法

刘光辉*, 杨琦, 孟月波, 赵敏华, 杨华

西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055



摘要: 针对低照度图像增强过程中出现的色彩失真、噪声放大和细节信息丢失等问题, 提出一种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法 (progressive fusion of parallel hybrid attention, PFA)。首先, 设计多尺度加权聚合网络 (multi-scale weighted aggregation, MWA), 通过聚合不同感受野下学习到的多尺度特征, 促进局部特征的全域化表征, 加强原始图像细节信息的保留; 其次, 提出并行混合注意力结构 (parallel hybrid attention module, PHA), 利用像素注意力和通道注意力并联组合排列, 缓解不同分支注意力分布滞后造成的颜色差异, 通过相邻注意力间的信息相互补充有效提高图像的色彩表现力并弱化噪声; 最后, 设计渐进特征融合模块 (progressive feature fusion module, PFM), 在三个阶段由粗及细对前阶段输入特征进行再处理, 补充因网络深度增加造成的浅层特征流失, 避免因单阶段特征堆叠导致的信息冗余。LOL、DICM、MEF 和 LIME 数据集上的实验结果表明, 本文方法在多个评价指标上的表现均优于对比方法。

关键词: 图像增强; 多尺度加权聚合; 并行混合注意力; 渐进融合; 信息冗余

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

刘光辉, 杨琦, 孟月波, 等. 一种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法 [J]. 光电工程, 2023, 50(4): 220231

Liu G H, Yang Q, Meng Y B, et al. A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, 50(4): 220231

A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention

Liu Guanghui*, Yang Qi, Meng Yuebo, Zhao Minhua, Yang Hua

School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China

Abstract: Aiming at the problems of color distortion, noise amplification, and loss of detailed information in the process of low illumination image enhancement, a progressive fusion of parallel hybrid attention (PFA) is proposed. First, a multi-scale weighted aggregation (MWA) network is designed to aggregate multi-scale features learned from different receptive fields, promote the global representation of local features, and strengthen the retention of original image details; Secondly, a parallel hybrid attention module (PHA) is proposed. Pixel attention and channel attention are combined in parallel to alleviate the color difference caused by the distribution lag of different branches of attention, and the information between adjacent attention is used to complement each other to effectively improve the color representation of images and reduce noise; Finally, a progressive feature fusion module (PFM) is designed to reprocess the input features of the previous stage from coarse to fine in three stages,

收稿日期: 2022-09-21; 修回日期: 2022-12-20; 录用日期: 2022-12-30

基金项目: 国家自然科学基金面上项目 (52278125); 陕西省重点研发计划 (2021SF-429)

*通信作者: 刘光辉, guanghui@163.com。

版权所有©2023 中国科学院光电技术研究所

supplement the shallow feature loss caused by the increase of network depth, and avoid the information redundancy caused by single stage feature stacking. The experimental results on LOL, DICM, MEF, and LIME datasets show that the performance of the method in this paper is better than that of the comparison methods on multiple evaluation indicators.

Keywords: image enhancement; multiscale weighted aggregation; parallel hybrid attention; progressive integration; information redundancy

1 引言

在实际生活中的多个场景里, 采集高质量图像是目标检测、图像分割、自动驾驶、医疗手术等工作可以达到较高准确率的关键因素之一, 然而电子设备采集到的图像和视频极易受到光照不佳等各种环境因素影响, 从而出现图像亮度低, 颜色失真, 噪声较多, 有效细节纹理信息丢失等问题, 给后续需要开展的任务和工作带来了诸多困难。

低照度图像的增强一般通过增加亮度、去除噪声、图像色彩恢复来还原图像清晰度, 目前国内外图像低照度增强的方法主要包括三类: 背景融合方法、自适应映射函数方法和深度学习方法。背景融合方法^[1-4]主要指对同一目标图像提取多种有效特征, 然后融合形成高质量图像的过程, 其必要条件需要将曝光良好的两幅低照度图像进行处理, 并将处理后的图像融合得到增强结果; 但如果两幅图像本身存在不同程度的噪声信息, 则会使得增强过程中图像的潜在噪声被放大。自适应映射函数方法^[5-6]根据人对于光照的自然感知, 将图像在亮度域采用色调映射压缩处理后再转换到色彩域, 采用色彩恢复和色彩增强算法处理亮度压缩后的图像, 从而校正图像色彩; 但其并未考虑颜色通道间的相关性, 在实际应用鲁棒性较差。

近年来, 由于神经网络所拥有的强大非线性拟合能力, 其在低照度增强、图像去模糊等领域取得了较好的效果。对于图像增强后出现的细节信息丢失问题, 通过提取图像多尺度特征信息并进行融合的相关方法, 可以有效增加低照度图像亮度提升后的细节表现力。文献 [7-10] 提出使用多尺度融合的相关方法, 通过多特征级联和元素添加来实现多尺度特征融合, 可以有效改善增强图像的边缘细节模糊等问题。但其过程使得要融合的特征都同等重要, 容易忽略多尺度特征的复杂特性, 不同程度上导致融合后的图像出现颜色不饱和、伪影和颜色失真等缺点的出现。

注意力机制可以在原有的低光照图像数据中找到

图像语义之间的关联性, 不仅突出关注对象的某些重要特征, 还能够忽略图像的无关信息。为了改善图像增强过程出现的色彩失真和噪声放大, 研究学者采用注意力引导低照图像学习到正常光照图像的光照和色彩映射关系。文献 [11-15] 提出注意力机制关注低光照图像重要特征的方法, 利用注意力机制引导图像增强过程关注包含重要信息的区域, 使得图像的光照色彩得到极大改善。但随着网络深入, 大部分模型仅在网络部分位置执行聚合, 不仅导致融合后的多层次特征语义信息无法有效利用造成了多层次特征的冗余, 而且彼此信息间存在较大语义差使得网络增加了不必要的计算资源消耗。

针对低光照图像增强中单一位置特征不充分融合导致的照度增强欠佳问题, 一系列研究选择在图像增强过程中分多个阶段融合不同层次的特征信息, 减少特征间的不相关性, 从而改善图像增强效果。文献 [16] 提出了一种渐进递归图像增强网络来增强弱光图像, 首先使用递归层和残差块的组合进行局部特征提取, 然后将双注意力提取到的全局特征图输入到每个局部特征阶段进行融合, 有效提升低光照图像整体质量。但多个阶段的特征融合仅仅是对提取到的局部特征进行全局化补充, 而忽略了深层特征与浅层特征的组合, 导致图像出现边缘特征模糊, 颜色失真等一系列缺点。文献 [17] 利用高级融合特征来引导浅层 RGB 和深度之前的增强, 并使用残差模块来进一步抑制背景噪声, 有效解决了深浅特征的自适应融合问题, 但图像在特征融合前引入的噪声信息无法在增强后有效去除, 对图像整体质量产生一定程度的影响。文献 [18] 通过自适应选择扩张率处于不同区域的过度差异, 并在两个分支之间使用三个渐进融合模块保留各自的特征, 不仅减少了特征间的差异而且为每个阶段的融合提供更完整的特征信息。但多分支各融合模块间只是简单的信息流向关系, 且非相邻模块间不存在有效的特征相关, 因此在图像增强初期出现良好的亮度改善效果, 但随着网络深入和时间推移图像在不同程度上出现亮度不均匀和细节信息丢失等问题。

基于上述分析, 本文提出一种并行混合注意力的渐进融合图像增强方法 (progressive fusion of parallel hybrid attention, PFA)。首先, 设计多尺度加权聚合网络 (multi-scale weighted aggregation, MWA), 将不同感受野下的多尺度特征进行聚合, 通过促进局部特征的全域化表征来加强原始图像光照细节信息有效保留; 其次, 提出并行混合注意力模块 (parallel hybrid attention module, PHA), 通过相邻注意力间特征相互补充有效提高图像的色彩表现力, 并利用注意力排列优势缓解关注滞后导致的噪声放大; 最后设计渐进特征融合结构 (progressive feature fusion module, PFM), 分阶段补充因网络加深造成的浅层特征信息流失, 且缓解单阶段特征堆叠造成的信息冗余。

2 并行混合注意力的渐进融合图像增强方法

并行混合注意力渐进融合图像增强方法结构如图 1 所示, 主要由多尺度加权聚合模块 MWA、并行混合注意力模块 PHA 和渐进特征融合模块 PFM 组成。多尺度加权聚合模块用于实现多分支不同感受野下的多尺度特征间互补; 并行混合注意力模块则同时关注颜色信息和光照信息, 弱化因单一注意力滞后引起的噪声; 渐进特征融合模块则用于多阶段深浅层次特征的融合, 以补充网络结构加深流失的浅层信息。

2.1 多尺度加权聚合模块 MWA

由于照度信息在图像不同区域存在分布不均匀现

象, 卷积网络通常采用的固定感受野方式容易忽略图像中低照度的分布, 在增强过程中若将整幅图的所有低光照区域以相同权重进行处理, 往往会恶化照度, 甚至导致增强效果不稳定性、模型出现泛化性能差等问题。利用不同卷积核卷积充分挖掘低照度图像的多尺度特征, 是适应图像中的照度分布的常用手段之一。但如何将多个分支上提取到的照度信息进行有效应用, 是图像增强过程中所面临的重要问题。每个分支提供的特征信息存在差异, 如果将低照度图像上多个感受野下提取到的所有尺度特征通过简单的元素相加或连接直接聚合, 则会导致这些简单求和后的结果既无法显示出更重要的特征又不能抑制无关的特征, 可能会使得有用的信息分支被无用的信息分支削弱甚至淹没。

为了缓解上述所提问题, 我们提出了一个如图 2 所示的多尺度加权聚合网络 MWA, 该网络由 branch1、branch2、branch3 三个并行分支组成, 三个分支分别在不同大小感受野下进行特征提取。感受野在网络设计中起着重要作用, 一个大的感受野不仅可以提供丰富的上下文信息, 还可以学习相邻像素之间的长期关系, 所以需要在不增加参数的情况下选择有效的手段增加感受野。扩张卷积和池化便是扩大感受野的两种典型操作, 然而前者会导致网格效应和不相关的分散信息, 后者则会在降维过程中导致图像产生不可逆的细节信息丢失。于是我们利用各分支中不同数量的 3×3 卷积来提取多尺度上下文信息, 与直接应用 5×5 或 7×7 卷积核相比, 该方法能够减少参数, 同

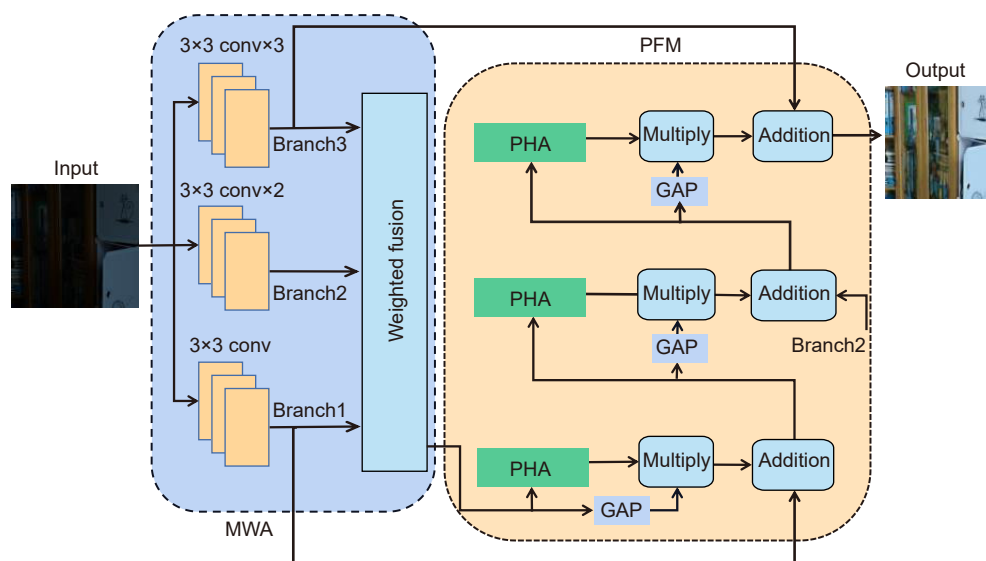


图 1 本文方法结构图

Fig. 1 Structure and principle diagram of this method

时保留更大的感受野。其次将三个分支不同数量卷积提取到的多尺度特征信息进行堆叠, 使得不同分支提取到的特征信息得到汇聚, 最后经过 sigmoid 对三个并行分支提取的特征赋予不同权重, 以便促进网络在不同权重引导下实现有效融合, 融合后的特征信息不仅可以保留本身多尺度所具有的复杂特性, 充分考虑不同尺度特征在其分支中的重要性, 而且随着网络的不断深化, 较浅的特征映射也可以获得良好的学习性能, 从全局和局部两个方面充分考虑特征间的互补性和差异性, 起到有效恢复图像光照细节的作用。

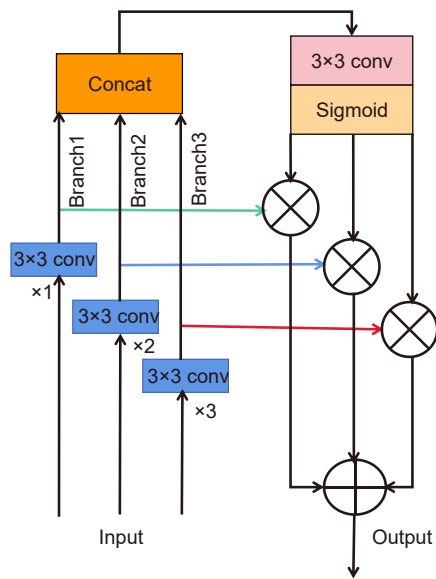


图 2 多尺度加权聚合模块
Fig. 2 Multi-scale weighted aggregation module

2.2 并行混合注意力模块 PHA

快速获得目标关注区域, 然后增加权重以提取有关任务的详细信息, 是低光照图像增强过程中的重要步骤。然而低光照条件下采集到的图像普遍存在细节信息流失、图像亮度不佳、夹杂噪声其中的多个问题, 单一的亮度增强和图像去噪并不能有效改善图像质量,

并且亮度增强和图像去噪的先后顺序颠倒都会导致增强图像中的细节模糊或者引入噪声。因此, 提升图像亮度的同时去除噪声是恢复图像光照的关键所在。本文提出如图 3 所示并行混合注意力 PHA, 由通道注意力 (channel attention module, CAM) 和像素注意力 (pixel attention module, PAM) 分别前后并联交替排列, 每个注意力输出的特征都会与输出流向相邻的两个注意力相融合, 不仅可以实现不同注意力间输出特征的相互补充, 而且能缓解不同分支先后排列形成的特征差异。然后将两分支输出的特征进行融合, 以实现光照亮度和色彩信息在整个图像中的同步关注, 最后将浅层颜色信息和并行混合注意力模块输出的深层图像特征进行融合, 从而减少图像在亮度提升和色彩挖掘后引起的图像整体颜色失真。

不同通道维度上的输出特征图对低光照图像增强效果的影响不尽相同, 相比较而言, 有的通道的特征更重要。具体表现在与相邻通道之间的相关性更强, 这就要求网络更加关注相邻通道并赋予更大的权重。通道注意力模块 CAM 结构如图 4 所示, 首先通过全局平均池化将全局信息压缩到一个通道描述符中, 通过收缩特征空间维度获得一个 $1 \times 1 \times C$ 向量, 其中每个分量代表每个通道所有特征像素的平均值且具有全局感受野。其次, 将该分支上获得的加权全局注意力表示与输入特征分支在通道上做相乘操作, 通过重新缩放每个通道的权重信息来自适应地确定每个特征通道的重要性, 并学习通道间的非线性关系, 从而提高网络模型对任务相关信息的敏感性。

低照度图像通常在不同位置的像素对其相邻像素具有极高的局部依赖性, 可以通过加权其相邻像素来提高像素信息的局部表征强度, 使得图像借助像素注意力生成有助于弱化随机噪声的逐像素注意力图。像素注意力 PAM 结构图如图 5 所示, δ 和 σ 分别代表

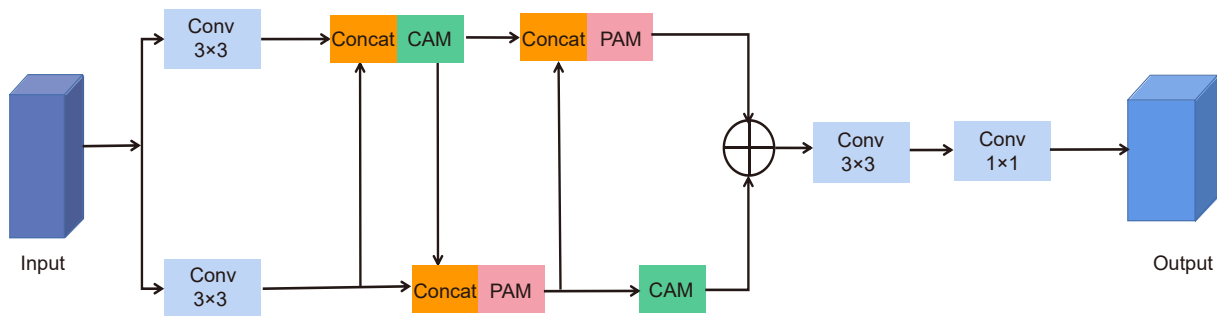


图 3 并行混合注意力结构图
Fig. 3 Parallel hybrid attention structure diagram

ReLU 和 sigmoid 激活函数, 输入特征 F 经过卷积和激活函数处理, PAM 模块首先可以生成一个与输入特征大小相同的注意力图 A 如式 (1) 表示, 该注意力图可以重新缩放特征图的每个位置以及应用于特征图每个像素。

$$A = \sigma(\text{Conv}(\delta(\text{Conv}(F)))) \tag{1}$$

$$F_p = A \otimes F. \tag{2}$$

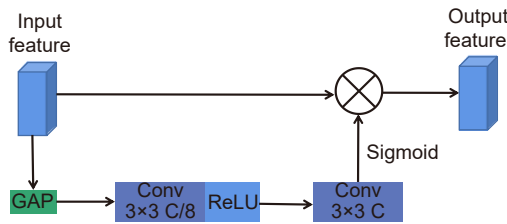


图 4 通道注意力结构图

Fig. 4 Structure diagram of channel attention and pixel attention

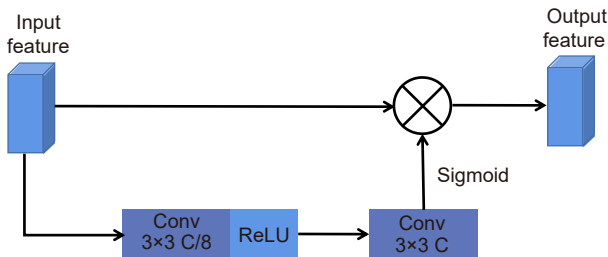


图 5 像素注意力结构图

Fig. 5 Structure diagram of pixel attention

通过学习所有像素特征映射位置之间的关系, 如式 (2) 使用逐元素乘法融合与 F 融合得到 A 模块的输出 F_p 。图像不同位置的曝光强度重新缩放所有像素级特征, 使得根据输入特征映射关系生成特征图中每个像素点可以被分配相应的权重, 有效改善像素之间远

距离信息传输的问题, 有助于弱化对远距离像素的依赖性。使得模型更加关注光线分布的不均匀信息区域, 从而有助于弱化随机噪声, 以便更好地从 RGB 图像增强图像。

2.3 渐进特征融合模块 PMF

在图像增强过程中, 融合不同层次的特征是提高图像效果的必要环节, 因为卷积过程中浅层特征不仅分辨率更高, 通常也包含更多位置、光照细节信息等, 但其经过少量的卷积, 包含的语义信息随之降低, 噪声也变得更多。而深层特征通常具有更强的语义信息, 但其分辨率较低, 对细节的感知能力也相对较差。随着网络的加深, 不同深浅程度的特征之间存在一定程度的语义差。然而大多数特征融合过程简单且粗糙, 且习惯于通过分层堆叠的模块的方式来融合不同级别的特征, 忽略了深层与浅层特征之间的融合效率。以该种方式进行特征融合, 不仅容易导致得到的模型出现混乱、特征冗余和局部特征欠融合等问题, 而且通常在图像中具体表现为同一目标的特征发生偏移。

基于以上问题, 并且考虑到单个阶段特征融合很难有效改善图像质量, 本文将图像增强的任务分为多个阶段, 并提出渐进特征融合模块 PMF(图 6(a)), 其各阶段构成单元如图 6(b) 所示, 分别由三个阶段 (stage) 组成, 各个特征融合阶段的分支分别与不同感受野下提取到的多尺度特征增强融合形成更鲁棒的特征表示, 并用作下一阶段中的输入。以渐进融合的方式研究图像深层特征, 可以将现有单阶段融合模型扩展到多阶段来逐步细化显著特征, 确保有用信息在该过程中的增加, 且减少不同阶段特征融合导致的信息差异。从 stage1 到 stage3 的连接方式如图 6(a) 所示,

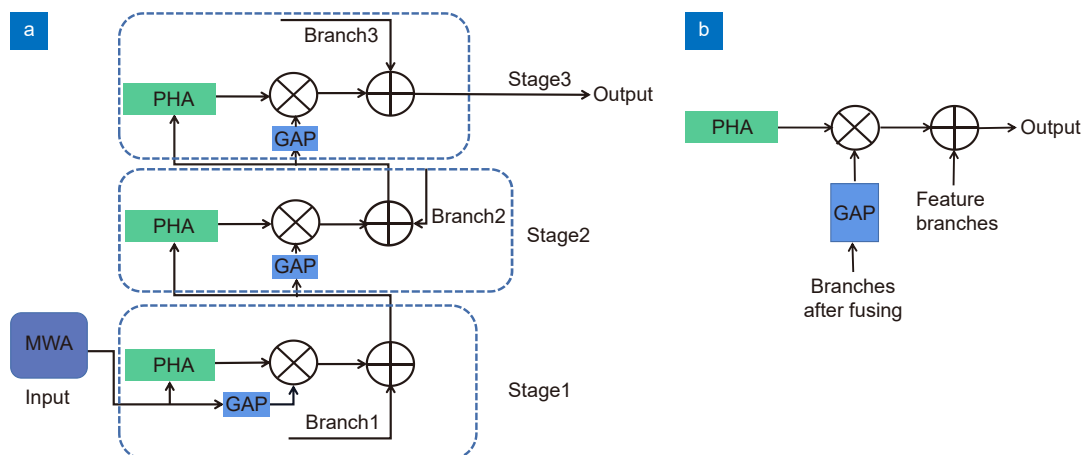


图 6 (a) 渐进特征融合模块; (b) 各阶段融合单元

Fig. 6 (a) Progressive feature fusion module; (b) Fusion unit at each stage

为使得所有阶段都能在并行混合注意力的作用下获得更准确的关注区域和特征信息。因此在每一个 stage 阶段中, 首先使用全局平均池化对于输入通道特征图的所有像素计算平均值得到汇总空间信息, 并将得到鲁棒的空间变换与并行混合注意力 PHA 生成的注意图相乘, 得到用于凸显图像中需要关注的重要区域的注意特征图。然后, 将 stage1 特征的融合结果传递到下一个阶段 stage2, 在 stage1 的基础上对图像的重要区域实现再关注, 并与不同感受野下提取到的浅层特征 branch2 分支进行融合使得特征进一步细化, 最后再依次将融合后的特征传递到 stage3 并与 branch3 的浅层特征信息相融合, 重复前两个 stage 的操作, 实现图像关键区域的精准关注, 不但可以降低原始任务的难度, 而且会重新分配网络的学习能力, 使网络更加容易训练。此操作不仅丰富了下一阶段的功能, 使得网络优化过程更加稳定, 而且充分利用不相交的特征有效地补偿缺失的上下文信息, 以多级细化策略由粗及细的方式获得清晰的边缘信息和准确的抽象信息。

2.4 损失函数

大部分低照度增强研究均采用区域损失 L_{Region} 、结构相似性损失 $L_{\text{SSIM}(x,y)}$ 、注意力损失 $L_{\text{Attention}}$ 作为损失函数, 本文亦如此, 总损失函数如式 (3) 所示:

$$L_{\text{tot}} = L_{\text{Region}} + L_{\text{SSIM}(x,y)} + L_{\text{Attention}} \quad (3)$$

对于低照度图像而言更需要考虑那些光照不足的区域, 引入区域损失函数 L_{Region} :

$$L_{\text{Region}} = w_L \frac{1}{m_L n_L} \sum_{i=1}^{m_L} \sum_{j=1}^{n_L} \|E_L(i, j) - G_L(i, j)\|_1 + w_H \cdot \frac{1}{m_H n_H} \sum_{i=1}^{m_H} \sum_{j=1}^{n_H} \|E_H(i, j) - G_H(i, j)\|_1, \quad (4)$$

其中: E_L 和 G_L 分别代表增强后的图像和原图的弱光区域, E_H 和 G_H 是图像的其余部分, 一般情况下 $w_L = 4$, $w_H = 1$ 。

结构性损失 $L_{\text{SSIM}(x,y)}$ 可以在低照度条件下更好地衡量图像增强前后的差异, 描述两幅图像之间的相似度, 其计算过程可描述为

$$L_{\text{SSIM}(x,y)} = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (5)$$

其中: μ_x , μ_y 分别表示图像 X 和 Y 的均值, σ_x , σ_y 分别表示图像 X 和 Y 的方差, C_1, C_2 为常数, σ_{xy} 表示图像 X 和 Y 的协方差, 该损失的取值范围为 $[0, 1]$, 值越大表示图像失真越小。

注意力损失可以更好地引导网络对光照不均匀区域的关注, 可表示为

$$L_{\text{Attention}} = \frac{1}{N} \left\| G_A(I) - \frac{\max_c(I) - \max_c(\hat{I})}{\max_c(\hat{I})} \right\|_2^2, \quad (6)$$

其中: I 表示低照度图像, $G_A(I)$ 表示预测的光照分布图, N 表示样本训练数目, \hat{I} 表示正常光照图像, $\max_c(\hat{I})$ 则表示图像 RGB 三通道上的像素最大值。

3 实验分析与讨论

本文所有实验采用 PyTorch 深度学习框架完成, GPU 工作站的配置为: Intel Core i7 型 CPU, 32 G 内存以及 12 G 显存的 1080Ti 显卡。训练阶段采用 300 个 epoch 进行训练, 最小的 batch-size 设置为 8, 初始衰减率设置为 0.0005, 采用余弦学习率衰减。

3.1 LOL 数据集实验与分析

本小节使用的 LOL 成对数据集是从真实场景中获取的用于弱光增强的图像对数据集, 包含 500 对弱光/正常光图像对, 大多数通过改变曝光时间和 ISO, 从各类场景中捕获房屋、校园、俱乐部、街道等相关场景来收集的微光图像。选取其中 485 对进行训练, 15 对进行评估, 通常采用的有参照客观评价指标包括峰值信噪比 PSNR、结构相似度 SSIM、感知图像相似度 LPIPS、梯度幅度相似性偏差 GMSD、特征相似性 FSIM、通用质量 UQI, 本文亦如此。将实验得出的结果与现存的先进图像增强方法 LIME、MBLLEN、RetinexNet、GLAD、EnlightenGAN、Zero-DCE 进行比较, 得出的定量实验结果如表 1 所示。本文所提方法在除 GMSD、FSIM 两个指标上均表现最优, 原因在于 FSIM 的计算中边缘像素点对于界定物体结构比其他背景区域像素点更重要, 而我们提出的并行注意力模块增加了更多暗光区域和整体图像像素的关注度, 因此并没有在网络中过度突出边缘像素点的优势。其次是因为在本文所提算法中全局平均池化操作, 使得某些区域的退化所带来的影响被过于平均化, 因此对得到的梯度场 GMS 的偏差产生影响。

定性实验结果如图 7 所示, 本文展示了不同算法对测试集中部分图像的处理效果并使用图 7(a)~7(e) 表示不同方法在各种场景下的实验结果。其中 RetinexNet^[21] 方法得到的图像在一定程度上提高了照度, 但增强结果会发生颜色偏移重建的图像存在不同

表 1 在 LOL 数据集上与先进的图像增强方法进行量比较

Table 1 Compares the amount of LOL data set with advanced image enhancement methods

Methods	SSIM↑	PSNR↑ /dB	LPIPS↓	GMSD↓	FSIM↑	UQI↑
LIME ^[19]	0.5649	16.7586	0.4183	0.1541	0.8549	0.8805
MBLLEN ^[20]	0.7247	17.8583	0.3672	0.1160	0.9262	0.8261
Retinex ^[21]	0.5997	16.7740	0.4249	0.1549	0.8642	0.9110
KinD ^[22]	0.8025	20.8741	0.5137	0.0888	0.9397	0.9250
EnGAN ^[23]	0.6515	17.4828	0.3903	0.1046	0.9226	0.8499
Zero-DCE ^[24]	0.5623	14.8671	0.3852	0.1646	0.9276	0.7205
GLAD ^[25]	0.7247	19.7182	0.3994	0.2035	0.9329	0.9204
Ours	0.9053	21.8939	0.3557	0.1035	0.9381	0.9266

(上箭头↑和下箭头↓分别表示随着指标数值变大或减小, 并将最优结果加粗标出)

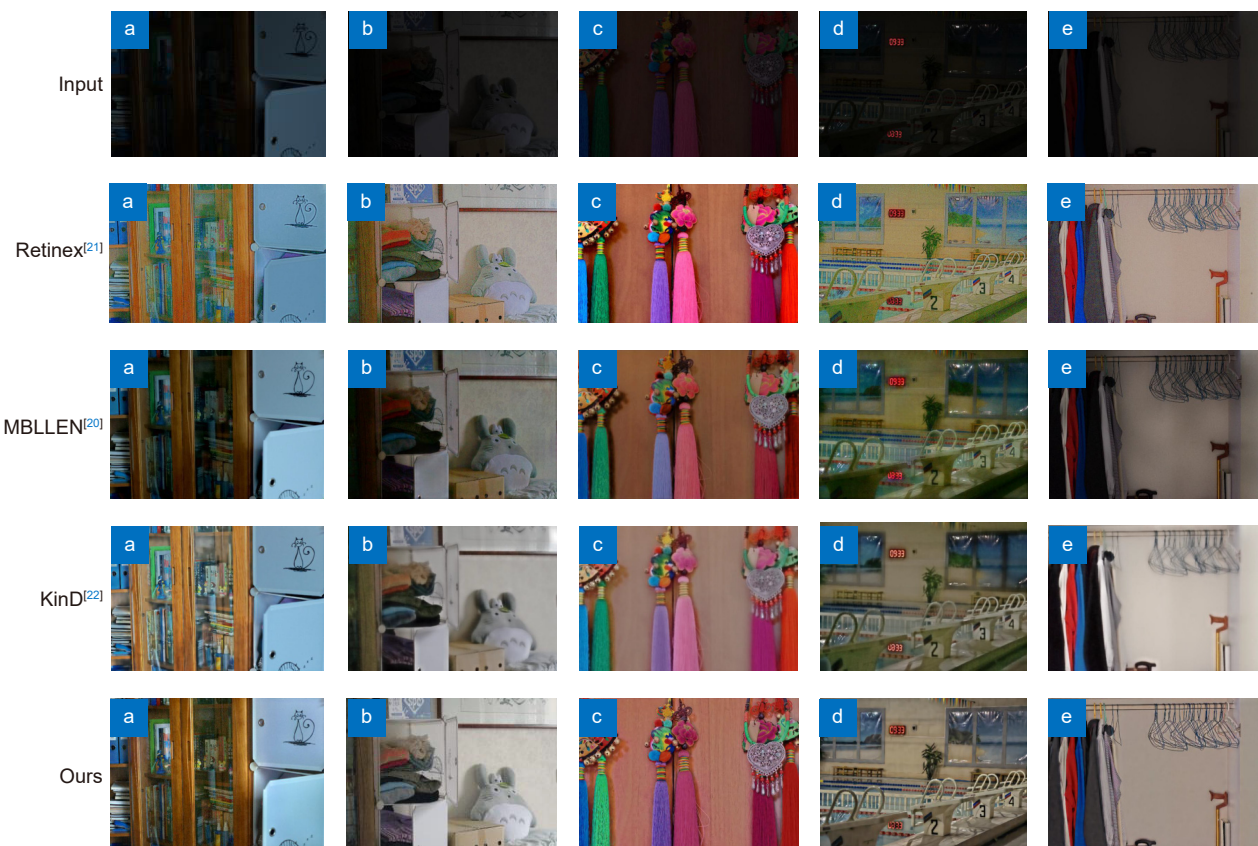


图 7 在 LOL 数据集上的实验对比效果

Fig. 7 Experimental comparisons on the LOL data set

程度的颜色失真, 从图 7(a) 和图 7(d) 可明显看出, 增强图像在提亮后产生极大色差, 图像环境在视觉上整体缺乏真实性。KinD^[22] 方法增强后得出的图像较暗且过于平滑, 这就容易遗漏微小的细节信息, 导致整体图像边缘轮廓变得模糊不清, 图 7(c) 中的饰品表面缺乏纹理且颜色泛白。MBLLEN^[20] 方法增强后的图像亮度较暗, 部分区域增强不明显且出现对比度较差等问题, 从图 7(b) 中可以看出, 堆叠的物品在昏暗

的光照环境下甚至无法分辨是一层还是多层。而本文方法在处理低光照图像方面能有效增强亮度, 改善色彩且保持较好的图像自然性。

3.2 LIME、DICM 和 MEF 数据集实验与分析

为进一步验证本文所提方法的泛化能力, 本小节在低光照图像增强数据集 LIME^[26]、商业相机数字图像 DICM^[27]、多曝光融合算法数据集 MEF^[28] 三种未配对的独立跨场景低光数据集上随机选取不同数量图

片进行测试, 该三种数据集都是具有低亮度的真实图像, 分别存在室内灯光、户外遮挡光照、阴雨天、日落和夜晚等原因所导致的低光照问题, 实验采用无参考质量评价指标自然保持度 NIQE^[29] 并与先进的图像增强方法进行对比, 得出的定量实验结果如表 2 所示, 实验结果在三种不同数据集上 NIQE 指标数据均得分最优, 相比较大多数低光照图像增强方法具有较强的性能优势。

多种对比方法在三种数据集上的定性实验结果如图 8、图 9、图 10 所示, 不同场景下的实验结果由 (a)-(e) 在图中标出。可以看出其他方法增强的图像在不同程度上存在严重的噪声污染和偏色、亮度低、局

部曝光过度 and 曝光不足退化等问题。特别对于 RetinexNet^[32], 图像中有太多放大的噪声和颜色偏差, 以至于它们看起来不再像真实世界的图像, 以 MEF 数据集结果中图 8(a) 和 8(c) 表现尤为明显, 图像缺乏自然性, 甚至有些局部无法分辨原来物体的类别属性。KinD^[33] 图像会出现个别区域细节表现力较差, 降噪效果并不理想, 从 LIME 数据集结果中的图 10(a) 和 10(e) 图可以看出, 增强后的图像在一定程度上被抹去了细节纹理, 使得图像变得粗糙。MBLLEN^[31] 增强后的图像仍存在亮度, 对比度不足, 边缘细节模糊的问题, 从 DICM 数据集的图 9(a) 可以看出, 暗淡的人群无法看出面部轮廓和人物性别。

表 2 在 LIME、DICM、MEF 数据集上与先进的图像增强方法进行量比较

Table 2 Compares the values of Lime, DICM and MEF data sets with those of advanced image enhancement methods

Methods	LIME	DICM	MEF
LIME ^[30]	4.1549	3.0005	4.4466
MBLLEN ^[31]	4.5138	3.6654	4.6901
Retinex ^[32]	4.5978	4.5779	5.1747
KinD ^[33]	4.7632	3.5651	4.7514
EnGAN ^[34]	3.6574	2.9174	3.5373
Zero-DCE ^[35]	3.7690	2.8348	4.0240
GLAD ^[36]	4.1282	3.1147	3.6897
Ours	3.4281	2.8054	3.5193

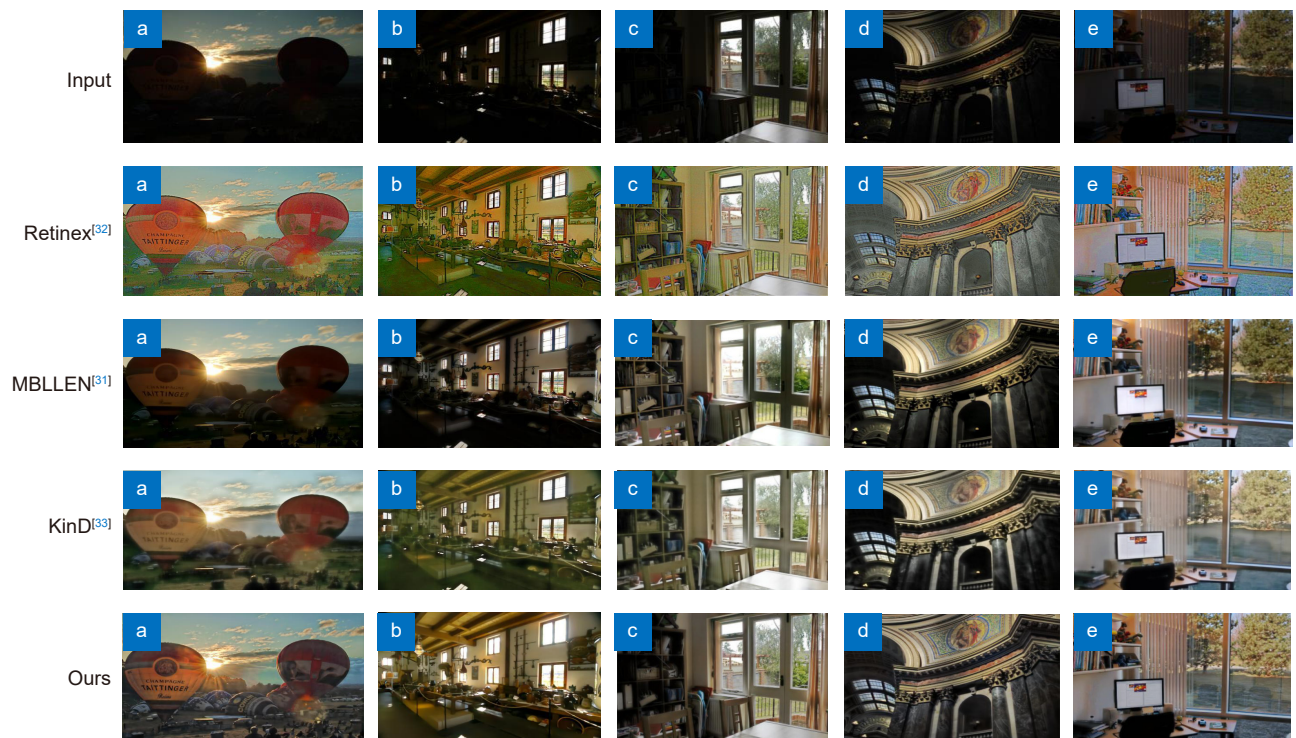


图 8 在 MEF 数据集上的实验对比效果

Fig. 8 Experimental contrast effect on MEF dataset

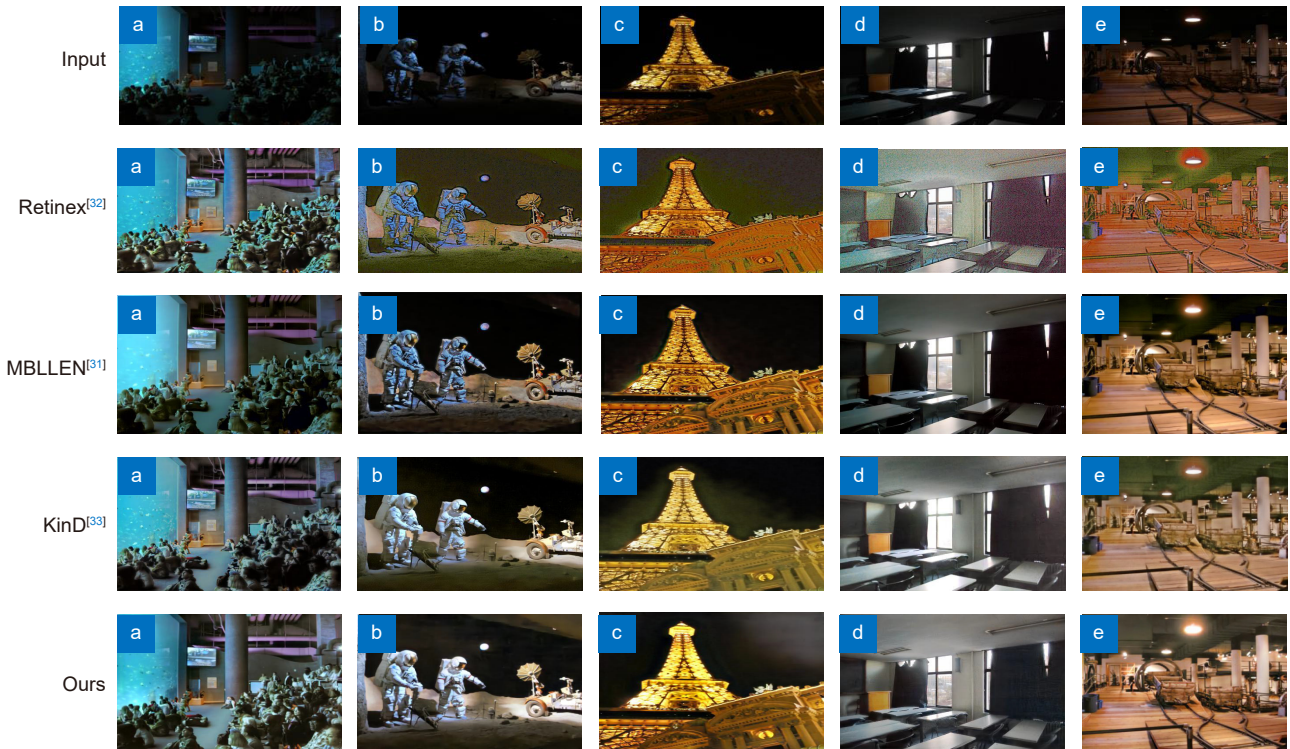


图 9 在 DICM 数据集上的实验对比效果

Fig. 9 Experimental contrast effect on DICM data set

相比之下, 本文所提方法可以有效地改善这些问题。可以看出该方法增强的图像几乎没有噪声, 颜色信息丰富合理, 没有过度曝光或曝光不足现象。

3.3 消融实验结果与速度对比

为验证本文算法中各模块的作用, 本小节在 LOL 数据集上开展消融实验, 并根据表 3 配置进行网络变种 (with 和 w/o 分别表示是否在训练期间使用), 且各变种网络的参数设置和训练策略均保持不变。采用 PSNR 衡量噪声水平、SSIM 从亮度、结构对比度三方面综合评价图像质量。结果表明:

1) 对比 baseline 和 w/o PHA、PFM, with MWA 性能, MWA 模块改善图片质量效果 PSNR 和 SSIM 指标分别提升 0.63 dB 和 0.05, 表明多尺度加权聚合操作可以通过不同权重引导下的多尺度特征实现有效融合有利于提升低照度图像质量。

2) 对比 w/o PHA、PFM, with MWA 和 with PHA, w/o MWA、PFM 性能后者相比较于前者 PSNR 和 SSIM 指标分别提升 1.46 dB 和 0.06。单一的 MWA 所存在的特征关系, 不一定直接作用在低照度增强的实验结果上, 而在此基础上的 PHA 能有效借助特征的全局化表达, 再去增加对于低光照图像光照色彩信息的关注度, 提升网络结构的有效性

3) 在将所有模块都进行添加, 形成本文所提方法结构的策略最优。PFM 结构在不同阶段渐进补充流失的浅层特征, 充分利用每个阶段特征关系缩小语义差, 逐步改善低照度图像质量。

3.4 渐进融合实验效果及模型时间

为获取每个阶段的图像改善效果, 本小节选择在 LOL 数据集上进行实验, 并使用典型评价指标 SSIM 和 PSNR 来衡量每个阶段特征融合之后得出图像的质量。如表 4 所示, 两个评价指标在每个阶段分别有不同程度的增长, 从 stage1 到 stage2, PSNR 和 SSIM 指标分别提升 0.83 dB 和 0.07。从图 11 可以看出, PFM 在到达 stage2 特征融合之后图像亮度有很大改善, 噪声也有所减少。在到达 stage3 时图中细节部分展示物体的轮廓已经非常清晰, 之前的模糊边缘也逐渐消失。

此外, 本文还在模型运行时间方面进行测试, 并与不同方法耗时进行比较, 实验结果如表 5 所示, 可以看出本文所提方法在运行速度上并不占优, 其原因在于我们的模型在不同模块中出现多分支多阶段的各层次特征融合, 使提取到的特征得到有效利用, 尽管在图像质量改善方面效果明显, 但也一定程度上增加模型的工作量, 提高了图像增强的时间成本。

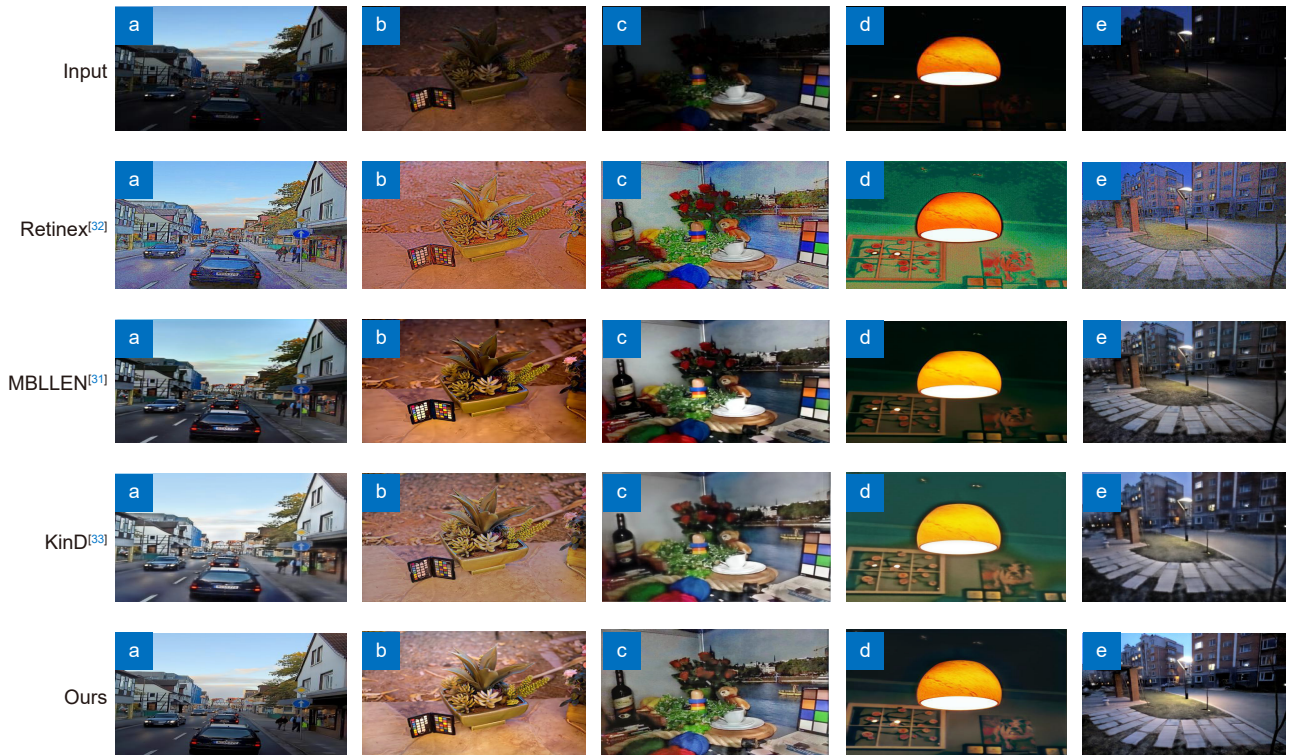


图 10 在 LIME 数据集上的实验对比效果
Fig. 10 Experimental comparisons on LIME datasets

表 3 在 LOL 数据集上加入不同网络模块后的量化比较

Table 3 Quantitative comparison after adding different network modules to LOL data set

Methods	PSNR/dB	SSIM
Baseline	18.44	0.73
w/o PHA, PFM, with MWA	19.07	0.78
With PHA, w/o MWA, PFM	20.53	0.84
Ours	21.87	0.89

表 4 渐进特征融合在不同阶段增强后的量化结果

Table 4 Quantitative results of progressive fusion after enhancement in different stages

Stage	PSNR/dB	SSIM
With 1, w/o 2, 3	20.08	0.76
With 1, 2, w/o 3	20.91	0.83
With 1, 2, 3	21.53	0.87

表 5 各方法的平均增强时间

Table 5 Average enhancement time of each method

Running time ↓	LIME ^[30]	GLAD ^[36]	Enlighten-GAN ^[34]	KinD ^[33]	Zero-DCE ^[35]	Retinex-Net ^[32]	BIMEF ^[37]	Ours
	20.173	0.0083	0.0053	0.0078	0.0016	0.0063	0.1280	0.0458

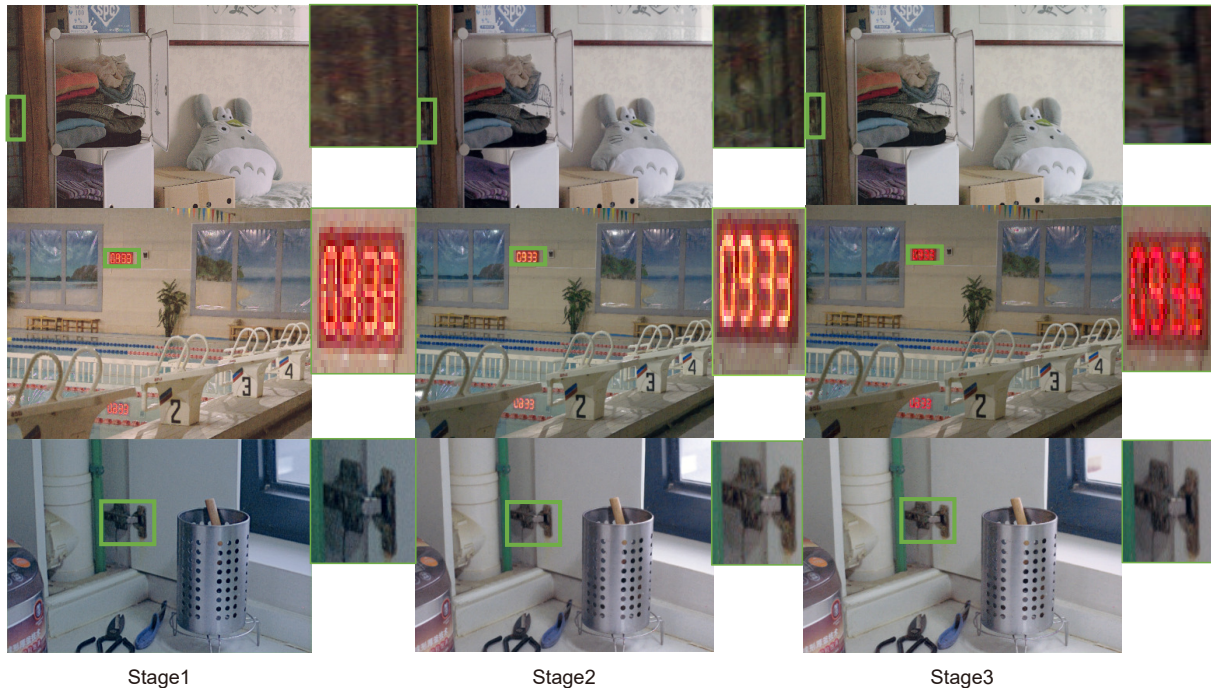


图 11 渐进特征融合在不同阶段增强效果与细节展示

Fig. 11 Progressive fusion enhances the effect and details at different stages

4 结 论

现有的低照度图像增强算法在提高图像亮度和对比度时会出现颜色失衡现象, 并且也容易忽略一些噪声带来的影响。基于此, 本文提出一种并行混合注意力渐进融合的图像增强方法, 借助加权不同多尺度分支提取到的局部特征之间的有限关联, 实现多个感受野下局部图像细节特征的相互补充, 并利用并行混合注意力同时关注颜色信息和光照特征, 有效提高网络的细节表现力并弱化噪声, 最后通过在多个阶段融合浅层特征信息, 来缓解因网络深度增加带来的色彩信息表达减弱和单阶段特征堆叠造成的模型混乱。在 4 个常用数据集上开展消融实验、模块多阶段实验、并于现有先进方法进行多个评价指标上的比较, 充分证明本文提出的方法在多个评价指标上均表现出优于对比方法的性能优势, 能够有效增强图像整体亮度, 调整图像颜色失衡并去除噪声。结合课题的后续研究任务, 如何精简模型提高运算速度, 将会是后续研究需要考虑的重点方向。

参考文献

- [1] Jiang Y F, Gong X Y, Liu D, et al. EnlightenGAN: deep light enhancement without paired supervision[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2021, **30**: 2340–2349.
- [2] Xiao J S, Shan S S, Duan P F, et al. A fast image enhancement algorithm based on fusion of different color spaces[J]. *Acta Autom Sin*, 2014, **40**(4): 697–705.
- [3] Pei S C, Shen C T. Color enhancement with adaptive illumination estimation for low-backlight displays[J]. *IEEE Trans Multimedia*, 2017, **19**(8): 1956–1961.
- [4] Sahoo S, Nanda P K. Adaptive feature fusion and spatio-temporal background modeling in KDE framework for object detection and shadow removal[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2022, **32**(3): 1103–1118.
- [5] Zheng C J, Shi D M, Shi W T. Adaptive unfolding total variation network for low-light image enhancement[C]//*Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, 2021: 4419–4428. <https://doi.org/10.1109/ICCV48922.2021.00440>.
- [6] Tian Q C, Cohen D. Global and local contrast adaptive enhancement for non-uniform illumination color images[C]//*2017 IEEE International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, 2018: 3023–3030. <https://doi.org/10.1109/ICCVW.2017.357>.
- [7] Yang J Q, Wu C, Du B, et al. Enhanced multiscale feature fusion network for HSI classification[J]. *IEEE Trans Geosci Remote Sens*, 2021, **59**(12): 10328–10347.
- [8] Fan G D, Fan B, Gan M, et al. Multiscale low-light image enhancement network with illumination constraint[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2022, **32**(11): 7403–7417.
- [9] Zou D P, Yang B. Infrared and low-light visible image fusion based on hybrid multiscale decomposition and adaptive light adjustment[J]. *Opt Lasers Eng*, 2023, **160**: 107268.
- [10] Zhao S Y, Liu J Z, Wu S. Multiple disease detection method for greenhouse-cultivated strawberry based on multiscale feature fusion Faster R_CNN[J]. *Comput Electron Agric*, 2022, **199**: 107176.
- [11] Huang Z X, Li J T, Hua Z. Attention-based for multiscale fusion underwater image enhancement[J]. *KSII Trans Internet Inf Syst*,

- 2022, **16**(2): 544–564.
- [12] Zhou Y, Chen Z H, Sheng B, et al. AFF-Dehazing: Attention-based feature fusion network for low-light image Dehazing[J]. *Comput Anim Virtual Worlds*, 2021, **32**(3–4): e2011.
- [13] Yan Q S, Wang B, Zhang W, et al. Attention-guided deep neural network with multi-scale feature fusion for liver vessel segmentation[J]. *IEEE J Biomed Health Inf*, 2021, **25**(7): 2629–2642.
- [14] Xu X T, Li J J, Hua Z, et al. Attention-based multi-channel feature fusion enhancement network to process low-light images[J]. *IET Image Process*, 2022, **16**(12): 3374–3393.
- [15] Lv F F, Li Y, Lu F. Attention guided low-light image enhancement with a large scale low-light simulation dataset[J]. *Int J Comput Vision*, 2021, **129**(7): 2175–2193.
- [16] Li J J, Feng X M, Hua Z. Low-light image enhancement via progressive-recursive network[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2021, **31**(11): 4227–4240.
- [17] Wang J, Song K C, Bao Y Q, et al. CGFNet: Cross-guided fusion network for RGB-T salient object detection[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2022, **32**(5): 2949–2961.
- [18] Sun Y P, Chang Z Y, Zhao Y, et al. Progressive two-stage network for low-light image enhancement[J]. *Micromachines*, 2021, **12**(12): 1458.
- [19] Tomosada H, Kudo T, Fujisawa T, et al. GAN-based image deblurring using DCT loss with customized datasets[J]. *IEEE Access*, 2021, **9**: 135224–135233.
- [20] Tu Z Z, Talebi H, Zhang H, et al. MAXIM: multi-axis MLP for image processing[C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 5759–5770. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00568>.
- [21] 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 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 10556–10565. <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01042>.
- [22] Wu W H, Weng J, Zhang P P, et al. URetinex-Net: Retinex-based deep unfolding network for low-light image enhancement[C]//Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 5891–5900. <https://doi.org/10.1109/CVPR52688.2022.00581>.
- [23] Zamir S W, Arora A, Khan S, et al. Multi-stage progressive image restoration[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 14816–14826. <https://doi.org/10.1109/CVPR46437.2021.01458>.
- [24] Kupyn O, Martyniuk T, Wu J R, et al. DeblurGAN-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better[C]//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 8877–8886. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00897>.
- [25] Zhang K H, Ren W Q, Luo W H, et al. Deep image deblurring: a survey[J]. *Int J Comput Vision*, 2022, **130**(9): 2103–2130.
- [26] Singh N, Bhandari A K. Principal component analysis-based low-light image enhancement using reflection model[J]. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2021, **70**: 5012710.
- [27] Szalai S, Szürke S K, Harangozó D, et al. Investigation of deformations of a lithium polymer cell using the Digital Image Correlation Method (DICM)[J]. *Rep Mech Eng*, 2022, **3**(1): 116–134.
- [28] Liang J, Zhang A R, Xu J, et al. Fusion-correction network for single-exposure correction and multi-exposure fusion[Z]. arXiv: 2203.03624, 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.03624>.
- [29] Wu L Y, Zhang X G, Chen H, et al. VP-NIQE: an opinion-unaware visual perception natural image quality evaluator[J]. *Neurocomputing*, 2021, **463**: 17–28.
- [30] Singh K, Parihar A S. A comparative analysis of illumination estimation based Image Enhancement techniques[C]//2020 International Conference on Emerging Trends in Information Technology and Engineering (ic-ETITE), 2020: 1–5. <https://doi.org/10.1109/ic-ETITE47903.2020.195>.
- [31] Agrawal A, Jadhav N, Gaur A, et al. Improving the accuracy of object detection in low light conditions using multiple Retinex theory-based image enhancement algorithms[C]//2022 Second International Conference on Advances in Electrical, Computing, Communication and Sustainable Technologies (ICAECT), Bhilai, 2022: 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICAECT54875.2022.9808011>.
- [32] Wang P, Wang Z W, Lv D, et al. Low illumination color image enhancement based on Gabor filtering and Retinex theory[J]. *Multimed Tools Appl*, 2021, **80**(12): 17705–17719.
- [33] Feng X M, Li J J, Hua Z, et al. Low-light image enhancement based on multi-illumination estimation[J]. *Appl Intell*, 2021, **51**(7): 5111–5131.
- [34] Shi Y M, Wang B Q, Wu X P, et al. Unsupervised low-light image enhancement by extracting structural similarity and color consistency[J]. *IEEE Signal Process Lett*, 2022, **29**: 997–1001.
- [35] Krishnan N, Shone S J, Sashank C S, et al. A hybrid Low-light image enhancement method using Retinex decomposition and deep light curve estimation[J]. *Optik*, 2022, **260**: 169023.
- [36] Zhou D X, Qian Y R, Ma Y Y, et al. Low illumination image enhancement based on multi-scale CycleGAN with deep residual shrinkage[J]. *J Intell Fuzzy Syst*, 2022, **42**(3): 2383–2395.
- [37] Liu F J, Hua Z, Li J J, et al. Low-light image enhancement network based on recursive network[J]. *Front Neurobot*, 2022, **16**: 836551.

作者简介



【通信作者】刘光辉(1976-), 男, 陕西西安人, 西安建筑科技大学信息与控制工程学院硕士生导师, 2016年于西安建筑科技大学获得工学博士学位, 主要从事计算机视觉感知与理解、人工智能与智能化系统方面的研究。

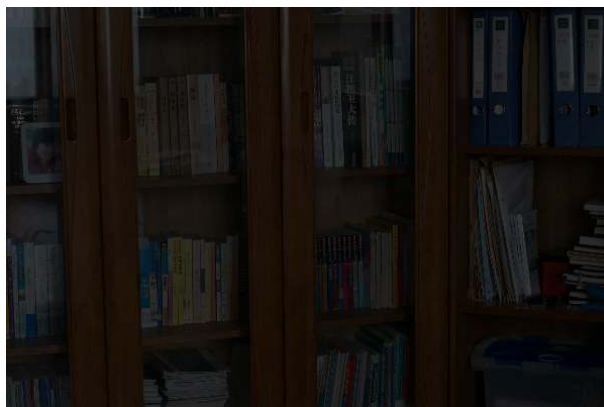
E-mail: guanghui@163.com



扫描二维码, 获取PDF全文

A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention

Liu Guanghui*, Yang Qi, Meng Yuebo, Zhao Minhua, Yang Hua



The Image collected in low light environments

Overview: In many scenes in real life, collecting high-quality images is one of the key factors to achieve high accuracy in object detection, image segmentation, automatic driving, medical surgery, and other works. However, images and videos collected by electronic devices are very vulnerable to various environmental factors, such as poor lighting, resulting in low image brightness, color distortion, more noise, effective details, and texture information loss, which brings many difficulties to subsequent tasks and works. The enhancement of low-illumination images generally restores image clarity by increasing brightness, removing noise, and restoring image color. In recent years, the depth neural network has had a strong nonlinear fitting ability, which has achieved good results in low illumination enhancement, image deblurring, and other fields. However, the existing low illumination image enhancement algorithms will lead to color imbalance when improving image brightness and contrast, and easily ignore the impact of some noises. Based on the above questions, this paper proposes an image enhancement method with parallel mixed attention step-by-step fusion. With the aid of the limited correlation between local features extracted by weighting different multi-scale branches, the local image details under multiple receptive fields can complement each other, and use parallel mixed attention to focus on color information and lighting features at the same time, which effectively improves the detail representation of the network and reduces noises. Finally, shallow feature information is fused in multiple stages. In order to alleviate the model confusion caused by the weakening of color information expression and single-stage feature superposition caused by the increase of network depth. The ablation experiment, module multi-stage experiment, and multiple evaluation indexes are compared with the existing advanced methods on four commonly used datasets, which fully proves that the method proposed in this paper is superior to the comparison methods on multiple evaluation parameters, and can effectively improve the overall brightness of the image, adjust the image color imbalance and remove noises. Combining the follow-up research task of the subject and analyzing the shortcomings of the network, a way to simplify the model and improve the operation speed will be the key direction of the follow-up research task.

Liu G H, Yang Q, Meng Y B, et al. A progressive fusion image enhancement method with parallel hybrid attention[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, 50(4): 220231; DOI: [10.12086/oee.2023.220231](https://doi.org/10.12086/oee.2023.220231)

Foundation item: National Natural Science Foundation of China (52278125) and Key Research and Development Project of Shaanxi Province (2021SF-429)

School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China

* E-mail: guanghui@163.com