

文章编号:1007-2780(XXXX)XX-0001-14

## 基于区域对比与边界感知的阴影去除网络

杨潞霞<sup>1,2</sup>, 郭鑫<sup>1,2</sup>, 张红瑞<sup>1,2\*</sup>, 马永杰<sup>3</sup>

- 太原师范学院 计算机科学与技术学院, 山西 晋中 030619;
- 智能优化计算与区块链技术山西省重点实验室, 山西 晋中 030619;
- 西北师范大学 物理与电子工程学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘要:**针对现有阴影去除方法在全局对比关系建模不足、区域差异化处理能力有限以及易产生阴影残留与边界伪影等问题,提出一种基于区域对比与边界感知的阴影去除网络。首先,设计多尺度注意力机制,利用互补空间表征以及关键区域增强提高图像结构一致性;其次,构建阴影感知模块,对阴影区域与非阴影区域采用差异化特征处理策略,提升阴影边界及其过渡区域的连续性;然后,提出视觉对比注意力机制,在全局尺度上提高对跨区域对比关系的界定能力;最后,设计联合损失函数,通过动态权重调节策略,引导模型实现像素精度、结构一致性与色彩稳定性的协同优化。实验结果表明,在ISTD数据集上与8种代表性方法比较PSNR平均提高了1.57 dB,在SRD数据集上与10种代表方法比较PSNR平均提高了2.03 dB,同时,本文方法以12.3 M的参数量,实现了重建质量与模型复杂度的有效平衡。该方法显著降低了像素级亮度误差并有效抑制了阴影残留与边界伪影,实现更加自然、可靠的阴影去除效果。

**关键词:**阴影消除;多尺度注意力;阴影感知;视觉对比注意力;跨区域对比

**中图分类号:**TP394.1;TH691.9 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/CJLCD.2026-0025 **CSTR:**32172.14.CJLCD.2026-0025

**收稿日期:**2026-03-03;**修订日期:**2026-04-08.

**基金项目:**国家自然科学基金(No.62066041);山西省基础研究计划项目(自由探索类)(No.202403021222276, No.202503021212249);山西省高等学校科技创新项目(No.2024L295);山西省重点研发计划(No.202102010101008);山西省科技战略研究专项重点项目(No.202304031401011);山西省研究生实践创新项目(No.2025SJ412);山西省研究生教育改革研究课题(No.2023JG163)

Supported by the National Natural Science Foundation of China (No.62066041); Basic Research Program Project of Shanxi Province (Free Exploration Category) (No.202403021222276, No.202503021212249); Higher Education Institution Science and Technology Innovation Project of Shanxi Province (No.2024L295); Key Research and Development Program of Shanxi Province (No.202102010101008); Key Project of Science and Technology Strategy Research Special Project of Shanxi Province (No.202304031401011); Postgraduate Practical Innovation Project of Shanxi Province (No.2025SJ412); Shanxi Province Postgraduate Education Reform Research Project (No.2023JG163).

\*通信联系人, Email: zhanghongrui@tynu.edu.cn

# A shadow removal network based on regional contrast and boundary perception

YANG Luxia<sup>1,2</sup>, GUO Xin<sup>1,2</sup>, ZHANG Hongrui<sup>1,2\*</sup>, MA Yongjie<sup>3</sup>

(1. School of Computer Science and Technology, Taiyuan Normal University,  
Jinzhong 030619, China;

2. Shanxi Provincial Key Laboratory of Intelligent Optimization Computing and Blockchain Technology,  
Jinzhong 030619, China;

3. School of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** To address the limitations of existing shadow removal methods, such as insufficient modeling of global contrast relationships, limited regional differentiation processing capabilities, and the tendency to produce shadow residuals and boundary artifacts, a shadow removal network based on regional contrast and boundary perception is proposed. Firstly, a multi-scale attention mechanism is designed to enhance the consistency of image structure by utilizing complementary spatial representations and key region enhancement. Secondly, a shadow perception module is constructed to apply differentiated feature processing strategies to shadow and non-shadow regions, improving the continuity of shadow boundaries and their transition areas. Then, a visual contrast attention mechanism is proposed to enhance the ability to define cross-regional contrast relationships at the global scale. Finally, a joint loss function is designed, with a dynamic weight adjustment strategy to guide the model to achieve a coordinated optimization of pixel accuracy, structural consistency, and color stability. The experimental results show that, compared with 8 representative methods on the ISTD dataset, the PSNR is improved by an average of 1.57 dB, and compared with 10 representative methods on the SRD dataset, the PSNR is improved by an average of 2.03 dB. Meanwhile, with 12.3M parameters, the proposed method achieves an effective balance between reconstruction quality and model complexity. This method significantly reduces pixel-level brightness errors and effectively suppresses shadow residuals and boundary artifacts, achieving a more natural and reliable shadow removal effect.

**Key words:** shadow removal; multi-scale attention; shadow aware; visual contrast attention; cross-regional comparison

## 1 引 言

阴影是自然场景中普遍存在的一种光照现象,一方面承载着光源方向、物体几何结构及空间关系等重要线索,另一方面易破坏图像的整体视觉一致性,进而对图像处理 and 计算机视觉系统的稳定运行产生干扰<sup>[1-2]</sup>。通常,阴影是由光线被物体遮挡而形成的局部光照变化,在图像中表现为区域亮度降低、颜色偏移以及纹理细节衰减等视觉特征<sup>[3-6]</sup>,对后续视觉任务如检测、识别与重

建的性能构成挑战<sup>[7-8]</sup>。

为提升图像质量并改善下游视觉任务表现,阴影去除作为基础性任务受到学界的持续关注。传统方法主要基于颜色模型、光照一致性、Retinex 理论或图割等优化策略。经典工作如 Guo 等<sup>[9]</sup>提出的区域关系图切割方法、Lu<sup>[10]</sup>通过在色度空间中寻找熵最小的不变投影方向,获得对光照变化近似不敏感的实现阴影去除、Finlayson 等<sup>[11]</sup>在梯度域中校正阴影引起的光照变化,以保持阴影去除前后纹理一致性。然而,由于真实场景光照复杂多变,物体反射率与表面材

质差异,传统模型普遍依赖的简化物理假设在软阴影、彩色阴影及复杂阴影边界处理方面存在明显不足,使其在实际应用中难以保持鲁棒性。

深度学习的不断发展为阴影去除任务提供了新的技术思路。Qu等<sup>[12]</sup>、Fan等<sup>[13]</sup>通过卷积神经网络实现从阴影图像到非阴影图像的映射;Guo等<sup>[14]</sup>基于Retinex理论构建Transformer框架ShadowFormer,利用多尺度通道注意力与阴影交互模块有效建模阴影与非阴影区域的全局关联;Wang等<sup>[15-16]</sup>在扩散模型框架下提出无监督阴影去除方法,并通过MaskGuideAttention与掩码感知增强模块进一步提升复杂阴影场景的处理能力。黄颖等<sup>[17]</sup>提出小波非均匀扩散模型(WNDM),先将阴影图像用小波分解为低频全局信息与高频细节信息,再分别进行扩散生成并为两者设计不同噪声调度,以在加速采样的同时更好恢复阴影区域的颜色亮度与细节并减轻边界伪影。黄璞等<sup>[18]</sup>提出用于阴影去除的DN-SNet,在Transformer框架中融入通道注意力与空间注意力双通道注意力模块,并加入噪声抑制注意力聚合模块以突出关键特征、削弱噪声与伪影干扰,从而提升阴影区域清晰度与整体一致性。黄颖等<sup>[19]</sup>提出SRNet,用多编码器把阴影图与无阴影图分解为共同特征(纹理/场景)和差异特征(光照/阴影),再对差异特征做更强的差异化映射并融合重建,从而把主要变化限制在阴影相关区域、减少对非阴影区域的误改动。Li等<sup>[20]</sup>提出像素级自适应照明模型并设计Shadow Adaptive Normalization在特征域用注意力对齐阴影/非阴影统计分布,同时用复杂度降低策略与颜色约束损失提升效率与颜色鲁棒性,从而实现更稳健的非均匀阴影去除。Shao等<sup>[21]</sup>提出的AB-DFRNet在生成子网中引入高频信息增强模块,在去阴影子网中设计双注意力自适应融合模块,并结合色度一致性损失来提升纹理细节恢复与颜色校正能力。Li等<sup>[22]</sup>提出一种基于生成对抗网络的端到端阴影检测与去除方法,通过联合学习阴影掩膜、亮度信息和逆光照特征,提升了阴影去除效果。

尽管相关研究取得了较大进展,但由于阴影本身的复杂性,现有方法依然面临多种挑战,主要体现在以下三个方面:其一,阴影区域同时表

现出连续的亮度变化与边界不连续性,而现有方法在多尺度信息的提取与融合方面存在不足,难以兼顾细节保持与结构一致性;其二,由于阴影区域与非阴影区域在亮度分布与结构特性上存在显著差异,采用统一特征处理策略难以对不同区域进行针对性建模,容易在阴影区域产生残留或在边界处引入伪影;其三,现有阴影去除方法虽能充分建模区域内部特征,但在全局尺度上对不同区域间的差异感知能力不足,限制了其在复杂光照场景下的阴影去除效果。

为应对上述挑战,本文提出基于区域对比与边界感知的阴影去除网络,通过多模块协同优化,显著提升模型的阴影消除能力。首先,通过多尺度注意力强化阴影边界与局部细节表征;其次,利用阴影感知模块,提升阴影边界及其过渡区域的连续性;然后,利用视觉对比注意力建模全局对比特征,提升阴影区域亮度恢复的准确性。最后,设计联合损失函数,通过动态权重调节策略,引导网络在减轻阴影残留的同时,保证了边界过渡的自然性与整体视觉一致性。

## 2 方 法

### 2.1 整体结构

本文所设计的阴影消除网络由编码器、瓶颈层和解码器组成,结构如图1所示。首先,设计多尺度注意力机制模块(Multi-Scale Attention, MSA),通过互补的多尺度特征提取策略建模不同尺度的空间上下文,并结合空间、通道与边缘注意力增强阴影边界信息。然后,提出阴影感知模块(Shadow-Aware Module, SAM),利用阴影掩码对阴影区域与非阴影区域施加不同的特征映射方式,在增强阴影区域修复能力的同时保持非阴影区域的结构与颜色一致性。最后,构建视觉对比注意力(Visual Contrast Attention, VCA),通过正负对比token建模阴影与非阴影区域的光照差异,并以差分注意力方式将全局对比信息引入局部特征建模,强化了阴影与非阴影区域之间的上下文对比关系。

### 2.2 多尺度注意力机制

阴影区域既包含局部边界细节,又涉及大范围亮度变化,使得单一尺度的特征建模难以同时兼顾结构完整性与细节恢复。受MSASDNet<sup>[23]</sup>

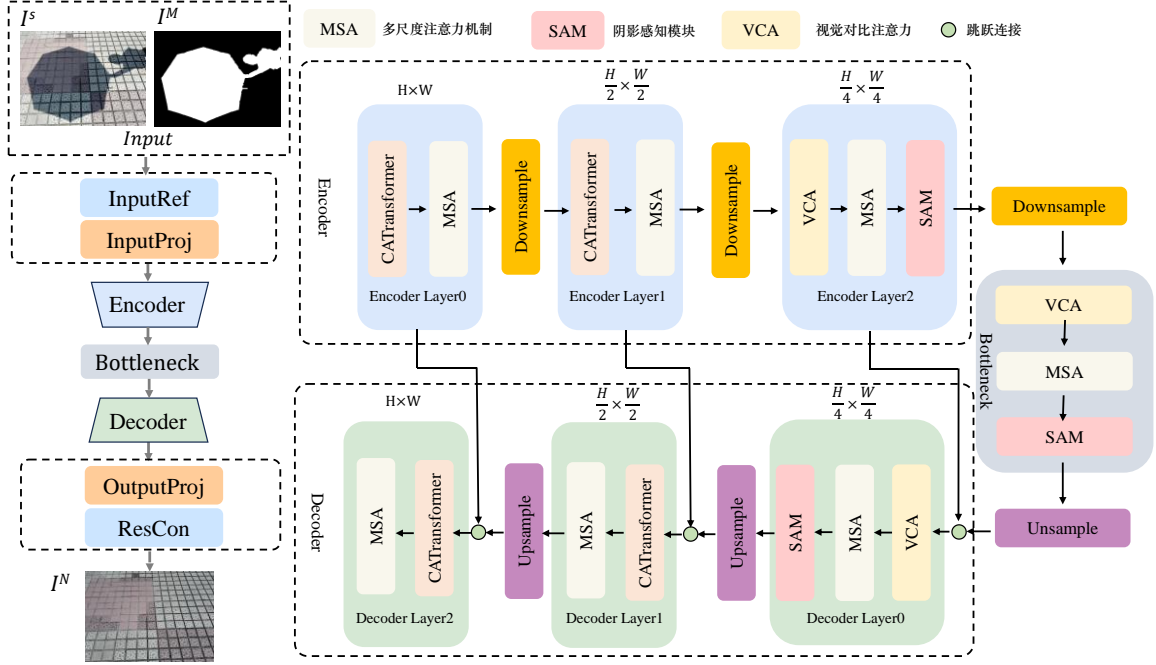


图1 整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram

启发,现有方法通过多尺度特征提取与空间注意力提升了对不同尺度阴影区域的表征能力,但对通道依赖关系与边界结构信息的建模不足。为此,本文提出一种多尺度注意力机制(Multi-Scale Attention, MSA),通过并行的多尺度标准卷积与多膨胀率空洞卷积构建互补的空间表征,并结合空间、通道及梯度感知边缘注意力从位置分布、特征语义及结构梯度三个维度对关键区域进行联合增强,其结构图如图2所示。

首先,分别执行不同策略的多尺度特征提取操作。在第一个分支中,分别使用 $1 \times 1$ 、 $3 \times 3$ 、 $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$ 、 $9 \times 9$ 标准卷积获取不同空间感受野下的局部与全局空间特征。在第二个分支中,引入膨胀率为2、4、6的空洞卷积扩展感受野,以建模更长程的空间上下文信息。两类分支分别建模阴影边界细节与全局光照变化,具有较强互补性。其次,在特征融合阶段,将拼接后的多尺度特征通过 $1 \times 1$ 卷积进行通道压缩,并通过归一化与ReLU非线性激活函数完成特征整合,其过程可表示为:

$$X^k = Conv_{k \times k}(F_m), k \in \{1, 3, 5, 7, 9\}, \quad (1)$$

$$X^d = DConv_{3 \times 3}^{(d)}(F_m), d \in \{2, 4, 6\}, \quad (2)$$

$$X_c = Conv_{1 \times 1}(Concat(X^k, X^d)), \quad (3)$$

$$X_{fuse} = ReLU(GN(X_c)), \quad (4)$$

其中, $k$ 表示卷积核大小, $d$ 表示空洞卷积分支中采用的膨胀率, $X^{(k)}$ 、 $X^{(d)}$ 表示多尺度特征, $X_c$ 表示经 $1 \times 1$ 卷积通道压缩后的特征, $X_{fuse}$ 表示融合特征。

然后,构建三个并行注意力分支。其中,空间注意力分支强调与阴影区域及其边界相关的关键空间位置;通道注意力分支则自适应强化与光照变化和结构信息相关的通道;梯度感知边缘注意力用于强化物体边缘与阴影边界区域。

空间注意力机制通过卷积、归一化以及激活函数操作使阴影区域及其过渡位置在特征更新过程中得到重点关注。通道注意力机制利用全局平均池化与 $1 \times 1$ 卷积对通道特征进行调整,以增强阴影去除过程中光照与结构信息的表达。上述过程可以表示为:

$$A_s = \sigma \left( Conv_{1 \times 1} \left( ReLU \left( GN \left( Conv_{1 \times 1} \left( X_{fuse} \right) \right) \right) \right) \right), \quad (5)$$

$$A_c = \sigma \left( Conv_{1 \times 1} \left( ReLU \left( Conv_{1 \times 1} \left( GAP \left( X_{fuse} \right) \right) \right) \right) \right), \quad (6)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 表示Sigmoid激活函数, $GN(\cdot)$ 为

Group Normalization,  $GAP(\cdot)$ 为全局平均池化, 所得  $A_s, A_c$ 表示空间注意力权重图和通道注意力权重向量。

梯度感知边缘注意力机制在融合特征上引入梯度先验,通过逐通道的 Sobel 卷积提取特征空间中的梯度幅值,并将其与原特征进行融合,经卷积映射与激活函数生成边缘权重,用以增强阴影边界等高频结构区域。其过程可以表示为:

$$G = |\nabla X_{fuse}|, \quad (7)$$

$$X_g = \text{Concat}(X_{fuse}, G), \quad (8)$$

$$A_e = \sigma\left(\text{Conv}_{1 \times 1}\left(\text{ReLU}\left(\text{GN}\left(\text{Conv}_{3 \times 3}(X_g)\right)\right)\right)\right), \quad (9)$$

其中,  $|\nabla(\cdot)|$ 表示通过 Sobel 算子计算的梯度幅值。  $X_g$ 表示融合特征与其梯度幅值图在通道维进行拼接后得到的联合特征。

最后,将不同注意力获得的结果作用于融合特征,实现对空间位置、通道响应及边缘结构的联合约束。为防止注意力增强引入过强的特征偏移,模块采用残差连接将增强特征与输入特征进行融合,从而在强化阴影边界与结构表达的同时维持特征分布的稳定性。其过程可以表示为:

$$F_m' = F_m + \lambda(X_{fuse} \odot A_s \odot A_c \odot A_e), \quad (10)$$

其中,  $\odot$ 表示逐元素乘法,  $\lambda$ 为残差分支的权重系数,用于控制注意力增强特征对原始特征的影响强度。

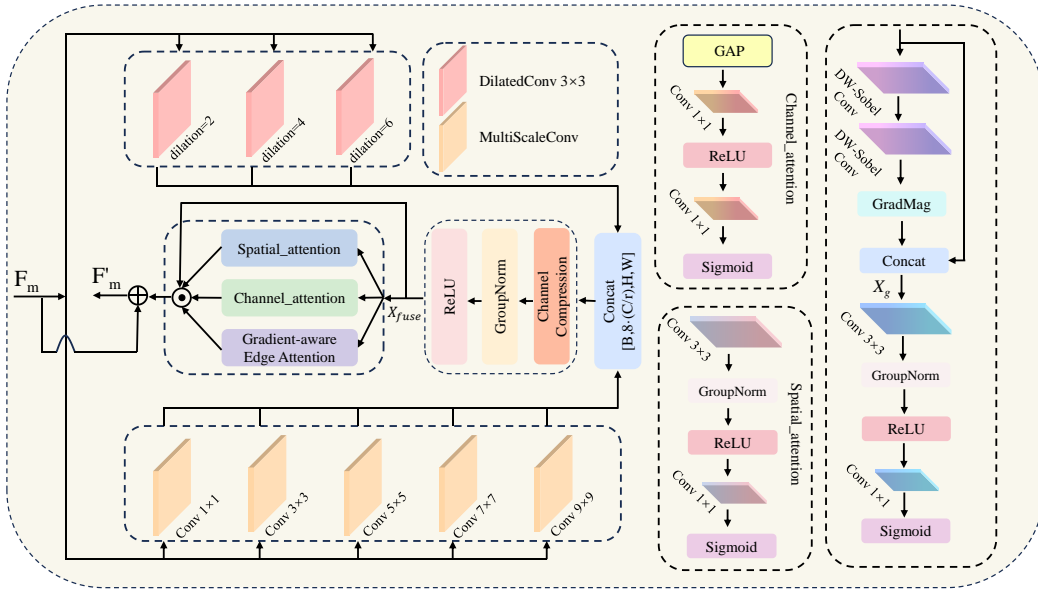


图 2 多尺度注意力机制结构图

Fig. 2 Structure of multi-scale attention mechanism

### 2.3 阴影感知模块

阴影区域与非阴影区域在光照分布和成像特性上存在明显差异,而传统静态卷积采用空间无关的固定卷积核,难以对不同光照状态进行针对性处理,容易在阴影区域产生残留现象。Wang 等人提出的 DAIC<sup>[24]</sup>通过对不同区域的光照变化进行差异化卷积处理,有助于提升阴影恢复质量并减轻非阴影区域的纹理破坏。为此,本文基于该策略设计了一种阴影感知模块(Shadow-Aware Module, SAM),通过阴影掩码对阴影区域与非阴影区域采用不同的卷积处理

策略,在增强阴影区域亮度与结构恢复能力的同时抑制非阴影区域的特征扰动,从而实现对阴影边界及过渡区域的有效建模,其结构如图 3 所示。

SAM 以特征图  $F_s \in R^{C \times H \times W}$  和阴影掩码  $I_M \in R^{1 \times H \times W}$  作为输入,其中  $C$  表示通道数,  $H$  和  $W$  分别表示特征图的高度和宽度,掩码中 1 表示阴影区域, 0 表示非阴影区域。为保证掩码与特征图在维度、尺度和数值范围上的一致性,首先对输入掩码进行统一预处理,包括通道维度规范化、空间尺寸对齐以及数值范围约束,从而确保后续卷积与融合操作的稳定性。

其次,针对阴影区域亮度衰减与结构信息受损的问题,在阴影分支中引入增强型卷积以提升特征重构能力。该分支通过反射填充缓解边界伪影,并采用标准卷积与归一化对特征进行逐层变换,结合非线性激活函数强化阴影区域的结构响应,从而提升亮度恢复能力与结构表达效果。其过程可以表示为:

$$\widetilde{F}_s = \varphi_1 \left( IN_1 \left( Conv_1 \left( RefPad \left( F_s \right) \right) \right) \right), \quad (11)$$

$$F_{shadow} = \varphi_2 \left( IN_2 \left( Conv_2 \left( \widetilde{F}_s \right) \right) \right), \quad (12)$$

其中,  $Conv_1$ 、 $Conv_2$  表示权重分别为  $W_1$ 、 $W_2$  的标准卷积层,  $IN_1$ 、 $IN_2$  表示实例归一化 (Instance Normalization),  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$  表示 LeakyReLU 激活函数,  $RefPad(\cdot)$  表示反射填充,  $\widetilde{F}_s$  表示输入特征  $F_s$  经反射填充、卷积、实例归一化以及非线性激活后的中间特征。

同时,非阴影区域在亮度与结构上已较为稳定,过度的特征重构容易引入不必要的扰动。为此,在非阴影分支中采用轻量化的逐通道卷积进行特征约束,在保证数值稳定性的同时限制特征映射的变化幅度,其过程可以表示为:

$$F_{unshadow} = \varphi \left( IN \left( Conv_{D_s} \left( RefPad \left( F_s \right) \right) \right) \right), \quad (13)$$

其中,  $Conv_{D_s}$  表示权重为  $W_{D_s}$  的深度可分离卷积。

最后,利用预处理后的阴影掩码对两路特征进行动态融合得到  $F'_s$ ,其过程可以表示为:

$$F_{shadow}' = M_w \odot (F_{shadow} + F_s), \quad (14)$$

$$F_{unshadow}' = (1 - M_w) \odot (F_{unshadow} + F_s), \quad (15)$$

$$F_s' = F_{shadow}' + F_{unshadow}', \quad (16)$$

其中,  $F_{shadow}$ 、 $F_{unshadow}$  表示阴影分支与非阴影分支的输出特征,  $M_w$ 、 $1 - M_w$  表示阴影权重图和非阴影权重图,  $\odot$  表示逐元素相乘。

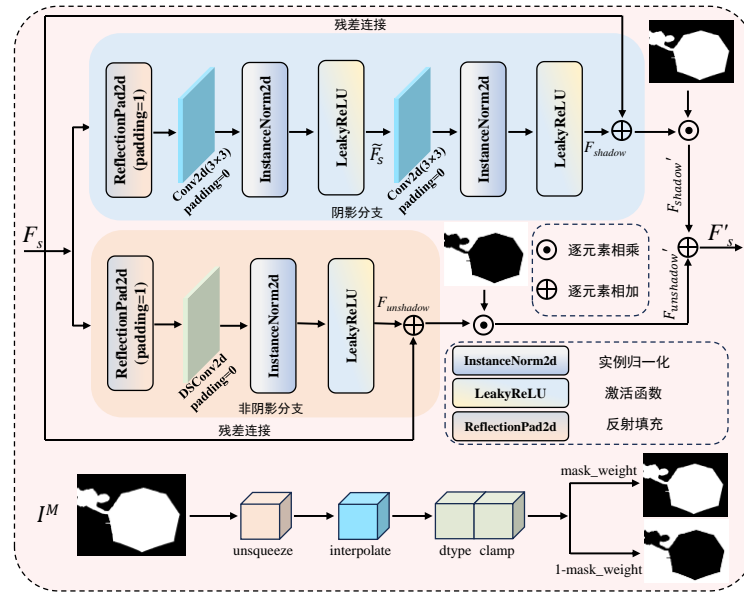


图3 阴影感知模块结构图

Fig. 3 Structure of shadow aware module

## 2.4 视觉对比注意力

尽管多尺度空间注意力机制能够增强区域内的多尺度结构表达,但其建模方式仍局限于单一区域内,难以有效建模阴影与非阴影区域之间的全局差异关系。而传统多头自注意力机制 (MHSA) 在理论上可通过全局 token 交互建模跨区域关系,但其计算复杂度随分辨率平方增长,且对所有 token 进行无差别建模,在高分辨率场

景下难以高效、稳定地学习阴影对比特征<sup>[25]</sup>。因此,本文提出视觉对比注意力 (Visual Contrast Attention, VCA) 机制,通过全局对比聚合阶段提取对比增强的全局上下文表示,并在逐块差分注意力阶段将该对比信息引导至各空间位置的特征更新过程,从而在较低计算开销下学习阴影与非阴影区域的全局差分表征。其结构图如图4所示。

首先,对输入特征进行线性投影生成查询(Query)、键(Key)和值(Value)特征并拆分为多头表示。

接着,Query特征经二维重排与自适应平均池化获得具有全局感受野的粗尺度表征,并在空间维度展平形成紧凑的对比token序列,建模大范围阴影分布及其与非阴影区域之间的整体亮度差异。随后通过引入两组可学习的位置嵌入构建正、负对比token,为后续阴影与非阴影区域的差分建模提供全局参考。其过程可以表示为:

$$\tilde{t}^{(m)} = AdaptiveAvgPool2d(Q_i), \quad (17)$$

$$t_+^{(m)} = \tilde{t}^{(m)} + pos_{pe}, \quad (18)$$

$$t_-^{(m)} = \tilde{t}^{(m)} + neg_{pe}, \quad (19)$$

其中, $t_+^{(m)}$ 为正对比token, $t_-^{(m)}$ 是负对比token。

其次,在Stage I(全局对比聚合阶段),正、负对比token在每个注意力头内独立地与Key特征计算缩放点积注意力,并对Value特征进行加权聚合,从而分别形成正向与负向的全局上下文表示,突出阴影区域与非阴影区域之间的整体照度差异与语义差异。随后,对两类上下文特征进行差分聚合,并通过引入可学习的差分系数自适应调节负对比分支的抑制强度,以突出对比信息。为保证数值稳定性,差分结果在各注意力头内分别经RMSNorm归一化处理,最终融合多头输出,得到紧凑的全局对比上下文特征表示,其过程可以表示为:

$$v_+^{(m)} = Soft \max \left( \frac{t_+^{(m)} \cdot (K^{(m)})^T}{\sqrt{d}} \right) \cdot V^{(m)}, \quad (20)$$

$$v_-^{(m)} = Soft \max \left( \frac{t_-^{(m)} \cdot (K^{(m)})^T}{\sqrt{d}} \right) \cdot V^{(m)}, \quad (21)$$

$$v_{diff}^{(m)} = v_+^{(m)} - \lambda^{(1)} \cdot v_-^{(m)}, \quad (22)$$

$$\tilde{v}^{(m)} = RMSNorm(v_{diff}^{(m)}), \quad (23)$$

其中, $d$ 为每个注意力头的维度, $\lambda^{(1)}$ 是可学习的差分参数,用于自适应调节负对比分支的抑制强度。

然后,在Stage II(逐块差分注意力阶段),原始Query特征在每个注意力头内分别与正负对比token进行缩放点积注意力计算,以建模不同空间位置对两类对比信息的响应关系,使网络提升对阴影区域与非阴影区域的区分能力。随后,对上述两组注意力权重进行差分聚合并利用

Stage I中生成的全局对比上下文特征 $\tilde{v}^{(m)}$ 进行加权聚合,从而实现原始特征的更新。进而将全局对比信息传递至局部位置,以促进阴影边界区域的亮度过渡与结构恢复。为增强数值稳定性,聚合结果在各注意力头内分别经过RMSNorm归一化处理。其过程可以表示为:

$$A_+^{(m)} = Soft \max \left( \frac{Q^{(m)} \cdot (t_+^{(m)})^T}{\sqrt{d}} \right), \quad (24)$$

$$A_-^{(m)} = Soft \max \left( \frac{Q^{(m)} \cdot (t_-^{(m)})^T}{\sqrt{d}} \right), \quad (25)$$

$$A_{diff}^{(m)} = A_+^{(m)} - \lambda^{(2)} \cdot A_-^{(m)}, \quad (26)$$

$$\tilde{h}^{(m)} = RMSNorm(A_{diff}^{(m)} \cdot \tilde{v}^{(m)}). \quad (27)$$

最后,通过融合Stage I所建模的全局对比上下文与Stage II的逐块差分增强特征,输出具有更强区域区分能力的特征表示,从而为阴影去除中的亮度一致性恢复、边界过渡优化以及纹理结构重建提供有效支撑。

## 2.5 损失函数

现有基于像素重建的优化策略虽然有利于降低整体重建误差,但往往忽略局部结构与边界信息,容易造成细节模糊;而过强的结构或平滑约束可能牺牲像素精度,限制PSNR等客观指标的进一步提升。与此同时,阴影区域在亮度校正过程中易产生色彩漂移,尤其在边界附近影响整体一致性。针对上述问题,本文设计了一种以像素重建误差为主导,并辅以结构约束与色彩正则的联合损失函数,实现像素精度、结构一致性与色彩稳定性的协同优化。总损失函数定义为:

$$L = L_{rec} + \lambda_e L_{edge} + \lambda_t L_{tv} + \lambda_c L_{color}, \quad (28)$$

其中, $L_{rec}$ 为像素级重建损失,用于直接约束预测结果与真实图像之间的像素差异; $L_{edge}$ 为边缘一致性损失,用于强化结构与边界信息; $L_{tv}$ 为总差分正则项,用于抑制噪声与局部伪影; $L_{color}$ 为色彩一致性损失,用于缓解阴影区域及其边界处的色彩漂移。各分项损失定义如下:

$$L_{rec} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\hat{I}_i - I_i\|_2^2, \quad (29)$$

$$L_{edge} = \|\nabla \hat{I} - \nabla I\|_2^2, \quad (30)$$

$$L_{tv} = \|\nabla_x \hat{I}\|_2^2 + \|\nabla_y \hat{I}\|_2^2, \quad (31)$$

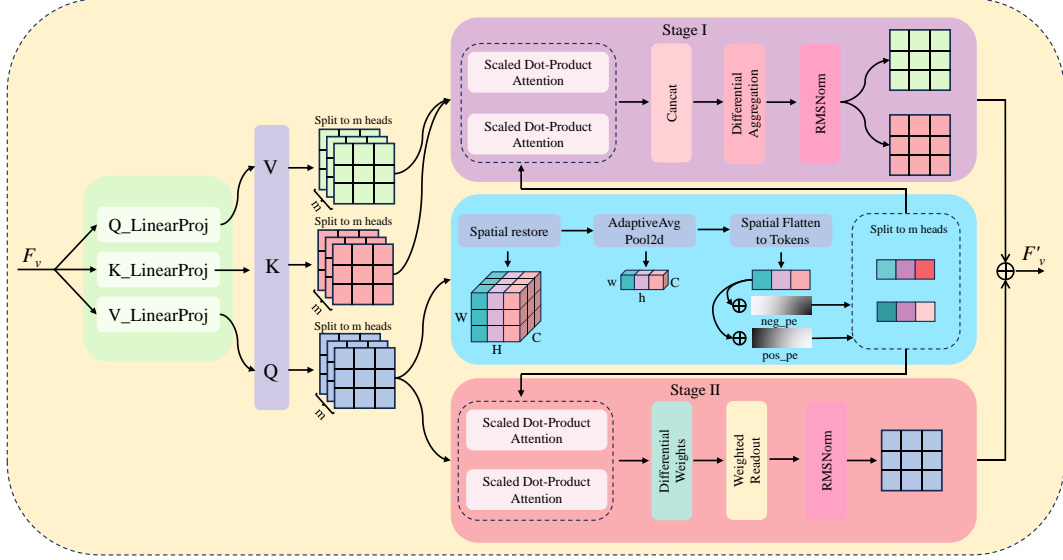


图4 视觉对比注意力结构图

Fig. 4 Structure of visual contrast attention

$$L_{color} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|A_i - \hat{A}_i\| \cdot (M_{shadow} + \lambda_e M_{boundary}), \quad (32)$$

其中,  $\hat{A}$  表示网络预测的去阴影图像,  $A$  表示对应的无阴影真实图像,  $N$  为像素总数,  $\nabla(\cdot)$  表示基于 Sobel 算子的梯度提取操作,  $A(\cdot)$  表示建模色彩差异的色度通道映射函数。

此外, 本文采用分段线性动态权重策略, 根据训练进程自适应调节色彩一致性损失比例, 以避免早期训练对学习产生干扰。

$$\lambda_c(t) = \begin{cases} 0.02, & t < 10 \\ 0.05, & 10 \leq t \leq 30 \\ 0.08, & t > 30 \end{cases} \quad (33)$$

通过上述联合损失函数的设计, 模型能够在以像素重建精度为主导的优化过程中, 同时兼顾结构一致性与色彩稳定性, 从而有效缓解阴影区域的结构与颜色失真问题。

### 3 实验与分析

#### 3.1 实验细节

本实验的硬件配置采用 NVIDIA GeForce RTX 4090 显卡和 Intel Core i9-14900K 处理器。软件环境基于 Windows 操作系统, 搭配 PyTorch 2.0.1 深度学习框架、CUDA 11.8 和 Python 3.8 编程环境。

训练阶段采用 AdamW 优化器对网络参数进行优化, 初始学习率设置为  $2 \times 10^{-4}$ , 权重衰减系数为 0.02。模型共训练 500 个 epoch, 批处理大小为 4, 所有输入图像在训练前统一调整为  $320 \times 320$  的空间分辨率。

#### 3.2 数据集与评价指标

本文在 ISTD 数据集和 SRD 数据集上进行阴影去除实验。ISTD 数据集<sup>[26]</sup> 包含 1 870 个图像三元组 (即阴影图像, 非阴影图像和阴影掩膜), 其中 1 330 和 540 个三元组分别用于训练和测试。SRD 数据集<sup>[12]</sup> 包含 2 680 个训练图像对和 408 个测试图像对, 每对包含阴影图像和非阴影图像, 因为缺乏真实掩膜, 所以利用 DHAN<sup>[27]</sup> 阴影检测方法获取阴影掩膜图像进行训练和预测。

本文在 LAB 颜色空间中计算阴影去除结果与真实无阴影图像的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)。在 RGB 颜色空间中采用峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性指数 (Structural Similarity, SSIM) 评估重建质量。

#### 3.3 定量对比

为了全面验证本模型的性能, 在 ISTD 和 SRD 两个主流阴影去除数据集上进行了对比实验。在 ISTD 数据集上, 将本方法与多种流行的阴影去除算法进行比较, 包括 Li<sup>[22]</sup>、DHAN<sup>[27]</sup>、DSC<sup>[28]</sup>、AEF Net<sup>[29]</sup>、Liang<sup>[30]</sup>、CRFormer<sup>[31]</sup>、

Guo<sup>[32]</sup>以及G2R<sup>[35]</sup>方法。在SRD数据集上,同样选取了具有代表性的高性能方法进行对比,包括SMGDM-SRA<sup>[15]</sup>、DNSNet<sup>[18]</sup>、SRNet<sup>[19]</sup>、Li<sup>[20]</sup>、Shao<sup>[21]</sup>、Li<sup>[22]</sup>、DSC<sup>[28]</sup>、AEF Net<sup>[29]</sup>、BMNet<sup>[33]</sup>以及DeS3<sup>[34]</sup>方法。为确保比较的公平性,所有对比数据均从公开论文中获取。

表1和表2分别列出了各算法在ISTD和SRD数据集上的对比实验结果。从对比结果可以看出,在ISTD数据集上,提出方法在大多数指标上都取得了较好的性能。与Li<sup>[22]</sup>相比,整幅图像、阴影区域和非阴影区域的RMSE分别降低了

65.1%、64.9%和66.5%,同时整幅图像PSNR和SSIM分别提升了1.25 dB和0.005。与CRFormer<sup>[31]</sup>相比,整幅图像、阴影区域、非阴影区域的RMSE分别降低了58.1%、54.3%和59.6%,对应PSNR分别提升了1.23 dB、1.51 dB和0.98 dB。在SRD数据集上,提出方法表现依然稳健,与Shao<sup>[21]</sup>相比,整幅图像、阴影区域和非阴影区域的RMSE分别降低了66.1%、76.2%和51.7%,对应PSNR分别提升了3.99 dB、7.13 dB、0.13 dB,整幅图像SSIM提升了0.041。与Li<sup>[22]</sup>相比,整幅图像、阴影区域和非阴影区域

表1 在ISTD数据集上阴影去除的定量结果

Tab. 1 Quantitative results of shadow removal on the ISTD dataset

方法	Params/ M	Shadow region/S			Non-Shadow region/NS			All image		
		PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓	PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓	PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓
Li <sup>[22]</sup>	—	—	—	9.06	—	—	6.78	29.30	0.930	7.04
DHAN <sup>[27]</sup>	21.8	35.53	<b>0.989</b>	7.48	31.05	0.971	5.29	29.10	0.954	5.65
DSC <sup>[28]</sup>	22.3	34.56	0.984	8.45	31.26	0.970	5.03	28.99	0.944	5.59
AEF Net <sup>[29]</sup>	19.7	36.10	0.975	7.77	30.97	0.887	5.56	29.33	0.858	5.92
Liang <sup>[30]</sup>	—	35.92	<b>0.989</b>	6.29	30.04	0.965	5.64	28.57	<b>0.989</b>	3.35
CRFormer <sup>[31]</sup>	<b>4.9</b>	35.66	0.988	6.96	31.25	0.968	5.63	29.32	0.957	5.85
Guo <sup>[32]</sup>	—	—	—	—	—	—	—	26.70	0.870	—
G2R <sup>[35]</sup>	22.8	33.58	0.979	8.90	<b>35.52</b>	<b>0.976</b>	2.90	30.52	0.944	3.90
Ours	12.3	<b>37.17</b>	0.986	<b>3.18</b>	32.23	0.951	<b>2.27</b>	<b>30.55</b>	0.935	<b>2.45</b>

注:加粗数据代表最优值,下划线数据代表次优值。

表2 在SRD数据集上阴影去除的定量结果

Tab. 2 Quantitative results of shadow removal on the SRD dataset

方法	Shadow region/S			Non-Shadow region/NS			All image		
	PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓	PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓	PSNR ↑	SSIM ↑	RMSE ↓
SMGDM-SRA <sup>[15]</sup>	34.31	0.979	8.60	32.96	0.980	4.30	29.78	0.950	5.20
DNSNet <sup>[18]</sup>	34.52	0.984	—	31.95	0.972	—	29.41	0.949	—
SRNet <sup>[19]</sup>	—	—	6.70	—	—	3.60	—	—	4.60
Li <sup>[20]</sup>	<b>37.21</b>	0.985	—	32.44	0.958	—	30.58	0.937	—
Shao <sup>[21]</sup>	28.59	0.950	13.00	33.57	<b>0.983</b>	4.10	26.99	0.924	6.70
Li <sup>[22]</sup>	—	—	10.16	—	—	6.41	29.42	0.903	7.53
DSC <sup>[28]</sup>	30.65	0.960	8.62	31.94	0.965	4.41	27.76	0.903	5.72
AEF Net <sup>[29]</sup>	32.26	0.966	9.55	31.87	0.945	5.74	28.40	0.893	6.50
BMNet <sup>[33]</sup>	30.48	0.969	6.61	29.58	0.961	3.61	26.02	0.922	4.46
DeS3 <sup>[34]</sup>	36.88	0.982	5.88	31.92	0.950	2.83	30.08	0.926	3.72
Ours	35.72	<b>0.986</b>	<b>3.09</b>	<b>33.70</b>	0.938	<b>1.98</b>	<b>30.98</b>	<b>0.965</b>	<b>2.27</b>

注:加粗数据代表最优值,下划线数据代表次优值。

的RMSE分别降低了69.8%、69.5%和69.1%，同时整幅图像的PSNR和SSIM提升了1.56 dB和0.062。与DeS3<sup>[34]</sup>相比，整幅图像、阴影区域、非阴影区域的RMSE分别降低了38.9%、47.4%和30.0%。尽管在阴影区域的PSNR略低于DeS3<sup>[34]</sup>，但本文方法在非阴影区域取得了1.78 dB的提升，从而使整幅图像上的PSNR仍较DeS3<sup>[34]</sup>提高了0.90 dB。

总的来说，提出方法相较于对比方法，在RMSE指标上实现了大幅下降，同时在PSNR上取得稳定提升，表明模型能够有效恢复阴影区域的亮度与颜色，并在非阴影区域保持细节与结构一致性。尽管SSIM相较个别方法略有差距，但整体仍呈提升趋势。上述结果表明，所提出的方法在阴影去除任务中具有更强的鲁棒性与泛化能力，能够在保证结构一致性的同时有效提升图像质量。

此外，从表1中可以看出，本文方法的参数量为12.3 M，相比CRFormer<sup>[31]</sup>，本文模型参数量有所增加，但在RMSE和PSNR指标上取得了较大提升，表明通过适度增加模型复杂度可以有效改善图像重建质量。相较于DHAN<sup>[27]</sup>、DSC<sup>[28]</sup>、AEF Net<sup>[29]</sup>以及G2R<sup>[35]</sup>，本文方法在降低参数量的同时在PSNR和RMSE指标上仍取得了较优的结果，验证了其在参数利用效率及结构设计方面的有效性。

### 3.4 定性分析

为更加直观地展示本文模型的阴影消除能力，在ISTD与SRD数据集上分别选取不同场景的图片进行可视化结果对比。图5(a)~(f)分别为输入阴影图像、DHAN<sup>[27]</sup>、AEF Net<sup>[29]</sup>、G2R<sup>[35]</sup>、本文方法的阴影消除可视化结果以及真实无阴影图像。图6(a)~(f)分别为输入阴影图像、SMGDM-SRA<sup>[15]</sup>、BMNet<sup>[33]</sup>、DeS3<sup>[34]</sup>、本文方法的阴影消除可视化结果以及真实无阴影图像。

从阴影去除效果来看，本文方法表现出更优的阴影消除性能。如图5(b)第1、3、5行所示，阴影区域边界处均出现明显伪影；图6(d)第2行同样存在边界伪影现象。针对上述问题，本文在多尺度空间注意力模块中引入边缘注意力机制，使网络在特征增强阶段更加关注阴影边界区域，从而在一定程度上缓解了边界处伪影的生成。

此外，从图5(d)第3行以及图5(c)第5行的结果中可以观察到明显的阴影残留；图6(b)第1行以及图6(c)第1行同样存在阴影残留问题。本文通过引入视觉对比注意力模块，强化阴影与非阴影区域之间的全局差分特征，并结合阴影感知模块的差异化建模能力，有效提升了阴影区域的特征重构质量，从而显著减轻了阴影残留现象。

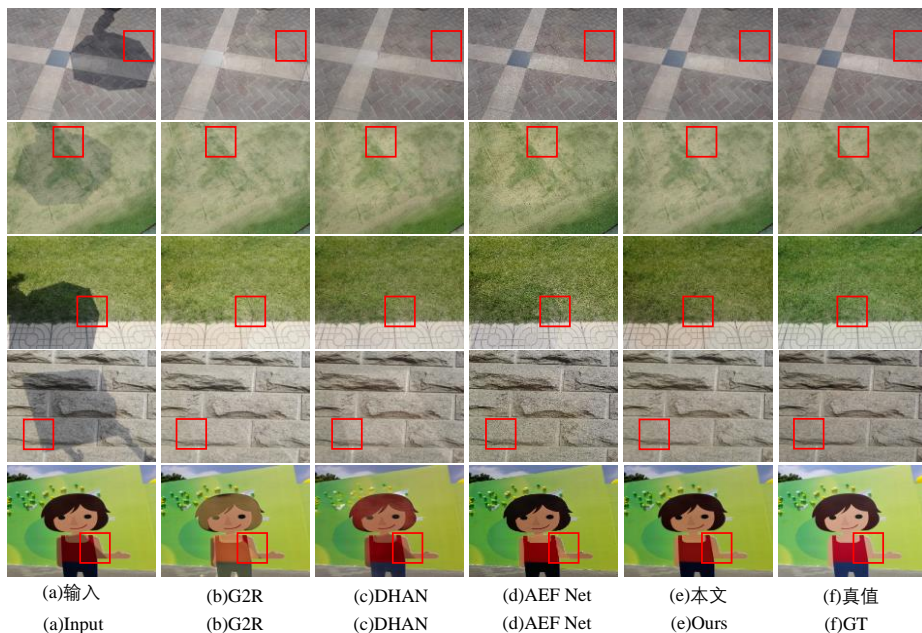


图5 在ISTD数据集上阴影去除的定性结果

Fig. 5 Qualitative results of shadow removal on the ISTD dataset

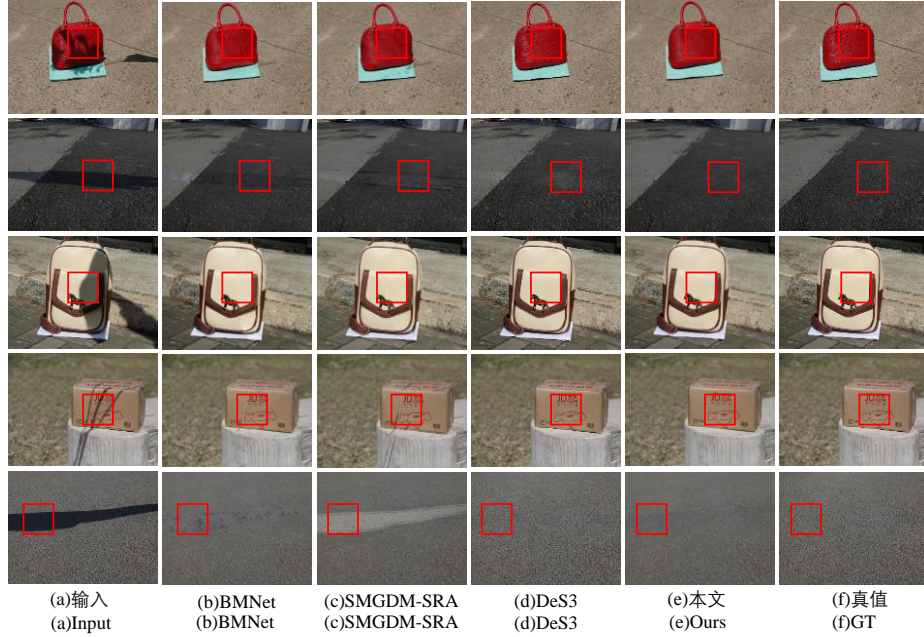


图6 在SRD数据集上阴影去除的定性结果

Fig. 6 Qualitative results of shadow removal on the SRD dataset

### 3.5 消融实验

为系统验证本文所提出模型中各核心模块的有效性,在ISTD数据集上开展了消融实验研究。本实验采用控制变量策略,以基于CA-Transformer的三层编码器-解码器搭建的基线模型为基础,依次引入多尺度注意力模块(Multi-Scale Attention, MSA)、阴影感知模块(Shadow-Aware Module, SAM)以及视觉对比注意力模块(Visual Contrast Attention, VCA)分析各组件对于阴影去除性能的实际贡献。

消融实验结果如表3所示,其中基线模型的PSNR为30.16 dB, RMSE为3.12, SSIM为0.920。当仅加入MSA、SAM、VCA三个模块之一时,模型性能均得到稳定提升,其中多尺度注意力模块(MSA)的效果最为明显,使用该模块后RMSE降低至2.52, PSNR提升至30.25 dB,验证了多尺度特征提取在阴影结构恢复中的有效性。加入SAM与VCA两个模块后, RMSE降低至2.51, PSNR提升至30.43 dB,验证了加入两个模块在阴影结构恢复中的有效性。当三个模块全部加入时,各项指标均达到最优水平。上述结果表明,所提出的三个模块均对阴影去除性能具有贡献,且其协同作用能够显著降低像素级亮度误差,验证了本文方法在结构设计上的合理性与有效性。

表3 消融实验

	MSA	SAM	VCA	PSNR $\uparrow$	SSIM $\uparrow$	RMSE $\downarrow$
	×	×	×	30.16	0.920	3.12
	✓	×	×	30.25	0.930	2.52
	×	✓	×	30.23	0.931	2.53
BaseLine	×	×	✓	30.22	0.928	2.56
	✓	✓	×	30.37	0.931	2.47
	×	✓	✓	30.43	0.932	2.51
	✓	×	✓	30.33	0.932	2.52
	✓	✓	✓	30.55	0.935	2.45

注: ×代表未添加模块, ✓代表添加模块。

为直观验证各核心模块对模型预测性能的影响,本文对消融实验结果进行了可视化对比分析,结果如图7所示。图7(a)~(j)依次给出了输入图像、基线模型结果、分别引入MSA、SAM与VCA模块的结果、联合引入两个模块的结果、完整模型的结果以及对应的真实无阴影图像。

从图7(b)可以观察到,基线模型在阴影主体区域仍存在一定程度的亮度残留,且在阴影与非阴影过渡区域易出现边界不连续和局部伪影。随着MSA、SAM或VCA模块的分别引入,模型对关键特征的建模能力得到增强,阴影区域的亮度恢复更加充分,局部结构细节也得到一定改

善,如图7(c)~(e)所示。

当联合使用两个模块时,阴影去除效果在视觉上更加自然和稳定,阴影边界过渡质量进一步提升,如图7(f)~(h)所示。在完整模型中,阴影残留与边界伪影得到有效抑制,恢复结果在亮度

一致性和细节保持方面均最为接近真实无阴影图像,如图7(i)所示。

上述可视化结果表明,所提出的各模块能够通过互补协同逐步提升模型对阴影主体与边界区域的建模能力,从而实现更加高质量的阴影去除效果。

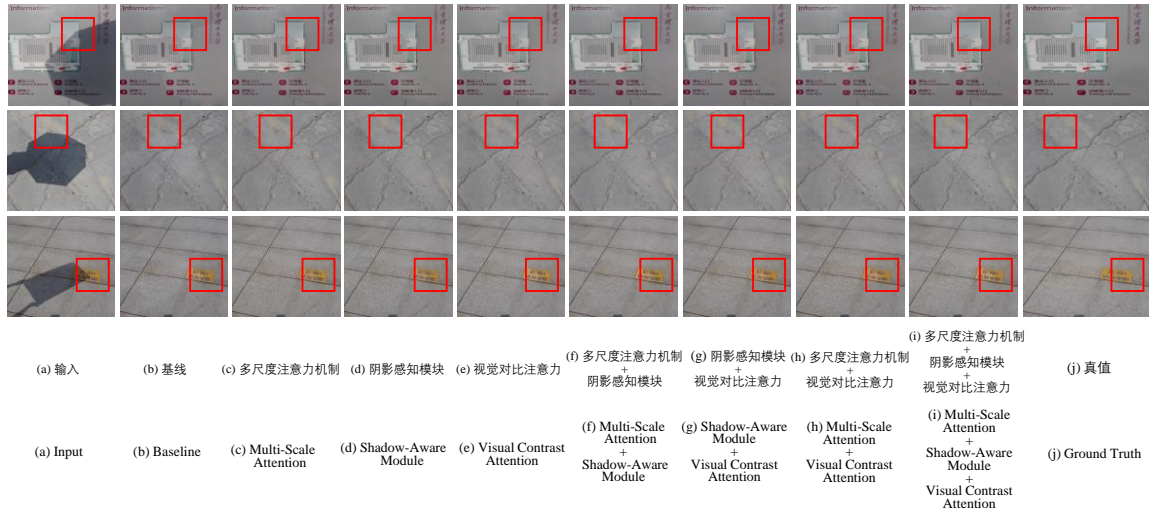


图7 消融实验定性分析

Fig. 7 Qualitative analysis of ablation experiments

## 4 结 论

本文提出了一种基于区域对比与边界感知的阴影去除网络。通过在不同特征层级引入多尺度注意力机制、阴影感知模块和视觉对比注意力机制,提升了对跨区域关系的辨别能力并增强了阴影边界及其过渡区域的连续性。同时,设计联合损失函数,通过动态权重调节策略,引导模型在不同训练阶段实现稳定优化。

在ISTD数据集上与8种代表性方法比较PSNR平均提高了1.57 dB,在SRD数据集上与10种代表方法比较PSNR平均提高了2.03 dB。然而,模型整体参数规模仍有优化空间,后续将重点探索轻量化设计策略,在不显著影响阴影去除性能的情况下进一步降低模型复杂度。同时,我们还将进一步围绕该算法的实际应用开展深入研究,以验证和提升所提方法的应用价值。

## 参 考 文 献:

- [1] HONG X Y, XIE J, SHENG J, *et al.* Single-view neural illumination estimation and editing for dynamic light field display[J]. *Light: Science & Applications*, 2026, 15: 147.
- [2] LIU Z Y, GAO H, MA T G, *et al.* Broadband spin and angle co-multiplexed waveguide-based metasurface for six-channel crosstalk-free holographic projection[J]. *eLight*, 2024, 4: 7.
- [3] WANG X, YAO S Y, TANG Y, *et al.* Shadow-aware decomposed transformer network for shadow detection and removal[J]. *Pattern Recognition*, 2024, 156: 110771.
- [4] 王笳辉,彭光灵,段亮,等. 面向文本识别的小样本阴影消除方法[J]. *计算机科学*, 2024, 51(09): 147-154.  
WANG J H, PENG G L, DUAN L, *et al.* A small sample shadow elimination method for text recognition[J]. *Computer Science*, 2024, 51(09): 147-154. (in Chinese)

- [5] JIE L P, ZHANG H. RMLANet: random multi-level attention network for shadow detection and removal[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2023, 33(12): 7819-7831.
- [6] 邱敬,梁焯,刘冀钊,等. 基于跨域交互注意力和对比学习引导的红外与可见光图像融合[J]. *中国光学(中英文)*, 2025, 18(02): 317-332.
- DI J, LIANG C, LIU J Z, *et al.* Infrared and visible image fusion guided by cross-domain interactive attention and contrastive learning[J]. *Chinese Optics*, 2025, 18(2): 317-332. (in Chinese)
- [7] Dong W, ZHOU H, MOUSAVI S A, *et al.* Retinex-guided histogram transformer for mask-free shadow removal [C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Nashville: IEEE, 2025: 1462-1472.
- [8] 高世严,柳杰,陈文艺,等. 基于深度学习的单目标跟踪算法研究进展[J]. *液晶与显示*, 2025, 40(08): 1202-1218.
- GAO S Y, LIU J, CHEN W Y, *et al.* Review of single object tracking algorithm based on deep learning [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2025, 40(8): 1202-1218. (in Chinese)
- [9] GUO R Q, DAI Q Y, HOIEM D, *et al.* Paired regions for shadow detection and removal[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(12): 2956-2967.
- [10] Lu C. Entropy minimization for shadow removal[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 85: 35-57.
- [11] FINLAYSON G D, HORDLEY S D, LU C, *et al.* On the removal of shadows from images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(1): 59-68.
- [12] QU L Q, TIAN J D, HE S F, *et al.* Deshadownet: a multi-context embedding deep network for shadow removal [C] Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE, 2017: 2308-2316.
- [13] FAN H, HAN M, LI J J. Image shadow removal using end-to-end deep convolutional neural networks [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(5): 1009.
- [14] GUO L Q, HUANG S Y, LIU D, *et al.* Shadowformer: global context helps shadow removal [C] Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI Press, 2023: 710-718.
- [15] WANG D H, WANG J H, HE N, *et al.* Enhancing unsupervised shadow removal via multi-intensity shadow generation and diffusion modeling[J]. *The Visual Computer*, 2025, 41: 5461-5476.
- [16] WANG D H, WANG J H, HE N, *et al.* Image shadow removal algorithm based on maskguideattention and mask-aware enhancement module[J]. *Multimedia Systems*, 2025, 31: 224.
- [17] 黄颖,程彬,房少杰,等. 用于阴影去除的小波非均匀扩散模型[J]. *中国图象图形学报*, 2025, 30(01): 66-82.
- HUANG Y, CHENG B, FANG S J, *et al.* Wavelet Non-Uniform Diffusion Model for Shadow Removal [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2025, 30(01): 66-82. (in Chinese)
- [18] 黄璞,苏畅,杨章静,等. 双通道噪声抑制网络及在阴影去除中的应用[J]. *小型微型计算机系统*, 2025, 46(10): 2431-2439.
- HUANG P, SU C, YANG Z J, *et al.* Dual-channel noise suppression network and its application in shadow removal[J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2025, 46(10): 2431-2439. (in Chinese)
- [19] 黄颖,雷秀杰,姜茂,等. 基于特征分离和差异映射的阴影去除算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2025, 37(08): 1383-1393.
- HUANG Y, LEI X J, JIANG M, *et al.* Shadow removal algorithm based on feature separation and difference mapping[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2025, 37(08): 1383-1393. (in Chinese)
- [20] LI X J, ZHAO Y, CHEN Y, *et al.* Towards non-uniform shadow removal using shadow adaptive normalization [J]. *Digital Signal Processing*, 2025, 166: 105364.
- [21] SHAO Y M, ZHANG Z J, YANG M M. Symmetry-Guided ab-dynamic feature refinement network for weakly supervised shadow removal[J]. *Symmetry*, 2026, 18(2): 330.
- [22] LI Y, HE J D, ZOU D P, *et al.* Image shadow detection and removal via illumination estimation and chromaticity guidance[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2026, 23: 3661-3672.
- [23] LIU D Y, ZHANG J P, WU Y H, *et al.* A shadow detection algorithm based on multiscale spatial attention mechanism for aerial remote sensing images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 6003905.

- [24] WANG X Q, DAI J L, CHEN B, *et al.* A dynamic alignment and illumination-aware convolution for shadow removal[J]. *IET Image Processing*, 2024, 18(3): 785-795.
- [25] LIU Z, LIN Y T, CAO Y, *et al.* Swin Transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows[C] Proceedings of the International Conference on Computer Vision. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021: 9992-10002.
- [26] WANG J F, LI X, YANG J. Stacked conditional generative adversarial networks for jointly learning shadow detection and shadow removal[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 1788-1797.
- [27] CUN X D, PUN C M, SHI C. Towards ghost-free shadow removal via dual hierarchical aggregation network and shadow matting GAN[C] Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI Press, 2020: 10680-10687.
- [28] HU X W, ZHU L, FU C W, *et al.* Direction-aware spatial context features for shadow detection[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 7454-7462.
- [29] FU L, ZHOU C Q, GUO Q, *et al.* Auto-exposure fusion for single-image shadow removal[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 10566-10575.
- [30] LIANG J J, ZHANG B W, DENG J W, *et al.* Towards hard and soft shadow removal via dual-branch separation network and vision transformer [C] Proceedings of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Miyazaki: IEEE, 2024: 519-526.
- [31] WAN J, YIN H, WU Z Y, *et al.* CRFormer: a cross-region transformer for shadow removal[J]. *Image and Vision Computing*, 2024, 151: 105273.
- [32] GUO M Q, CAO R, HUANG Y, *et al.* Image shadow removal based on pseudo-illuminated region and log domain transformation[J]. *Journal of Spatial Science*, 2024, 70(24): 1-21.
- [33] ZHU Y R, HUANG J, FU X Y, *et al.* Bijective mapping network for shadow removal[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans: IEEE, 2022: 5617-5626.
- [34] JIN Y Y, YE W, YANG W H, *et al.* DeS3: adaptive attention-driven self and soft shadow removal using ViT similarity[C] Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Washington: AAAI Press 2024: 2634-2642.
- [35] LIU Z H, YIN H, WU X Y, *et al.* From shadow generation to shadow removal[C] Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 4925-4934.

#### 作者简介:



杨璐霞,女,博士,教授,2014年于中北大学获得博士学位,主要从事智能信息处理方面的研究。E-mail:ylyfyz328@163.com



张红瑞,女,博士,讲师,2023年于华中师范大学获得博士学位,主要从事智能交通系统下机器视觉的研究。E-mail:zhanghongrui@tynu.edu.cn