http://bhxb.buaa.edu.cn jbuaa@buaa.edu.cn
DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0531

基于低光实例的无人机航拍低光照图像增强算法

王殿伟[1,*]，赵五林[1]，房杰[1]，李苑青[1]，许志杰[2]
(1. 西安邮电大学 通信与信息工程学院，西安 710121；2. 哈德斯菲尔德大学 计算机与工程学院，哈德斯菲尔德 HD1 3DH)

摘 要：低光照图像增强是许多计算机视觉应用的重要预处理环节，针对低光照图像存在的亮度低、细节模糊、噪声干扰及成对低光/正常光训练数据获取困难等问题，提出一种新的两阶段无人机(UAV)航拍低光照图像增强算法。基于Retinex理论中内容相同的图像共享一致的反射分量，使用2张内容相同的低光照图像进行训练学习先验信息，不依赖于成对低光/正常光数据对。在第1阶段中提出细节增强模块(DEM)，通过捕获不同尺度的特征信息，增强反射分量的细节及边缘信息；在第2阶段中设计照明增强模块(IEM)，并引入照明注意图，增强照明分量的同时避免高对比度区域出现过曝光现象；构建去噪模块(DM)抑制反射分量中的噪声干扰。实验结果表明：所提算法在多个数据集上的视觉质量和客观评价指标优于当前先进算法，增强后的图像有助于目标检测算法在低光照图像处理上取得良好效果。

关 键 词：低光照图像增强；无人机航拍图像；细节增强；照明增强；图像去噪
中图分类号：TP391.41
文献标志码：A **文章编号**：1001-5965(2026)11-3779-11

无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)航拍图像因其视角独特、包含信息量大的特点，在军事、森林防火、电力巡检、抗震救灾等领域有着广泛的应用。但无人机在光线较差条件下拍摄的图像普遍存在亮度不足、噪声干扰、细节模糊等问题，导致图像视觉效果降低并影响后续的计算机视觉任务，如目标检测、识别等[1]。因此，无人机航拍低光照图像增强(low-light image enhancement, LIME)已经成为研究热点[2]。

在低光照图像增强这一领域，目前已经提出了许多可行的算法。现有算法主要包含传统算法和深度学习算法2类。传统算法可以分为直方图增强类和Retinex类。其中，自适应直方图均衡化[3]、对比度限制自适应直方图均衡化[4]等算法通过调整图像的像素分布，增强亮度，改善图像视觉质量。Retinex类算法模拟人眼视觉感知将图像分解为照明、反射分量2部分，在低光照图像增强中有着广泛的应用[5]。在Retinex类算法中，Jobson等[6]提出多尺度Retinex算法将多个尺度的增强图像加权融合，作为最终结果。Guo等[7]提出低光照图像增强算法，使用结构先验来初始细化照明图，将反射分量作为最终结果。然而，传统算法依赖于手工设计约束，对单张图像调整成本大且难以应对复杂场景，泛化能力差，难以广泛应用。

近年来，深度学习算法取得了良好效果。现有算法可分为有监督的学习策略、无监督的学习策略及零样本的学习策略。其中，有监督的学习策略依赖于成对低光/正常光图像训练网络。Wei等[8]构建了RetinexNet网络，提出用深度学习的算法表征物理模型。Zhang等[9]提出的KinD网络，在反射分量恢复网络中使用照明分量作为引导，更好地恢复了反射分量。Wu等[10]提出URetinex-Net网络，该

收稿日期：2024-07-12；**录用日期**：2024-09-13；**网络出版时间**：2024-10-11 10:42
网络出版地址：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241010.1955.004
基金项目：国家自然科学基金(62201454,62306235)；陕西省国际科技合作项目(2023-GHYB-04)；陕西省教育厅科学研究项目(23JK0670)；西安市科学技术局社会发展创新示范项目(23SFSF0004)；西安邮电大学研究生创新基金(CXJJYL2023018)
* **通信作者**. E-mail：wangdianwei@xupt.edu.cn

引用格式：王殿伟，赵五林，房杰，等. 基于低光实例的无人机航拍低光照图像增强算法[J]. 北京航空航天大学学报，2026，52(11)：3779-3789. Wang D W，Zhao W L，Fang J，et al. Low-light image enhancement algorithm for UAV aerial photography base on low-light instances[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics，2026，52(11)：3779-3789 (in Chinese).

网络分为初始化、展开优化及照明调整3个部分，可以根据用户需要调整亮度，取得了良好的效果。Yi等[11]构建了Diff-Retinex网络，在分解网络中引入Transformer对低光照图像进行分解，在反射分量恢复网中利用Diffusion恢复反射分量，取得了不错的效果。Cai等[12]构建了Retinexformer网络，利用照明引导的注意力模块实现图像增强。上述有监督学习的算法虽然增强效果良好，但大多需要成对低光/正常光数据集训练网络，在真实情况下，成对训练数据的获取存在很大困难。

相比于有监督学习的算法，基于无监督学习和零样本学习的算法不依赖于低光/正常光图像对，受到了越来越多的关注。Guo等[13]设计了零参考深度曲线估计(zero-reference deep curve estimation, Zero-DCE)网络，通过曲线迭代实现亮度增强。Jiang等[14]提出EnlightenGAN网络，使用生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)在非配对图像之间建立映射。Ma等[15]构建了自校准照明(self-calibrated illumination, SCI)网络，通过引入权重共享的自校准模块，提高增强结果稳定性并大幅降低计算负担。Wen等[16]受相机物理模型的启发，提出一种深度估计曲线，通过迭代方式增强低光照图像，并设计去噪模块(denoise module, DM)减少噪声干扰。在上述无监督学习的算法中，(GAN)存在训练过程比较困难、损失函数收敛不稳定等问题[11]。零样本学习的算法在网络优化过程中仅使用单张低光照图像，泛化能力强，但存在单张图像包含信息不足、依赖手工制定的先验信息等问题，在定量性能上不如其他算法[17]。

为解决单张低光照图像中信息有限和手工先验适应性差的问题，Fu等[18]基于Retinex理论提出了一种从2张场景相同的低光照图像学习自适应先验的无监督增强算法PairLIE，获得更多信息的同时，不依赖于成对低光/正常光数据，取得了非常不错的效果。PairLIE从LOL[8]、SICE[19]数据集中收集内容相同的低光照图像对，由于2张低光照图像共享相同的内容，分解得到的反射分量一致。2张内容相同的低光照图像的Retinex分解可表示为：$\boldsymbol{I}_1=\boldsymbol{R}_1\boldsymbol{L}_1$，$\boldsymbol{I}_2=\boldsymbol{R}_2\boldsymbol{L}_2$。其中，$\boldsymbol{I}_1$、$\boldsymbol{I}_2$为低光照图像，$\boldsymbol{R}_1$、$\boldsymbol{R}_2$为反射分量，$\boldsymbol{L}_1$、$\boldsymbol{L}_2$为照明分量。但相比于普通低光照图像，无人机航拍图像的视角范围更广、包含的信息量更大，无人机夜间拍摄时更容易受点光源影响。PairLIE未对反射分量进行处理，增强后的低光照图像细节及边缘不清晰；其使用的全局Gamma校正方式增强照明分量会造成高对比度及点光源区域出现过曝光现象。

为解决上述问题，本文提出一种新的两阶段增强算法。第1阶段，首先，输入成对的低光照图像，由照明分量估计网络(illumination estimation net, IENet)与反射分量估计网络(reflection estimation net, RENet)分别估计照明分量与反射分量。通过引入照明先验信息帮助IENet更好地估计照明分量。其次，为更好地保留图像细节，本文设计了细节增强模块(detail enhancement module, DEM)，通过多尺度特征提取模块(multi-scale feature extract module, MFEM)捕获多个尺度的特征信息，提高网络的细节感知能力。利用特征融合模块(feature fusion module, FFM)将局部特征与全局特征相结合，增强反射分量的细节及边缘信息。第2阶段，仅需要将单张低光照图像输入训练好的IENet、RENet中得到照明分量、反射分量，通过引入照明注意图指导照明增强网络调整照明分量，避免高对比度区域出现过曝光问题。由于低光照图像存在噪声干扰问题，本文构建了DM来抑制反射分量中的噪声。将调整后的照明分量、反射分量重新组合，得到增强结果。创新点总结如下：

1) 构建了DEM，提高网络的细节感知能力，使增强后的图像细节更加清晰，边缘更加明显。

2) 设计了DM，抑制低光照图像中存在的噪声干扰问题。

3) 提出了照明增强模块(illumination enhancement module, IEM)，引入照明注意图，在增强亮度的同时防止对比度高的区域出现过曝光现象。

1 本文算法

低光照图像普遍存在亮度不足、噪声干扰、纹理及边缘信息模糊等问题。相比于普通低光照图像，无人机拍摄的图像信息量更大，夜间拍摄时更容易受点光源影响。为此，本文提出一种新的两阶段低光照图像增强算法。第1阶段为分解及细节增强。首先，图像通过分解模块分解为照明分量、反射分量；其次，设计了DEM，增强反射分量的细节及边缘信息。第2阶段构建了IEM增强照明分量。此外，设计了DM来抑制反射分量中的噪声干扰。将增强后的照明分量、反射分量结合，得到增强结果。图1展示了本文算法的整体网络结构。

1.1 分解模块

在基于Retinex理论的低光照图像增强算法中，如何估计照明信息是关键[20]，得到准确的照明分量后，反射分量可以通过后续网络进行处理。因此，本文构建了IENet和RENet，将输入图像分解为照明分量与反射分量2部分，在此基础上加入照明

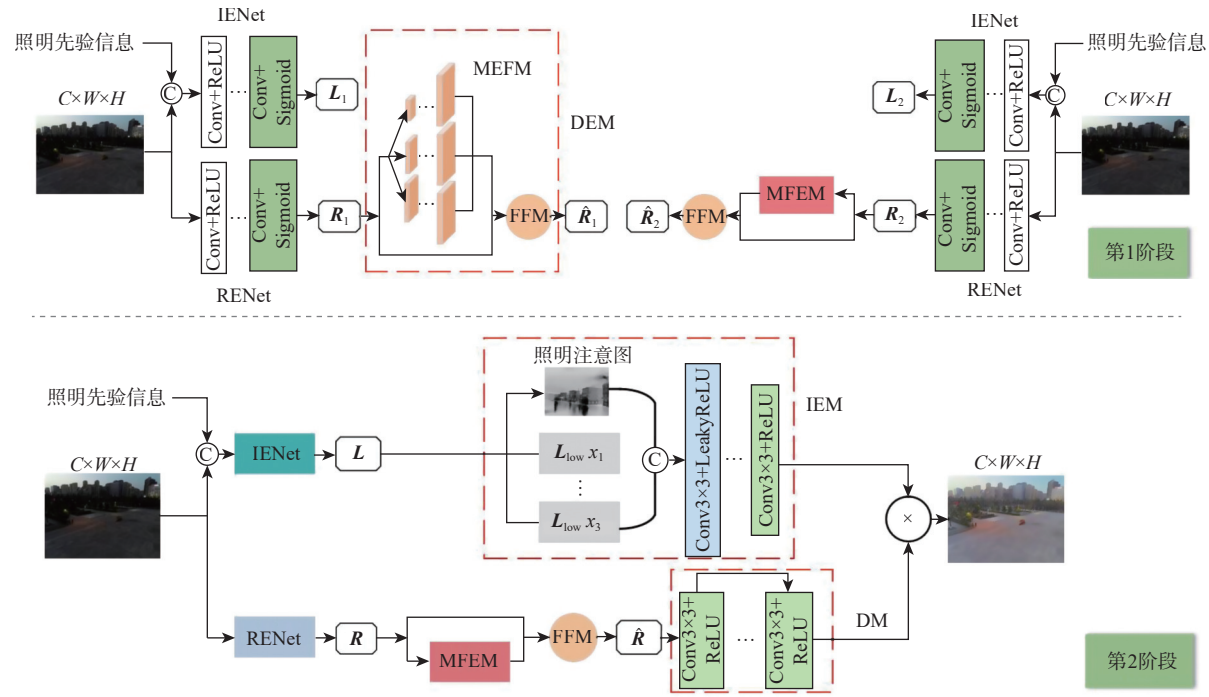


图 1　本文算法的网络结构

Fig. 1　Network structure of the proposed algorithm

先验信息帮助网络更好地估计照明分量。IENet 与 RENet 的损失函数设计如下:

$$L_{\mathrm{dc}}=\lambda_{\mathrm{re}}\|\boldsymbol{I}-\boldsymbol{RL}\|_2^2+\lambda_{\mathrm{ii}}\left\|\boldsymbol{L}-\max_{c\in\{R,G,B\}}\boldsymbol{I}^{(c)}\right\|_2^2+\lambda_{\mathrm{tv}}\nabla\boldsymbol{L}+\lambda_{\mathrm{rc}}\|\boldsymbol{R}_1-\boldsymbol{R}_2\|_2^2 \tag{1}$$

式中: $\boldsymbol{I}$为输入的低光照图像; $\boldsymbol{R}$和$\boldsymbol{L}$分别为分解网络得到的反射分量和照明分量; $c\in\{R,G,B\}$表示 RGB 通道; ∇表示垂直与水平梯度。经过实验, 本文将超参数的取值设置为 $\lambda_{\mathrm{re}}=1$, $\lambda_{\mathrm{ii}}=0.1$, $\lambda_{\mathrm{tv}}=1$, $\lambda_{\mathrm{rc}}=1$。式(1)等号右侧第 1 项为重建损失, 约束分解得到的 2 个分量重建后与输入图像一致, 第 2 项为照明初始化损失, 第 3 项为总变分损失, 用于平滑照明分量, 第 4 项为反射分量一致损失, 约束 2 张场景相同的低光照图像反射分量保持一致。

1.2　细节增强模块

为消除反射分量的退化并增强细节, 本文设计了 DEM 对反射分量进行处理, 保留更多的细节信息。DEM 由 MFEM 和 FFM 构成。

为保留反射分量中的细节信息, 本文构建了 MFEM, 提高网络的细节感知能力, 如图 2 所示。

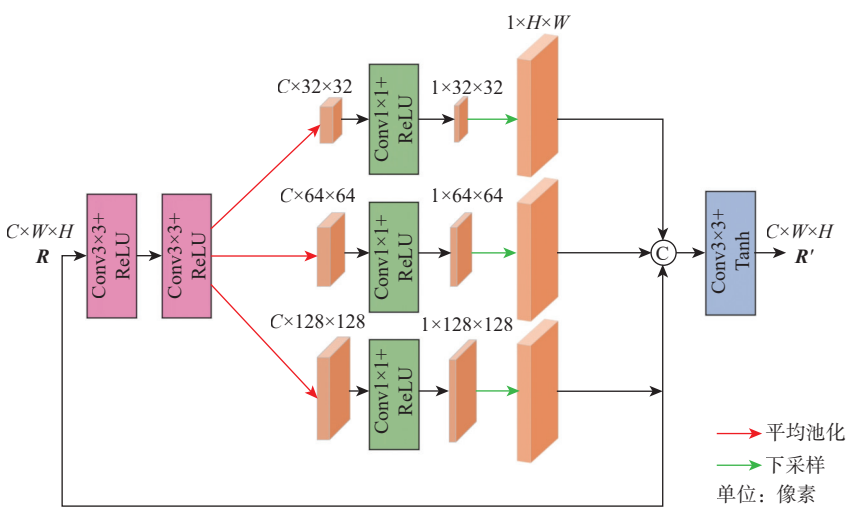


图 2　多尺度特征提取模块结构

Fig. 2　Multi-scale feature extract module structure

先将反射分量下采样到不同尺度, 捕获多个尺度的特征信息; 再将它们进行融合, 获得更丰富的特征信息来还原图像的颜色和细节, 使无人机低光照图像的细节更加清晰。MFEM 分为 3 条支路, 其

中，下采样的尺寸分别为32像素×32像素，64像素×64像素，128像素×128像素，最大池化层帮助网络收集更多的边缘细节信息。

虽然MFEM可以提供更丰富的局部细节特征，但在低光照图像增强任务中，全局特征和局部特征都是必不可少的[21]。全局特征提供图像的背景信息，局部特征提供图像的边缘细节信息。因此，受SENet[22]的启发，本文构建了FFM，对包含不同空间信息的特征图进行融合，捕获它们在空间上的相关性，图3展示了FFM的结构。FFM将初始低光照图像与MFEM得到的特征图合并作为输入，在获得全局特征的同时，避免了MFEM模块因下采样造成的细节丢失。FFM采用全局平均池化层降低特征图的维度，聚合特征通道的空间信息。FFM有2个全连接层(FC)，第1个用于降维，减少网络的参数量，第2个用于估计不同通道的权重系数，对重要特征赋予较大权重。将权重系数与原始特征通道相乘，再通过卷积层进一步提高网络特征表达能力。DEM的损失函数定义为

$$L_{\text{detail}}=\lambda_{\text{re}}\left\|\boldsymbol{I}-\hat{\boldsymbol{R}}\boldsymbol{L}\right\|_2^2+\lambda_{\text{c}}\left\|\hat{\boldsymbol{R}}_1-\hat{\boldsymbol{R}}_2\right\|_2^2+\lambda_{\text{ss}}\left(1-\text{SSIM}\left(\hat{\boldsymbol{R}}_{1,2},\boldsymbol{R}_{1,2}\right)\right) \tag{2}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{R}}$为细节增强后的反射分量。经过实验，本文将超参数的取值设置为$\lambda_{\text{re}}=1$，$\lambda_{\text{c}}=1$，$\lambda_{\text{ss}}=0.1$。式(2)等号右侧第1项为重建损失，约束细节增强后的反射分量符合重建输入图像的要求，第2项为一致性损失，约束2张低光照图像的反射分量在细节增强后仍保持一致，第3项为结构相似性(structure similarity, SSIM)损失，约束细节增强后的反射分量与分解模块得到的反射分量在整体结构上保持一致。

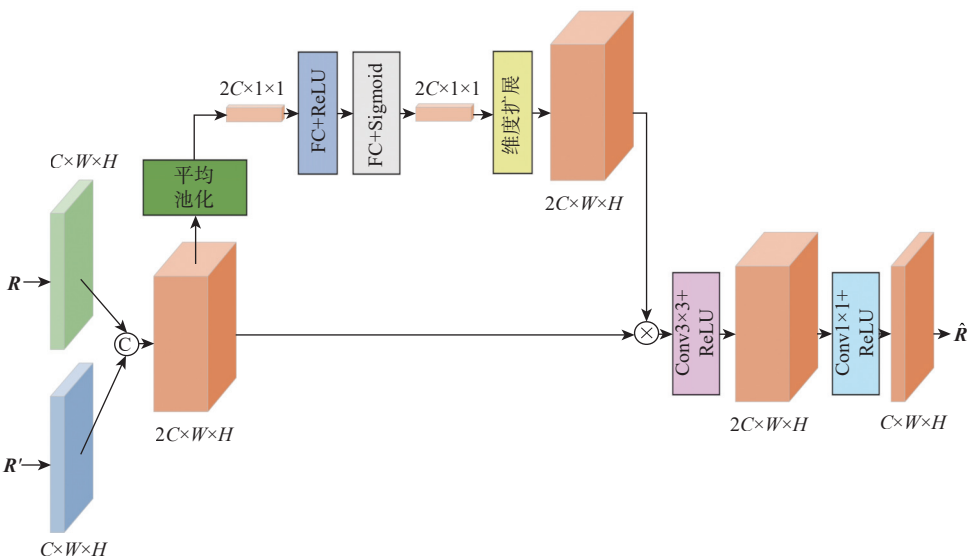


图3 特征融合模块结构

Fig. 3 Feature fusion module structure

本文算法的第1阶段由分解模块和DEM这2部分构成，对2个模块分别进行训练，第1阶段的总体损失函数包含2个部分，可以表示为

$$L_{\text{stage1}}=L_{\text{dc}}+L_{\text{detail}} \tag{3}$$

式中：L_{dc}为分解网络的损失函数；L_{detail}为DEM的损失函数。

图4展示了DEM的对比可视化结果，反射分量经过DEM后，细节更加清晰，边缘信息保留更加明显。



(a) 低光照图像 (b) 无细节增强 (c) 添加细节增强

图4 细节增强模块消融实验对比

Fig. 4 Comparison of detail enhancement module ablation experiments

1.3 去噪模块

低光照图像增强需要考虑去噪，因为噪声通常存在于黑暗区域[1]，为此本文构建了DM来抑制反射分量中的噪声干扰。低光照图像中的噪声主要是高斯噪声[23]，第1阶段的细节增强网络可以解决图像细节模糊的问题，但在细节增强的同时会带来噪声放大的问题。因此，本文将分解网络得到的反射分量看作无噪声图像，将细节增强后的反射分量人工添加高斯噪声后看作噪声图像。图5展示了DM的结构，采用9层具有对称跳跃连接的卷积层，避免出现信息丢失。DM的损失函数可表示为

$$L_{de}=\lambda_c\left\|\hat{\boldsymbol{R}}'-\boldsymbol{R}\right\|_1+\lambda_{ss}(1-\mathrm{SSIM}(\hat{\boldsymbol{R}}',\boldsymbol{R})) \tag{4}$$

式中: $\hat{\boldsymbol{R}}'$为加噪声反射分量去噪后的结果。式(4)等号右侧第 1 项为一致性损失, 第 2 项为结构相似性损失。经过实验, 本文将超参数的值设为$\lambda_c=5$, $\lambda_{ss}=1$。

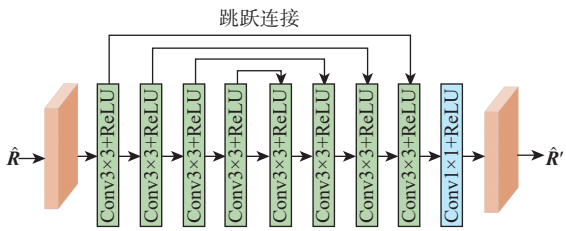


图 5　去噪模块结构

Fig. 5　Denoise module structure

1.4　照明增强模块

由于本文算法使用成对低光照图像进行训练, 不存在正常光照明分量作为参考, PairLIE 使用全局 Gamma 校正的方式增强照明分量, 但这种算法对整幅图像进行亮度调整, 容易造成高对比度区域出现增强过度的情况。为此, 本文构建了 IEM。首先, 采用多曝光融合的思想, 通过对低光照图像照明分量设置不同的曝光比例生成多曝光图像[24], 再将多曝光图像融合作为正常光照明分量, 可表示为

$$\boldsymbol{L}=\boldsymbol{L}_{\mathrm{low}}x_i \tag{5}$$

式中: $\boldsymbol{L}_{\mathrm{low}}$为低光照明分量; x_i为曝光比例。

其次, 引入 EnlightenGAN[14] 中的照明注意图, 对黑暗区域进行更多的增强, 相对明亮的区域增强较少。具体来说, 先将照明分量$\boldsymbol{L}$归一化到 [0,1] 之间, 再将$\beta-\boldsymbol{L}$作为注意图指导 IEM, β表示注意力图像素归一化后, 大小为 1, 解决高对比度区域出现过度增强的问题。图 6 展示了 IEM 的结构, 前 4 层由带 LeakyReLU 的 3×3 卷积层组成, 最后 1 层由 3×3 卷积加 ReLU 组成, 本文将低光照明分量和照明注意图融合作为输入, 经过照明注意图指导模块得到最终的增强结果。IEM 的损失函数表示如下:

$$L_{en}=\left\|\hat{\boldsymbol{L}}-\boldsymbol{L}_{\mathrm{high}}\right\|_2^2 \tag{6}$$

式中: $\hat{\boldsymbol{L}}$为调整后的照明分量; $\boldsymbol{L}_{\mathrm{high}}$为多曝光融合得到的正常光照明分量。

本文算法的第 2 阶段由 DM 和 IEM 这 2 部分构成, 对 2 个模块分别进行训练, 第 2 阶段的总体损失函数包含 2 个部分, 可以表示为

$$L_{\mathrm{stageII}}=L_{de}+L_{en} \tag{7}$$

式中: L_{de}为 DM 的损失函数; L_{en}为 IEM 的损失函数。

图 7 展示了 IEM 的对比可视化结果, 图 7(b)为照明注意图, 可以看出, IEM 在增强亮度的同时有效解决了高对比度区域及点光源出现过曝光的问题。

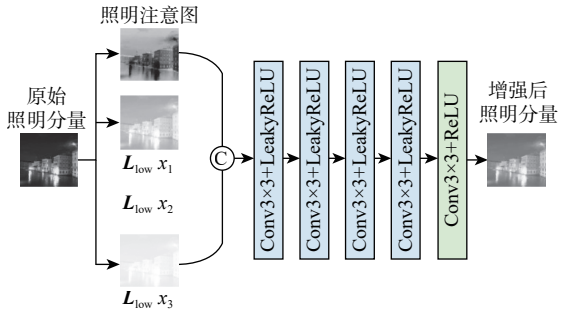


图 6　照明增强模块结构

Fig. 6　Illumination enhancement module structure



(a) 低光照图像　(b) 照明注意图

(c) 无照明增强　(d) 添加照明增强

图 7　照明增强模块消融实验对比

Fig. 7　Comparison of illumination enhancement module ablation experiments

2　实验结果与分析

2.1　实验细节

本文使用 PairLIE 从 LOL 数据集、SICE 数据集中收集的 324 组曝光不足且场景对齐良好的图像 (共 1 000 张低光照图像) 进行训练。SICE 数据集包含 589 个序列, 共 4 413 张多重曝光图像, 只从中选择曝光不足的图像。每组图像包含 2～6 张图像, 训练时从每组图像中随机抽取 2 张构成低光照图像对。对各模块分别进行训练, 分解模块及 DEM 选择 Adam 作为优化器, 批量大小设置为 1, 初始学习率设为 1×10^{-4}, 网络训练次数为 400。DM 及 IEM 选择 Adam 作为优化器, 初始学习率设为 1×10^{-4}, 网络训练次数为 200。本文实验的硬件平台配置为 Intel

Core i9-13900HX处理器，NVIDIA RTX 4060显卡，内存16 GB，使用Windows11操作系统和PyTorch1.13.0框架。为在无人机航拍图像上验证本文算法的有效性，使用大疆精灵4拍摄的200张多类真实环境下的低光照图像和网络查找获得100张无人机低光照图像组合作为测试集。测试集中使用无人机实际拍摄的场景（包含校园、建筑、城市街道），无人机拍摄的图像样例如图8所示。为与当前主流增强算法进行比较，本文还使用了公开数据集进行测试。



(a) 校园场景 (b) 建筑场景 (c) 街道场景

图8 无人机图像样例

Fig. 8 UAV sample image

2.2 客观评价

1）自建测试集。为验证本文算法的有效性，在自建测试集上与当前先进的16种基于深度学习的算法进行比较，包括RetinexNet[8]、MBLLEN[25]、KinD[9]、DRBN[26]、TBEFN[27]、Zero-DCE[13]、DSLR[28]、KinD++[20]、RUAS[29]、Zero-DCE++[30]、EnlightenGAN[14]、R2RNet[31]、URetinex-Net[10]、SCI[15]、PairLIE[18]、Self-DACE[16]。为验证算法的泛化能力，本文选取多类真实环境下的图像进行可视化比较。采用3种主流的无参考评价指标进行定量比较，包括LOE[32]、BRISQUE[33]、NIQE[34]。LOE反映图像增强后的自然程度，值越低，表示增强图像与原图像亮度顺序越接近，自然度更高。BRISQUE通过分析特征反映图像质量，值越低，表示图像越真实。NIQE用于评价无参考图像质量，值越小，表示感知质量越好。处理一幅图像所需要的时间越小，表示算法的速度越快。表1展示了客观评价结果，加黑数字为各指标的最优值。可以看出，在自建测试集上，本文算法在NIQE这项指标上取得了最好的结果，LOE的值达到第2，BRISQUE的指标靠前。处理图像时间为0.013 s，表示算法能够1 s处理约79张图像，能够满足实时性要求。参数量为7.73×10^5，大于部分轻量化的低光照图像增强算法，但整体而言本文算法在提升增强图像质量的同时参数量相对较小。与当前的先进算法相比，本文算法也有相当强的竞争力。

2）公开数据集。为进一步验证本文算法的泛化性能，在4个公开的低光照图像数据集（LIME、MEF、NPE、DICM）上进行测试。因为这些数据集不包含参考图像，所以本文选择NIQE作为评价指标。表2展示了定量结果，加黑数字为各数据集上的最优值。可以看出，本文算法在LIME数据集、NPE数据集上效果最好，DICM数据集上位于第2，进一步说明本文算法可以获得高质量视觉结果。

表1 不同算法的客观评价指标

Table 1 Objective evaluation indicators for different algorithms

算法	LOE	BRISQUE	NIQE	时间/s	参数量
RetinexNet[8]	702.80	31.47	3.663	0.120	0.555×10^6
MBLLEN[25]	361.15	32.92	3.849	13.991	0.450×10^6
KinD[9]	723.10	25.22	3.904	0.148	8.160×10^6
DRBN[26]	462.32	28.69	3.450	0.878	0.577×10^6
TBEFN[27]	406.56	19.00	3.419	0.050	0.486×10^6
Zero-DCE[13]	263.77	29.66	3.550	0.003	0.079×10^6
DSLR[28]	200.29	18.41	3.438	0.074	14.931×10^6
KinD++[20]	609.83	23.05	3.813	1.068	8.275×10^6
RUAS[29]	614.95	51.41	6.071	0.006	**0.003×10^6**
Zero-DCE++[30]	287.97	24.91	3.423	**0.001**	0.011×10^6
EnlightenGAN[14]	408.01	**17.64**	3.297	0.008	8.637×10^6
R2RNet[31]	227.57	28.55	3.896	0.667	35.740×10^6
URetinex-Net[10]	**153.29**	19.83	3.434	0.037	0.917×10^6
SCI[15]	222.67	20.14	3.568	0.002	0.011×10^6
PairLIE[18]	322.69	20.59	3.892	0.003	0.342×10^6
Self-DACE[16]	288.52	30.19	3.990	0.007	0.699×10^6
本文算法	169.87	18.86	**3.276**	0.013	0.773×10^6

表 2　不同算法在公开数据集上的 NIQE

Table 2　NIQE of different algorithms on public datasets

算法	NIQE			
	LIME	MEF	NPE	DICM
RetinexNet[8]	4.887	4.923	4.447	4.695
MBLLEN[25]	4.458	4.949	4.385	4.868
KinD[9]	4.323	3.716	4.379	3.824
DRBN[26]	4.143	3.775	4.096	3.787
TBEFN[27]	3.954	3.560	4.028	3.670
Zero-DCE[13]	3.769	3.754	3.976	3.446
DSLR[28]	4.231	4.025	4.313	4.519
KinD++[20]	4.197	3.567	4.223	3.687
RUAS[29]	4.358	4.746	4.483	4.471
Zero-DCE++[30]	3.967	3.629	4.022	**3.337**
EnlightenGAN[14]	3.719	**3.317**	4.113	3.567
R2RNet[31]	4.272	4.460	4.213	4.358
URetinex-Net[10]	4.241	3.987	4.041	3.707
SCI[15]	4.180	3.723	4.370	4.005
PairLIE[18]	4.294	3.975	4.107	3.796
Self-DACE[16]	4.143	4.562	4.367	3.949
本文算法	**3.617**	3.491	**3.964**	3.512

2.3　主观评价

1）自建测试集。为更直观地验证本文算法的有效性，在自建数据集上与当前主流算法进行比较，图 9 展示了测试结果。Zero-DCE++、Self-DCE 的增强结果都存在亮度增强不够和颜色偏差；KinD++的增强结果倾向于黄色且部分图像边缘细节不清晰；PairLIE 增强后的图像边缘细节模糊，点光源区域存在过曝光现象；本文算法设计了 DEM，能够提高网络的细节感知能力，使增强后的图像细节更加清晰，边缘更加明显；URetinex-Net 的增强结果在高对比度及点光源区域出现了明显的过曝光现象；SCI 对图像亮度增强过度，将原始图像中的亮色天空区域变为白色；本文构建的 IEM，引入照明注意图指导 DEM，增强结果减缓了过曝光和增强过度的现象。ElightenGAN 的增强结果边缘细节清晰，高对比度区域未产生过曝光现象，但在图像平滑区域出现了明显的噪声。本文算法设计的 DM，抑制了图像中存在的噪声干扰。可以看出，本文算法不仅增强了亮度，且使图像的细节更加清晰，减缓了高对比度区域及点光源出现过曝光现象，减少了噪声对图像的干扰，增强结果符合人眼视觉感知。

2）公开数据集。本文在 4 个公开的低光照数据集 (LIME、ME-F、NPE、DICM) 上与当前主流算法进行比较，结果如图 10 所示。第 1 幅、第 2 幅图中，URetinex-Net、SCI 等算法在点光源和高对比

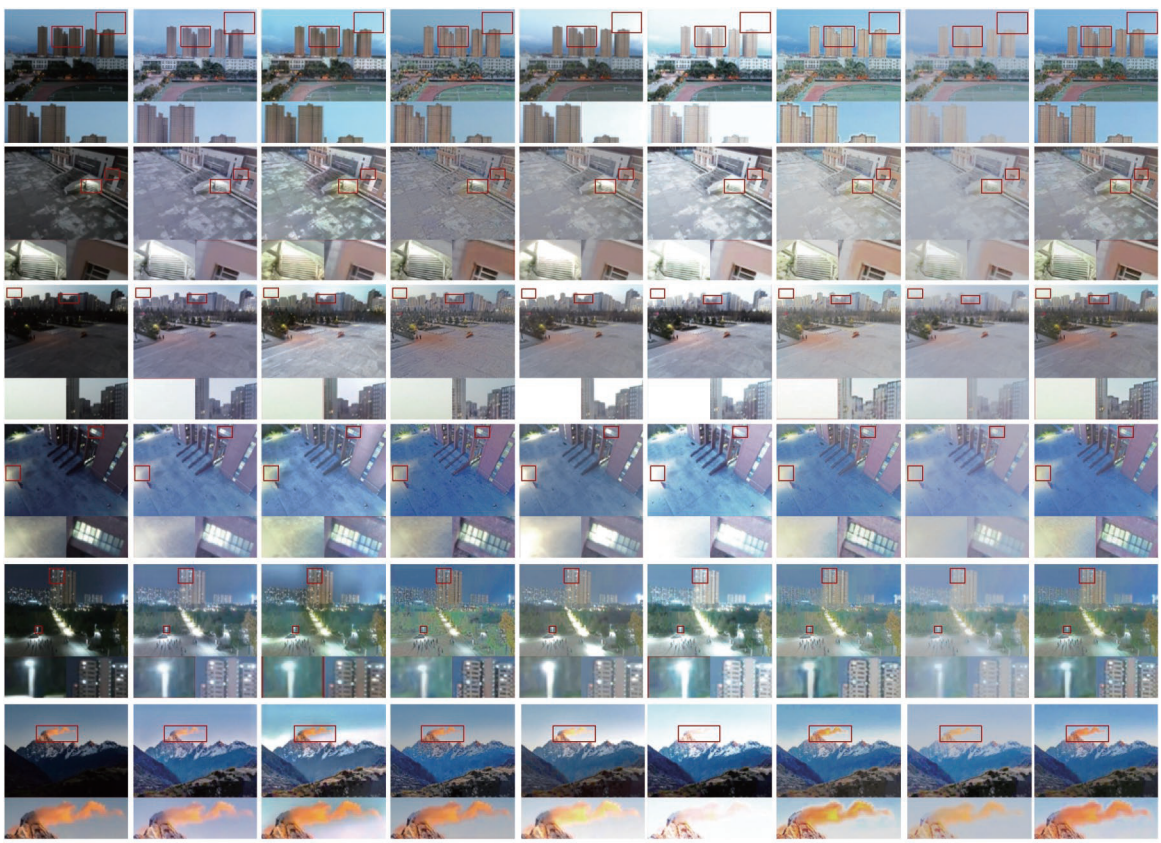


图 9　不同算法在自建数据集上的增强结果

Fig. 9　Enhancement results of different algorithms on the self-built dataset



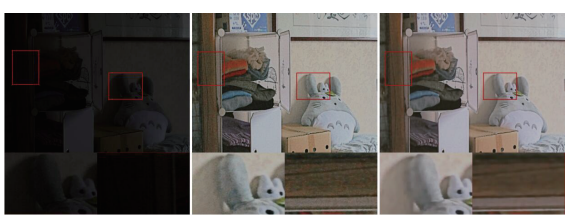
图 10 不同算法在公开数据集上的增强结果

Fig. 10 Enhancement results of different algorithms on public datasets

度区域出现了明显的过曝光现象。第 3 幅图中，ElightenGAN、Kin-D++增强后的图像存在明显的噪声干扰。第 5 幅、第 6 幅图中，PairLIE、Self-DCE 等算法边缘及细节不够清晰。本文算法设计了 DEM，能够提高网络的细节感知能力，楼房、树木等物体细节清晰；构建了照明注意图引导的 IEM，增强结果在点光源区域没有出现局部过曝光的情况；提出的 DM 对黑暗区域的噪声起到了抑制效果，改善了低光照图像的视觉质量。

2.4 消融实验

本文进行了 3 组消融实验，验证各模块（DEM、DM、IEM）的有效性。图 4 展示了 DEM 的消融对比结果；图 7 展示了 IEM 的消融对比结果；图 11 展示了 DM 的消融对比结果，图 11(b) 为未添加 DM 得到的结果，图像中的部分区域出现了明显的噪声，图 11(c) 为添加 DM 后得到的结果，图像中的噪声得到了明显的抑制。



(a) 低光照图像 (b) 无去噪模块 (c) 本文算法

图 11 去噪模块对比

Fig. 11 Comparison of denoise module

为评估各模块对网络性能的影响，本文采用峰值信噪比（peak signal-to-noise ratio, PSNR）、SSIM 这 2 个客观评价指标在 LOL 数据集上进行测试，数值越大，代表效果越好，表 3 展示了本文的测试结果。由表 3 可知，本文 DEM、DM 有效提升了图像质量。虽然 DEM 放大了噪声，但在加入 DM 后，图像噪声得到了明显的抑制。

表 3 消融实验客观评价指标

Table 3 Objective evaluation indicators for ablation experiments

DEM	DM	PSNR/dB	SSIM
		19.53	0.729
	√	20.23	0.779
√		19.16	0.735
√	√	19.92	0.761

2.5 目标检测应用

为验证本文算法对目标检测任务在低光照图像处理上的帮助，在 ExDark[35] 数据 line-height-add:0.3pt 集上，使用 YOLOv7[36]、YOLOv8[37] 2 种主流目标检测算法分别对增强前后的图像进行测试。由图 12 和图 13 可知，在这 2 种检测算法上，增强后的图像对自行车、人、船这 3 种类别上的检测性能都有明显的提升，同时避免了增强前图像出现的误检和图像亮度低造成的漏检现象。为更加客观地验证本文算法的效果，采用精度、召回率作为客观评价指标，对这 2 种检测算法的性能进行定量分析，表 4 和表 5 展示了定量分析结果。可知，在对增强后的图像进行检测时，这 2 种算法在精度和召回率上都有明显提升。说明本文算法可以帮助目标检测算法在低光照图像的检测上取得更好的效果。



(a) 增强前目标检测结果　(b) 增强后目标检测结果

图 12　YOLOv7 目标检测算法结果

Fig. 12　YOLOv7 object detection algorithm results



(a) 增强前目标检测结果　(b) 增强后目标检测结果

图 13　YOLOv8 目标检测算法结果

Fig. 13　YOLOv8 object detection algorithm results

表 4　增强前后目标检测算法的精度对比

Table 4　Comparison of accuracy of object detection algorithms before and after enhancement

算法	自行车(增强前)	自行车(增强后)	人(增强前)	人(增强后)	船(增强前)	船(增强后)	小汽车(增强前)	小汽车(增强后)
YOLOv7[36]	0.630	0.715	0.603	0.684	0.571	0.685	0.426	0.509
YOLOv8[37]	0.794	0.810	0.793	0.819	0.724	0.764	0.807	0.812

表 5　增强前后目标检测算法的召回率对比

Table 5　Recall comparison of object detection algorithms before and after enhancement

算法	自行车(增强前)	自行车(增强后)	人(增强前)	人(增强后)	船(增强前)	船(增强后)	小汽车(增强前)	小汽车(增强后)
YOLOv7[36]	0.605	0.711	0.616	0.671	0.501	0.652	0.661	0.746
YOLOv8[37]	0.684	0.708	0.571	0.618	0.579	0.690	0.682	0.718

3　结　论

1）本文提出一种新的两阶段图像增强算法，有效解决了无人机低光照图像通常存在的亮度低、细节模糊、噪声干扰等问题。

2）本文算法设计了细节增强模块保留图像的细节及边缘信息；通过去噪模块抑制噪声干扰；构建了照明注意图引导的照明增强模块，在增强亮度的同时减缓了高对比度区域出现过曝光现象。

3）实验结果表明，本文算法不仅能有效提升亮度，还能保持图像细节边缘清晰，抑制了噪声干扰，缓解了高对比度及点光源区域出现的过曝光现象，得到的增强图像取得了不错的视觉效果。

为使本文算法能够应用于无人机平台上，仍需对算法进行轻量级优化。

参考文献（References）

[1] Yang K F, Cheng C, Zhao S X, et al. Learning to adapt to light[J]. International Journal of Computer Vision, 2023, 131(4): 1022-1041.

[2] 王殿伟, 刘旺, 房杰, 等. 颜色一致性的无人机航拍低光照图像增强算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2025, 51(4): 1096-1106.
Wang D W, Liu W, Fang J, et al. Low illumination image enhancement algorithm for UAV aerial photography with color consistency[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2025, 51(4): 1096-1106(in Chinese).

[3] Pizer S M, Amburn E P, Austin J D, et al. Adaptive histogram equalization and its variations[J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 39(3): 355-368.

[4] Pisano E D, Zong S Q, Hemminger B M, et al. Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms[J]. Journal of Digital Imaging, 1998, 11(4): 193.

[5] Land E H. The retinex theory of color vision[J]. Scientific American, 1977, 237(6): 108-129.

[6] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(7): 965-976.

[7] Guo X, Li Y, Ling H. LIME: low-light image enhancement via illu-

mination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982-993.

[8] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[EB/OL]. (2018-08-14)[2024-05-15]. https://arxiv.org/abs/1808.04560.

[9] Zhang Y H, Zhang J W, Guo X J. Kindling the darkness: a practical low-light image enhancer[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2019: 1632-1640.

[10] 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 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5891-5900.

[11] Yi X P, Xu H, Zhang H, et al. Diff-Retinex: rethinking low-light image enhancement with a generative diffusion model[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2024: 12268-12277.

[12] Cai Y H, Bian H, Lin J, et al. Retinexformer: one-stage retinex-based transformer for low-light image enhancement[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2024: 12470-12479.

[13] Guo C L, Li C Y, Guo J C, 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: IEEE Press, 2020: 1777-1786.

[14] Jiang Y F, Gong X Y, Liu D, et al. EnlightenGAN: deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-2349.

[15] Ma L, Ma T Y, Liu R S, et al. Toward fast, flexible, and robust low-light image enhancement[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5627-5636.

[16] Wen J Y, Wu C H, Zhang T, et al. Self-reference deep adaptive curve estimation for low-light image enhancement[EB/OL]. (2023-09-10)[2024-05-15]. https://arxiv.org/abs/2308.08197.

[17] Li C Y, Guo C L, Han L H, et al. Low-light image and video enhancement using deep learning: a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(12): 9396-9416.

[18] Fu Z Q, Yang Y, Tu X T, et al. Learning a simple low-light image enhancer from paired low-light instances[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 22252-22261.

[19] Cai J R, Gu S H, Zhang L. Learning a deep single image contrast enhancer from multi-exposure images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(4): 2049-2062.

[20] Zhang Y H, Guo X J, Ma J Y, et al. Beyond brightening low-light images[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(4): 1013-1037.

[21] Wang L W, Liu Z S, Siu W C, et al. Lightening network for low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 7984-7996.

[22] Hu J, Shen L, Sun G. Squeeze-and-excitation networks[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 7132-7141.

[23] Wei K X, Fu Y, Zheng Y Q, et al. Physics-based noise modeling for extreme low-light photography[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(11): 8520-8537.

[24] Zhu M F, Pan P B, Chen W, et al. EEMEFN: low-light image enhancement via edge-enhanced multi-exposure fusion network[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 13106-13113.

[25] Lv F F, Lu F, Wu J H, et al. MBLLEN: low-light image/video enhancement using CNNs[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference. Durham: BMVA Press, 2018.

[26] Yang W H, Wang S Q, Fang Y M, et al. From fidelity to perceptual quality: a semi-supervised approach for low-light image enhancement[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2020: 3060-3069.

[27] Lu K, Zhang L H. TBEFN: a two-branch exposure-fusion network for low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, 23: 4093-4105.

[28] Lim S, Kim W. DSLR: deep stacked Laplacian restorer for low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2021, 23: 4272-4284.

[29] 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: IEEE Press, 2021: 10556-10565.

[30] Li C Y, Guo C L, Loy C C. Learning to enhance low-light image via zero-reference deep curve estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 44(8): 4225-4238.

[31] Hai J, Xuan Z, Yang R, et al. R2RNet: low-light image enhancement via real-low to real-normal network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2023, 90: 103712.

[32] Ahn H, Keum B, Kim D, et al. Adaptive local tone mapping based on retinex for high dynamic range images[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Consumer Electronics. Piscataway: IEEE Press, 2013: 153-156.

[33] Mittal A, Moorthy A K, Bovik A C. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.

[34] Mittal A, Soundararajan R, Bovik A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3): 209-212.

[35] Loh Y P, Chan C S. Getting to know low-light images with the Exclusively Dark dataset[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 178: 30-42.

[36] Wang C Y, Bochkovskiy A, Liao H M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2023: 7464-7475.

[37] Varghese R, Sambath M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]//Proceedings of the International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems. Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.

Low-light image enhancement algorithm for UAV aerial photography base on low-light instances

WANG Dianwei[1,*]，ZHAO Wulin[1]，FANG Jie[1]，LI Yuanqing[1]，XU Zhijie[2]

(1. School of Communications and Information Engineering，Xi'an University of Posts and Telecommunications，Xi'an 710121，China；
2. School of Computing and Engineering，University of Huddersfield，Huddersfield HD1 3DH，UK)

Abstract：A two-stage low-light image enhancement algorithm for unmanned aerial vehicle (UAV) aerial photography is proposed to address low-light image issues, including low brightness, fuzzy details, noise interference, and challenges in obtaining paired low/normal light training data. Low-light image enhancement is a crucial preprocessing component of many computer vision applications. Based on the Retinex theory that images with the same content share consistent reflection components, two low-light images with the same content are used for training to learn a priori information, which does not depend on paired low/normal light data pairs. The first stage features a detail enhancement module (DEM) that captures multi-scale feature information to enhance details and edges in the reflection component. To prevent overexposure in high-contrast areas while improving illumination, the second stage incorporates an illumination enhancement module (IEM) and an illumination attention map. Additionally, a denoise module (DM) is incorporated to suppress noise in the reflection component. Experimental results indicate that our method outperforms current state-of-the-art algorithms in visual quality and objective evaluation metrics across multiple datasets. Moreover, the enhanced images significantly improve the performance of target detection algorithms in low-light conditions.

Keywords：low-light image enhancement；unmanned aerial vehicle aerial image；detail enhancement；illumination enhancement；image denoising

Received：2024-07-12；**Accepted**：2024-09-13；**Published Online**：2024-10-11 10：42

URL：link.cnki.net/urlid/11.2625.V.20241010.1955.004

Foundation items：National Natural Science Foundation of China (62201454, 62306235); International Science and Technology Cooperation Program of Shaanxi Province (2023-GHYB-04); Scientific Research Program Funded by Shaanxi Provincial Education Department (23JK0670); Innovative Demonstration Projects for Social Development Funded by Xi'an Municipal Bureau of Science and Technology (23SFSF0004); Postgraduate Innovation Fund of Xi'an University of Posts and Telecommunications (CXJJYL2023018)

*** Corresponding author**. E-mail：wangdianwei@xupt.edu.cn