

# 基于视觉损失的低照度增强图像多准则质量评价方法

陈岐 孙瑾 汪纪钢 黄长城

南京航空航天大学民航学院 南京 211106

(chenqimx@nuaa.edu.cn)

**摘要** 低照度图像增强能提高图像的感知度和可解释性,对增强后图像的评价是衡量图像信息可靠性的有效手段,并对增强算法的参数选择、模型调整也有指导作用。但目前已有的图像质量评价方法没有针对低照度增强图像,导致评价结果与主观感受存在分歧。根据人眼视觉感知,分析增强后图像的视觉损失原因,提出了一种基于视觉损失的低照度增强图像多准则质量评价方法(Multi-criteria Based Low-light Enhanced Image Quality Assessment,MC-LEIQA)。该方法针对低照度图像增强过程中出现的亮度增益不足、伪影、伪轮廓和颜色偏移等视觉损失现象,以基于KL散度的自适应亮度增益度、基于方差与梯度的结构恢复度和颜色恢复度设计评价准则,并引入亮度自动感知的正偏移修正系数来实现低照度增强图像质量的准确性评价。通过消融实验验证了选取的评价指标的合理性和必要性,并进一步与主流图像质量评价方法在公开数据集上进行对比实验,结果表明所提方法针对低照度增强图像具备更高的评价准确性和有效性。

**关键词:** 低照度增强图像;图像质量评价;多准则融合;图像视觉损失分析

**中图分类号** TP391.41

## Multi-criteria Quality Assessment Method for Low-illumination Enhanced Images Based on Visual Loss

CHEN Qi, SUN Jin, WANG Jigang and HUANG Changcheng

College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

**Abstract** Low-light image enhancement improves the perception and interpretability of the images, and the assessment of the enhanced images impacts the image's reliability and playing a guiding role in parameter selection and model adjustment of the enhancement algorithm. However, the existing image quality assessments are not completely for low-light enhanced images, which lead to discrepancies between the assessment results and subjective perceptions. In this paper, a multi-criterion based Low-light Enhanced Image Quality Assessment(MC-LEIQA) is proposed by analyzing of the visual loss factors based on human visual perception. According to the visual artifacts such as insufficient brightness gain, artifacts, false contours, and color shifts that occur during the process of enhancing low-light images, MC-LEIQA designs an assessment criterion based on the fusion of adaptive brightness gain degree using Kullback-Leibler divergence, structural recovery degree based on variance and gradient, and color recovery degree. Additionally, it introduces a correction coefficient for positive offset that incorporates automatic brightness perception to achieve accurate quality assessment of low-light enhanced images. Ablation experiments demonstrate the rationality and necessity of the selected assessment metrics in this study. Furthermore, comparative experiments with the classical image quality assessment methods on public datasets further validate that the proposed method exhibits higher assessment accuracy and effectiveness for low-light enhanced images.

**Keywords** Low-light image enhancement, Image quality assessment, Multi-criteria fusion, Image visual loss analysis

### 1 引言

计算机视觉在智能科技的发展与应用中发挥了重要作用,但受天气、环境等影响产生的低照度情况,会直接造成图像信息的缺失和失真,因此需要通过增强技术改善图像视觉效果,并使其符合人类视觉特性<sup>[1]</sup>。对增强后图像质量的评价直接关系到获取信息的准确性和可靠性,对增强算法择优、参数选择<sup>[2]</sup>和模型优化也有着指导意义。

低照度增强图像质量评价属于图像质量评价(Image Quality Assessment, IQA)领域。近年来,不断有优秀的 IQA

出现<sup>[3-4]</sup>,主要分为无参考 IQA 和全参考 IQA 两类。无参考图像评价指标不需要原始参考图像作为比较对象,而是仅依赖待评估图像本身的信息来评估其质量。全参考图像质量评价是在选择理想图像作为参考图像的情况下,比较待评图像与参考图像之间的差异,分析待评图像的失真程度,从而得到待评图像的质量评估。无参考 IQA 主要依赖机器学习,Hamid 等<sup>[5]</sup>基于机器学习利用自然统计量特征,实现了未知失真类型情况下的 IQA;Yu 等<sup>[6]</sup>模拟人眼对比度识别机制,通过支持向量机构建了 IQA 模型;Yu 等<sup>[7]</sup>使用共生灰度矩阵提取纹理特征,结合深度学习实现了半参考的 IQA;Zhang

等<sup>[8]</sup>通过任务特定归一化的连续性学习模型,实现了无参考 IQA;Chen 等<sup>[9]</sup>基于广义屏幕内容图像的统计偏差,提出了深度特征统计的 IQA 模型。基于机器学习的无参考 IQA 图像信息利用率高、无需参考图像,但模型训练十分依赖优质数据集且网络设计复杂<sup>[10]</sup>。全参考 IQA 通过衡量与参考图像间的差异来评估图像质量,产生了一些经典的评价方法,例如 PSNR<sup>[11]</sup>, SSIM<sup>[12]</sup>, FSIM<sup>[13]</sup> 和 LPIPS<sup>[14]</sup>。除此之外, Jiang 等<sup>[15]</sup>提取图像的相位一致性、对比度以及色度特征,实现了基于色貌尺度相位一致性的全参考 IQA。Wang 等<sup>[16]</sup>基于结构相似性的立体视差法构建了立体 IQA 模型。Kim 等<sup>[17]</sup>和 Wu 等<sup>[18]</sup>分别通过网络训练提取特征,构建了全参考 IQA 模型。Shen 等<sup>[19]</sup>引入分布模式差异,获得失真图像与参考图像的距离感知提出基于图像分布相似性的 IQA。Lan 等<sup>[20]</sup>通过计算失真和映射特征的相似性矩阵来分层退化感知网络,实现了全参考 IQA。

相较于无参考 IQA,全参考 IQA 算法的效率和准确性更高,但目前全参考 IQA 大多是普适性指标。由于不同的场景下图像的视觉特性不同,图像评价指标也应因场景而异。例如, Han 等<sup>[21]</sup>针对去雾图像,根据可视性、结构相似度和颜色恢复度构建了去雾 IQA; Xia 等<sup>[22]</sup>基于相位一致性,实现了虚拟现实场景全参考的全景 IQA。

低照度图像增强过程中会出现照度增强不足、伪影与伪轮廓以及颜色失真等视觉损失,同时还存在图像增强后质量高于参考图像质量的正偏移情况。如图 1 所示,增强后的图像图 1(c)的质量明显高于图 1(b),但这种正向偏移会使低照度增强与参考图像的相似度降低,评价分数因此受到损失,最终导致评价结果与主观评价不符。为此,本文针对低照度增强图像提出了一种多准则的图像质量评价方法 MC-LEIQA。该方法通过分析低照度增强图像的视觉损失,选择亮度增益度、结构恢复度、颜色恢复度作为评价准则,同时引入亮度自动感知的正偏移修正系数,实现了低照度增强图像质量的准确性评价。



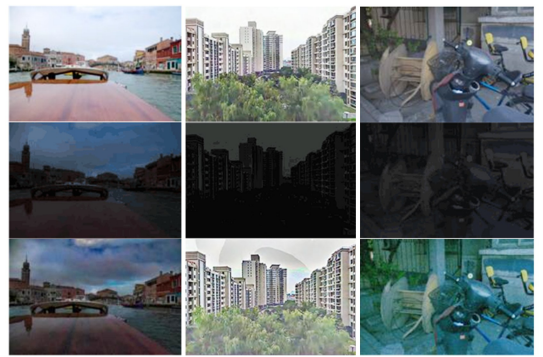
图 1 低照度图像增强出现的正偏移

Fig. 1 Positive offset of the low-light enhancement

## 2 MC-LEIQA

### 2.1 基于视觉损失的评价准则

如图 2 所示,低照度增强算法中图像的视觉损失包括亮度增益不足、伪影与伪轮廓以及颜色偏移 3 种损失情况,其中,第一行为参考图像,第二行为低照度图像,第三行为增强图像。本文针对以上 3 种视觉损失情况,构建了包含亮度增益度、结构恢复度和颜色恢复度 3 个综合评价指标。



(a)亮度增益不足 (b)伪影与伪轮廓 (c)颜色偏移

图 2 低照度图像增强的 3 种视觉损失

Fig. 2 Three visual losses of low-light image enhancement

#### 2.1.1 亮度增益度

目前衡量图像亮度情况的方法主要采用像素均值,但该方法易受噪声影响,且无法表征图像整体的亮度分布。图像直方图更能反映图像的亮度分布,且受局部噪声的影响小。但常用直方图匹配方法中,卡方距离对分布变化过于敏感,巴氏距离计算复杂,相关性系数仅仅说明直方图的线性相关程度。KL 散度(Kullback-Leibler Divergence)是一种用于衡量两个概率分布之间差异的相似性指标,充分考虑了直方图之间形状、峰值位置等方面的分布差异。因此,本文基于 KL 散度计算亮度增益度  $L$ 。

$$L = \frac{1}{1 + KL(h_e(x) \| h_r(x))} \quad (1)$$

$$KL(h_e(x) \| h_r(x)) = \sum_{x=0}^{255} h_e(x) \times \log\left(\frac{h_e(x)}{h_r(x)}\right)$$

其中,  $h_e(x)$  和  $h_r(x)$  分别是低照度增强图像和参考图像的直方图统计;  $x$  表示图像的像素级。基于 KL 散度的亮度增益可以全面反映图像亮度的相似度或差异度。

#### 2.1.2 结构恢复度

伪影与伪轮廓是低照度图像增强中常见的结构损失情况,会导致细节信息丢失,降低图像的可解释性。其中,伪影的产生是由于图像结构过度增强,像素强度的差异及梯度可以准确刻画图像的局部结构变化。因此,本文利用梯度信息表征图像结构变化,采用 Prewitt 算子分别提取垂直和水平梯度  $G_v$  和  $G_h$ 。

$$G(i, j) = \sqrt{G_v^2(i, j) + G_h^2(i, j)} \quad (2)$$

则参考图像和低照度增强图像的梯度相似性为:

$$S_G(i, j) = \frac{2G_r(i, j)G_e(i, j) + \epsilon_1}{G_r^2(i, j) + G_e^2(i, j) + \epsilon_1} \quad (3)$$

其中,  $G_r$  和  $G_e$  分别代表参考图像和低照度增强图像的梯度;  $\epsilon_1$  是一个足够小的常数,用于避免不稳定性。

伪轮廓现象主要由图像增强算法导致的块状效应引起,易在天空等同质化区域出现,大部分情况下,伪轮廓虽然只出现在图像中固定的小部分区域,但会极大地降低人眼视觉感知的图像质量。由于结构相似性对伪轮廓的敏感性低,无法有效地描述伪轮廓现象,且考虑到伪轮廓常伴随较大的方差波动,因此本文通过计算增强图像方差  $\sigma_e$  与参考图像方差  $\sigma_r$  的相似性  $S_V$  来描述伪轮廓。

$$S_V(i, j) = \frac{2\sigma_r(i, j)\sigma_e(i, j) + \epsilon_2}{\sigma_r^2(i, j) + \sigma_e^2(i, j) + \epsilon_2} \quad (4)$$

其中,  $\epsilon_2$  是足够小的常数,用于避免不稳定性。综上,本文利用梯度相似性  $S_G(i, j)$  和方差相似性  $S_V(i, j)$  构建结构恢复度,其中  $S, N$  表示像素点个数。

$$S = \frac{1}{N} \sum_{(i,j)} S_G(i, j) \cdot S_V(i, j) \quad (5)$$

### 2.1.3 颜色恢复度

颜色失真也是低照度增强中的一种视觉损失。颜色感知受物体固有颜色和亮度共同影响,随图像亮度增加,颜色饱和度和会逐渐减低。图 3(a)~图 3(c)与参考图像的颜色相似度逐渐上升,但现有 IQA 为降低亮度对颜色信息的影响,采用亮度与颜色分离的颜色空间。例如文献[21]在 YIQ 颜色空间计算图 3(a)~图 3(c)与参考图像的色调相似度分别为 0.92, 0.67 和 0.95,这表明图 3(a)的颜色相似度高于图 3(b),与主观评价结果不符。



图 3 不同算法的增强结果与参考图像

Fig. 3 Enhanced results by different algorithms and the corresponding reference image

考虑到低照度增强图像中亮度信息的重要性,同时图像的亮度也会影响人类视觉对颜色的感知。因此,为了避免忽略亮度变化对颜色感知的影响,本文直接在 RGB 颜色空间中分别计算 3 个通道的颜色恢复度  $COR$ 。

$$COR = \frac{\sum_{k=0}^2 (C_{kr}(i, j) C_{ke}(i, j))}{\sqrt{(\sum_{k=0}^2 C_{kr}^2(i, j)) (\sum_{k=0}^2 C_{ke}^2(i, j))}} \quad (6)$$

其中,  $C_{kr}(i, j)$  和  $C_{ke}(i, j)$  分别是参考图像和低照度增强图像对应  $k$  通道的像素值。

使用本文颜色恢复度  $COR$  计算图 3(a)~图 3(c)与参考图像的颜色相似度,分别为 0.72, 0.87 和 0.93,评价结果验证了与主观视觉评价的一致性。

## 2.2 亮度正偏移修正

针对低照度增强过程中出现的正偏移情况(见图 1),本文构建亮度修正系数  $\tau_\mu$ ,通过对低照度增强图像的亮度感知自适应修正增强后图像,以避免因这种正偏移导致的评价失误。

$$\tau_\mu(i, j) = \frac{2\mu_r(i, j)\mu_e(i, j) + \epsilon_3}{\mu_e^2(i, j) + \mu_r^2(i, j) + \epsilon_3} \quad (7)$$

其中,  $\mu_r$  和  $\mu_e$  分别是参考图像  $J_r$  和修正前低照度增强图像  $J_e$

的灰度图;  $\epsilon_3$  同样是一个足够小的常数,用于避免不稳定性。本文先使用  $\tau_\mu$  通过式(8)修正增强后的图像  $\mu_e$ ,再使用修正后的  $\mu_e'$  通过式(1)获得亮度增益度  $L$ 。

$$\mu_e'(i, j) = \begin{cases} \mu_e(i, j) - (1 - \tau_\mu(i, j))(\mu_e(i, j) - \mu_r(i, j)), & \mu_e(i, j) > \mu_r(i, j) \\ \mu_e(i, j), & \mu_e(i, j) \leq \mu_r(i, j) \end{cases} \quad (8)$$

图 4 给出了亮度正偏移修正前后的残差图对比,图 4(d)、图 4(f)分别展示了修正后的图像与参考图像的残差图  $E$  和  $E'$ ,残差图越接近白色,残差就越小,即与参考图像更接近。图中修正后的残差明显降低,表明本文提出的修正方法能有效抑制正偏移现象导致的评价损失。



图 4 修正前后的低照度增强图像与参考图像的残差图

Fig. 4 Residuals of the low-light enhanced images and the reference image before and after correction

## 2.3 亮度正偏移修正低照度增强指标融合

MC-LEIQA 方法针对低照度增强图像的视觉损失情况,从亮度增益度  $L$ 、结构恢复度  $S$  和颜色恢复度  $COR$  3 个方面对增强后的图像进行评价。

$$A = \lambda_1 \times L + \lambda_2 \times S + \lambda_3 \times COR \quad (9)$$

为进一步确定每个指标的权重,本文针对式(9),使用多元线性回归的方法,基于 LOL 和 MIT 数据集,以专家平均意见得分(Mean Opinion Score, MOS)为参考评价结果,获取 3 个参数权重:  $\lambda_1 = 0.68, \lambda_2 = 0.13, \lambda_3 = 0.19$ 。

图像质量评价方法的结果应与人类视觉系统感知一致,图像亮度高低作为人类对图像信息最直观的视觉感受,且对于低照度增强图像,亮度增益度应占主要地位。如图 5 所示,亮度不足的图 5(a)的主观评价远低于结构损失的图 5(b)和颜色偏移的图 5(c),且图 5(b)的主观评价略高于图 5(c),这说明在视觉损失中亮度不足、颜色偏移、结构损失的视觉损失

性依次降低,与本文多元线性回归得到的权重参数大小关系一致,证明本文方法中权重参数的计算结果符合主观评价。

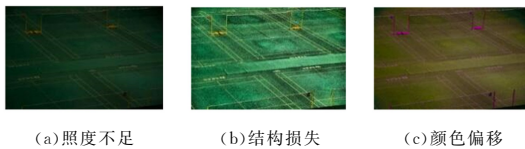


图5 同一场景下不同图像视觉损失情况的对比

Fig. 5 Comparison of different image visual losses in the same scene

### 3 实验

为验证本文方法的有效性,从 LOL 数据集和 MIT 数据集中各随机选取 20 张低照度图像及对应的参考图像构成实验数据集。实验选取了 5 种经典的低照度增强方法对数据集的低照度图像进行增强,分别是 LIME<sup>[23]</sup>, NPE<sup>[24]</sup>, ZERO-DCE++<sup>[25]</sup>, MIEG<sup>[26]</sup> 和 CLAHE<sup>[75]</sup> 算法。本文采用 MC-LEIQA 与 7 种经典图像质量评价方法对增强结果进行客观评价,经典图像质量评价方法包括 PSNR<sup>[11]</sup>, SSIM<sup>[12]</sup>, FSIM<sup>[13]</sup>, LPIPS<sup>[14]</sup>, Wu's method<sup>[18]</sup>, GRIDS<sup>[19]</sup>, HDaN<sup>[20]</sup>, 测试人员将增强后的低照度图像的专家平均意见得分 MOS 作为主观评价结果。从评价准确性与与主观评价的一致性两方面验证本文方法的性能,并通过消融实验证明本文评价方法中评价准则选取的合理性和必要性,最后通过正向偏移修正对比实验对正偏移现象进行修正,进一步

验证了本文评价方法的准确性和有效性。

#### 3.1 评价方法性能验证

##### 3.1.1 准确性对比验证

本文选取了 3 组场景下的低照度图像,采用两种不同方法进行增强,如图 6 所示,椅子场景亮度增益不足、室外场景结构损失、玩偶场景颜色偏移。本文采用 MC-LEIQA 和 7 种经典图像质量评价方法对图 6 所示的增强结果进行评价,结果如表 1 所列。其中,箭头向上代表对应指标值越高,图像质量评价结果越好;箭头向下代表对应指标值越高,图像质量评价结果越差。通过对比两种算法增强后的图像在亮度增益、结构损失和颜色偏移 3 方面的评分与实际主观评价是否一致,来定性分析图像评价准则的合理性。如图 6 所示,图 6(d) 的图像质量低于图 6(c),图 6(d) 中的椅子图像亮度增益不足,室外图像出现了噪声和伪影,玩偶图像则出现了明显的颜色偏移。因此,按主观评价,图 6(c) 在亮度增益、结构损失和颜色偏移 3 个方面的得分应明显低于图 6(d) 的结果。在表 1 的结果中,PSNR,GRIDS 和 HDaN 评价指标对结构损失的描述结果有误,SSIM 和 FSIM 对颜色偏移的描述结果有误,LPIPS 对亮度增益不足的感知能力较弱,GRIDS 对结构损失的感知较弱,Wu 提出的评价方法对颜色偏移的感知能力较弱。综上,本文提出的 MC-LEIQA 在对亮度增益不足、结构损失、颜色偏移 3 种视觉损失情况的评价中,无论是描述正确性还是感知敏感性都展现出最佳性能。

表 1 3 种视觉损失情况下低照度增强图像的评价结果

Table 1 Assessment results of three visual losses in low-light enhanced images

评价指标	亮度增益不足		结构损失		颜色偏移	
	图 6(c)	图 6(d)	图 6(c)	图 6(d)	图 6(c)	图 6(d)
PSNR <sup>[11]</sup> ↑	18.9900	9.4900	13.6000	15.5700	20.0400	15.1300
SSIM <sup>[12]</sup> ↑	0.8991	0.3585	0.8673	0.6855	0.9239	0.9217
FSIM <sup>[13]</sup> ↑	0.9806	0.9391	0.9849	0.9610	0.9846	0.9835
LPIPS <sup>[14]</sup> ↓	0.2913	0.3071	0.4097	0.6982	0.5392	0.6315
Wu's method <sup>[18]</sup> ↓	0.2279	0.3514	0.4381	0.5092	0.3480	0.3627
GRIDS <sup>[19]</sup> ↑	0.8535	0.6371	0.7675	0.7780	0.6917	0.5742
HDaN <sup>[20]</sup> ↑	0.1965	0.4792	0.6051	0.7681	0.4285	0.4703
MC-LEIQA(Ours) ↑	0.8803	0.6048	0.8571	0.7022	0.7236	0.6259

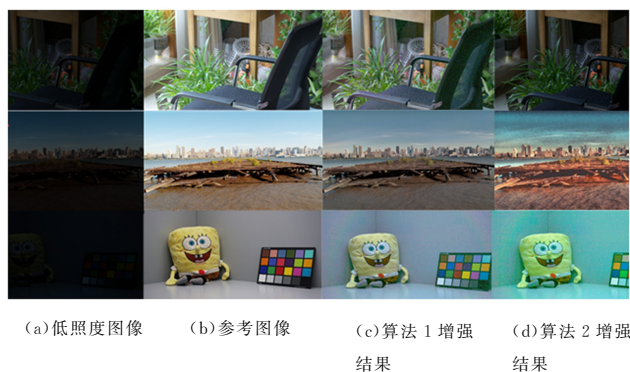


图6 低照度增强后出现的 3 种图像视觉损失

Fig. 6 Three visual losses occur after low-light enhancement

##### 3.1.2 主观一致性对比验证

为验证 MC-LEIQA 与主观评价的一致性,采用国际视频质量专家组 (VQEG)<sup>[28]</sup> 提出的指标——皮尔森线性相关系数 (PLCC)、均方根误差 (RMSE)。其中 PLCC 反映了主观预

测分数与预测值的关联性,PLCC 值越大,表明该方法的线性相关性越好。RMSE 主要用于说明视觉直接评价与客观评价的绝对偏差, RMSE 值越小,表明该方法的预测精度越高。同时,本文进一步引入 Spearman 秩相关系数 (Spearman Rank-order Correlation Coefficient, SRCC) 表征评价方法预测的单调性, SRCC 值越大,说明等级相关性越高。由于量纲与取值范围不同,本文使用五参数 Logistic 函数<sup>[21]</sup> 对主观评价值和客观评价值进行非线性映射处理。实验结果表明,本文方法的单调性、准确性和等级相关性都最佳。

图 7 为 8 种全参考图像评价结果散点图,图中 MC-LEIQA 的散点分布聚拢在拟合直线附近且聚拢度最高,这表明本文方法的平均结果最符合人类的主观视觉感受,与表 2 的客观评价分析吻合。由表 2 可知,本文方法的 PLCC 值为 0.9710, RMSE 值为 0.2423, SRCC 值为 0.9414, 所有指标均优于其他评价方法,表明本文方法无论是与主观评价的一致性、评价的准确性还是等级相关性都表现出最佳性能。

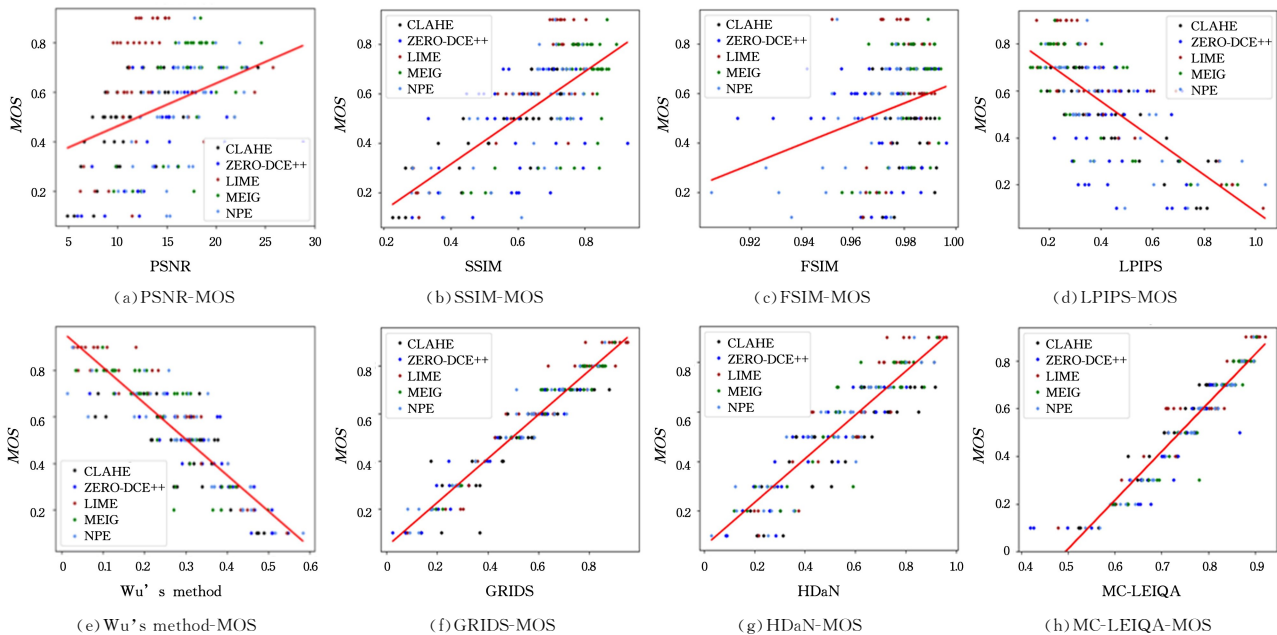


图7 本文方法和经典的全参考图像质量评价方法主观一致性对比

Fig. 7 Subjective consistency comparison between the proposed method and classical full-reference image quality assessment methods

表2 本文方法和经典的全参考图像质量评价方法的客观性能比较

Table 2 Comparison of the objective performance between the proposed method and typical full-reference image quality assessment methods

	PSNR <sup>[11]</sup>	SSIM <sup>[12]</sup>	FSIM <sup>[13]</sup>	LPIPS <sup>[14]</sup>	Wu's method <sup>[18]</sup>	GRIDS <sup>[19]</sup>	HDaN <sup>[20]</sup>	MC-LEIQA(Ours)
PLCC $\uparrow$	0.6553	0.8230	0.5231	0.8821	0.9230	0.9617	0.9321	0.9710
RMSE $\downarrow$	0.5161	0.4025	0.6327	0.3669	0.3071	0.2633	0.3159	0.2423
SRCC $\uparrow$	0.6371	0.7574	0.5013	0.7941	0.8910	0.9358	0.9126	0.9414

### 3.2 消融实验

本文在实验数据集上对3个准则进行了消融实验,以MOS为参考,使用PLCC, RMSE, SRCC这3个相关性指标对各准则组合进行性能评价,结果如表3所列。

表3 本文提出的评价准则的消融实验客观评价结果

Table 3 Objective assessment results of the ablation experiment for the proposed criteria

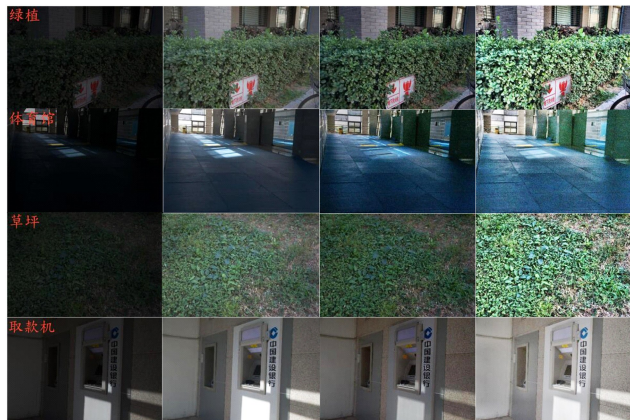
序号	准则			相关性评价指标		
	亮度增益度	结构恢复度	颜色恢复度	PLCC $\uparrow$	RMSE $\downarrow$	SRCC $\uparrow$
(1)	✓			0.9430	0.3099	0.9266
(2)		✓		0.9167	0.3483	0.9031
(3)			✓	0.9052	0.3592	0.8862
(4)	✓	✓		0.9671	0.2693	0.9320
(5)	✓		✓	0.9523	0.2951	0.9318
(6)		✓	✓	0.9234	0.3378	0.9175
(7)	✓	✓	✓	<b>0.9710</b>	<b>0.2423</b>	<b>0.9414</b>

表3中,含有亮度增益度准则的(1),(4),(5),(7)的组合与主观评价的一致性均优于其他组合,这说明亮度增益度占主导地位,与本文2.3节结论一致。同时每增加一个准则都会使评价结果与主观评价的一致性更高,说明本文的准则必要且有效。

### 3.3 正向偏移修正实验

为进一步验证MC-LEIQA对增强图像中亮度正偏移修正的有效性,本文选取了公共数据集中主题为绿植、体育馆、草坪、取款机的4张低照度图像,分别使用LIME<sup>[23]</sup>和CLAHE<sup>[26]</sup>两种低照度增强算法进行增强,结果如图8所示。从主观评价角度可以看出,基于CLAHE的低照度增强结果(见图

8(d))优于LIME的增强结果(见图8(c)),与参考图像(见图8(b))相比,CLAHE低照度增强结果出现了正向偏移情况。表4列出了本文方法和其他经典IQA方法对上述情况在不同指标下的评价结果,其中 $\uparrow$ 表示该指标值越高,增强后图像质量越好; $\downarrow$ 代表对应指标值越低,增强效果越好。不难看出,目前经典评价方法的评价结果均是LIME算法优于CLAHE算法,与主观评价相悖。本文方法通过基于亮度感知的修正系数对正向偏移现象进行修正,实现了与主观评价的一致性。



(a)低光图像 (b)参考图像 (c)LIME增强结果 (d)CLAHE增强结果

图8 亮度增强后的正向偏移现象

Fig. 8 Positive offset by the brightness enhancements

表4 LIME和CLAHE算法增强图像的不同评价方法的结果

Table 4 Different assessment results for enhanced images by LIME and CLAHE

图像	增强算法	PSNR <sup>[11]</sup> ↑	SSIM <sup>[12]</sup> ↑	FSIM <sup>[13]</sup> ↑	LPIPS <sup>[14]</sup> ↓	Wu's method <sup>[18]</sup> ↑	GRIDS <sup>[19]</sup> ↑	HDaN <sup>[20]</sup> ↑	MC-LEIQA (Ours) ↑
绿植	LIME	19.77	0.6231	0.9712	0.3041	0.4375	0.5860	0.6432	0.6712
	CLAHE	18.08	0.4432	0.9123	0.5176	0.3982	0.5712	0.6028	0.6794
体育馆	LIME	17.27	0.7704	0.9809	0.3048	0.5089	0.7616	0.7590	0.7458
	CLAHE	13.29	0.5966	0.9459	0.5109	0.4493	0.7419	0.7240	0.7568
草坪	LIME	19.63	0.6429	0.9662	0.4135	0.4736	0.6985	0.7095	0.7122
	CLAHE	19.20	0.4835	0.9395	0.4974	0.4517	0.6577	0.6493	0.7492
取款机	LIME	15.63	0.8019	0.9598	0.2972	0.5245	0.8586	0.8074	0.8430
	CLAHE	14.75	0.7735	0.9324	0.3594	0.4947	0.7961	0.7590	0.8688

**结束语** 本文从低照度增强图像视觉损失的原因出发,针对亮度增益不足、伪影与伪轮廓以及颜色偏移问题,提出了基于视觉损失的多准则低照度增强图像质量评价方法 MC-LEIQA。通过亮度修正系数进一步消除低照度增强图像出现的正偏移影响,并通过消融实验验证了本文准则选取的合理性和必要性;与经典 IQA 的对比实验证明,本文方法更适用于低照度增强图像的评价工作,具备较高的评价准确性和主观一致性。

### 参考文献

- [1] LIU Y H. Research on image enhancement and quality assessment based on biological visual perception mechanism [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2018.
- [2] WEI D, WANG P Q, WANG Z B, et al. Adaptive Image Enhancement Method for Coal-mine Underground Image Based on No-reference Quality Evaluation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-17.
- [3] LI A B, WU J J, LIU Y X, et al. Blind Image Quality Assessment Based on Perceptual Comparison[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2024, 26: 1-12.
- [4] QU Q, LIANG H X, CHEN X M, et al. NeRF-NQA: No-Reference Quality Assessment for Scenes Generated by NeRF and Neural View Synthesis Methods[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2024, 30(5): 2129-2139.
- [5] SHEIKH H R, BOVIK A C. No-Reference Quality Assessment Using Natural Scene Statistics; JPEG2000 [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 14(11): 1918-1927.
- [6] YU T H, LIU M Y. Image quality assessment method based on human visual system[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2023, 46(2): 129-136.
- [7] YU M Z, TANG Z J, LIANG X P, et al. Perceptual Hashing With Deep and Texture Features[J]. IEEE Multimedia, 2024, 31: 65-75.
- [8] ZHANG W X, MA K D, ZHAI G T, et al. Task-Specific Normalization for Continual Learning of Blind Image Quality Models[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 1898-1910.
- [9] CHEN B L, ZHU H W, ZHU L Y, et al. Deep Feature Statistics Mapping for Generalized Screen Content Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 3227-3241.
- [10] CATANIA L, ALLEGRA D. Redefining Visual Quality; The

Impact of Loss Functions on INR-Based Image Compression [C]//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2024). 2024: 1973-1979.

- [11] HUYNH-THU Q, GHANBARI M. Scope of validity of PSNR in image/video quality assessment [J]. Electronics Letters, 2008, 44(13): 800-801.
- [12] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment; from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [13] ZHANG L, ZHANG L, MOU X Q, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(8): 2378-2386.
- [14] ZHANG R, ISOLA P, EFROS A A, et al. The Unreasonable Effectiveness of Deep Features as a Perceptual Metric[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2018: 586-595.
- [15] JIANG B, BIAN S L, SHI C Y, et al. Full-reference image quality assessment based on chroma scale phase consistency[J]. Optics and Precision Engineering, 2023, 31(10): 1509-1521.
- [16] WANG K, YANG H, PAN Z K, et al. Full-reference stereoscopic image quality assessment model based on monocular and binocular visual information [J]. Computer Engineering, 2022, 48(2): 207-214, 223.
- [17] KIM H, YIM C. Swin Transformer Fusion Network for Image Quality Assessment[J]. IEEE Access, 2024, 12: 57741-57754.
- [18] WU C, LIAO X F, YUE H, et al. Full-Reference Image Quality Assessment via Low-Level and High-Level Feature Fusion[J]. International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, 2023, 37(11): 1-20.
- [19] SHEN W H, ZHOU M L, LUO J, et al. Graph-Represented Distribution Similarity Index for Full-Reference Image Quality Assessment[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2024, 33: 3075-3089.
- [20] LAN X, JIA F, ZHUANG X, et al. Hierarchical degradation-aware network for full-reference image quality assessment [J]. Information Sciences, 2024(690): 1-14.
- [21] HAN H N, QIAN F, LU J W, et al. Image dehazing method quality assessment[J]. Optical and Precision Engineering, 2022, 30(6): 721-733.
- [22] XIA Y M, WANG Y F, WANG C. Phase consistency guided full-reference panoramic image quality assessment algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(7): 1625-1636.
- [23] GU X J, LI Y B, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image

Processing, 2016, 26(2):982-993.

- [24] WANG S H, ZHENG J, HU H M, et al. Naturalness preserved enhancement algorithm for non-uniform illumination images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(9): 3538-3548.
- [25] LI C, GUO C, LOY C C. Learning to enhance low-light image via zero-reference deep curve estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 61: 650-662.
- [26] GUAN Y, CHEN X A, TIAN J D, et al. Low-light image enhancement based on multi-exposure images generation[J]. Robot, 2023, 45(4): 422-430.
- [27] LIN L P, YANG Z Y, WU M C, et al. Improved CLAHE image enhancement algorithm and FPGA implementation[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(10): 126-133.
- [28] GU K, TAO D C, QIAO J F, et al. Learning a no-reference qual-

ity assessment model of enhanced images with big data[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2018, 29(4): 1301-1313.



**CHEN Qi**, born in 1998, postgraduate. His main research interests include airport surveillance and image enhancement.



**SUN Jin**, born in 1977, Ph.D, associate professor, master supervisor. Her main research interests include computer vision and image processing.