

DOI: 10.20098/j.cnki.1001-5132.2023.0711

基于数据库和客观方法对夜间雾化增强图像的感知质量评估

刘倩¹, 李新玥¹, 何周燕^{2,3*}

(1. 宁波大学 数学与统计学院, 浙江 宁波 315211; 2. 宁波大学科学技术学院, 浙江 宁波 315300;

3. 宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 为提高夜间雾化图像的质量, 对夜间雾化增强图像的主客观质量评估进行探索. 首先构建夜间雾化增强图像质量评估数据库并进行主观分析, 然后提出一种基于夜间成像特性的无参考图像质量评估方法. 新方法在辉光图像上提取光散射和颜色特征, 再在增强图像上提取雾密度和纹理特征. 结果表明, 新方法性能优于现有其他先进的无参考图像质量评估方法.

关键词: 夜间雾化增强图像; 图像质量评价; 光散射加权局部二值模式直方图

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2024) 04-0074-10

随着成像技术的发展, 人们普遍可以在自然场景中获得更高质量的图像. 由于夜间场景复杂, 光线条件较弱, 夜间光学图像往往存在对比度低、雾霾、细节模糊、噪声大等失真状况^[1], 极大地影响了视觉质量^[2-3]. 鉴于高质量夜间图像对普通民众在摄影和自动驾驶系统等实际应用方面的重要性, 许多增强方法被广泛研究^[4-15], 虽然增强方法有效地改善了夜间雾化图像质量, 但也可能会引入各种额外的失真, 如结构损伤、色移和噪声等^[16]. 由于夜间较难获取无失真图像, 因此非常有必要探究如何评估夜间雾化增强图像的质量, 但目前鲜有此方面研究, 故提出采用无参考图像质量评估方法来评估夜间雾化增强图像的质量.

目前, 一般采用3种可能的客观解决方案来评估夜间雾化增强图像的视觉质量. 第1种方案是传统通用图像质量评估方法^[17-20], 它不受图像内容或失真的限制. Mittal 等^[17]提出了一种基于自然场景统计的无参考质量评估方法(Blind/Referenceless Image Spatial Quality Evaluator, BRISQUE); Mittal 等^[18]通过测量自然场景统计模型统计特征之间的距离, 设计了一种自然图像质量评估方法(Natural Image Quality Evaluator, NIQE); Liu 等^[19]基于局部空间和

光谱熵的特征, 构建了一种无参考质量评估方法(Spatial and Spectral Entropy Quality, SSEQ); Xue 等^[20]提出了一种基于图像梯度和高斯响应拉普拉斯矩阵联合统计量的质量评估方法(Gradient Magnitude and the Laplacian of Gaussian, GM-LOG). 然而, 传统通用图像质量评价主要关注于自然图像的常见伪影, 对夜间雾化增强图像的评价性能并不理想. 第2种方案是使用与对比度相关的图像质量评价方法^[21-23]. 例如, Fang 等^[21]提出一种评价对比度失真的无参考图像质量评估方法(No-Reference Contrast-Distorted Images Quality Assessment, NR-CDIQA); Yan 等^[22]提出一种计算对比度增强的无参考质量评估方法(Contrast Enhanced Image Quality, CEIQ); Li 等^[23]提出了基于结构退化预测多重失真图像的无参考质量评估方法(Gradient-Weighted Histogram of the Local Binary Pattern on the Gradient map, GWH-GLBP). 这些方法主要关注对比度失真方面, 而忽略了夜间雾化图像增强过程中引入的其他失真. 第3种方案是使用专门为夜间图像设计的图像质量评价方法^[3,24]. 例如, Xiang 等^[3]建立了一个大规模自然夜间图像数据库, 并提出一种考虑亮度和纹理特征的夜间图像质量评价方法; Wang 等^[24]研

收稿日期: 2023-07-19.

宁波大学学报(理工版)网址: <http://journalg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 浙江省自然科学基金(LQ23F010011).

第一作者: 刘倩, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像质量评价. E-mail: liuqian_1016@163.com

*通信作者: 何周燕, 讲师, 主要研究方向: 多媒体信息处理、质量评估. E-mail: hezhouyan@nbu.edu.cn

究了局部亮度信息的统计特性,并测量了弱光照对颜色和结构信息的掩蔽效应.由于增强方式可能会改变图像固有属性并产生额外的失真,因此第3种解决方案对夜间雾化增强图像质量的评估效果也相对一般.

基于上述问题,本文构建一个针对增强方法的夜间雾化图像质量评估数据库,包括由12种增强方法在69张原图下生成的828张夜间雾化增强图像,进行主观分析.并提出基于夜间成像特性的无参考图像质量评估方法,方法主要基于夜间雾化模型,将增强图像分解为辉光图像后,再在该图像上提取光散射特征和颜色特征.此外,还在增强图像中提取雾密度特征和纹理特征.上述提取特征都可被用于学习质量映射关系.

1 夜间雾化增强图像质量数据库构建

1.1 夜间雾化增强图像获取

首先,从3R^[25]中收集69张真实世界的夜间雾化图像,包括不同的夜间图像失真,如雾霾、色差和模糊等.结合图像特点,从低光增强、图像去雾两个方面分别选取6种增强方法.选取的低光增强方法包括传统和深度学习方法.传统方法有3种:(1)直方图均衡化方法^[4](Histogram Equalization, HE),该方法通过增强图像对比度对图像进行增强;(2)Guo等^[5]提出了通过添加结构先验来细化初始照明图的方法(Low-light Images Enhancement, LIME);(3)Xu等^[6]提出一种新结构和纹理感知模型的增强方法(Structure and Texture Aware Retinex, STAR).深度学习有3种:(1)Guo等^[7]提出一种零参考深曲线估计方法来增强图像(Zero-reference Deep Curve Estimation, Zero-DCE);(2)Lu等^[8]提出了一个双分

支的曝光-融合网络增强图像方法(Two-Branch Exposure-Fusion Network, TBEFN);(3)Zhang等^[9]提出利用静态图像时间稳定性的方法(Stability in Low light video Enhancement, STABLE).选取的图像去雾方法包括夜间和日间去雾方法.夜间去雾方法3种:(1)Zhang等^[10]提出一种具有光照估计的高效除雾方法;(2)Zhang等^[11]提出利用最大反射率先验估计变化环境光照的方法(Maximum Reflectance Prior, MRP);(3)Shi等^[12]提出单一图像夜间低照度图像增强方法.日间去雾有3种:(1)He等^[13]提出暗通道先验图像去雾方法(Dark Channel Prior, DCP);(2)Qin等^[14]提出一种端到端的特征融合保持网络来直接恢复无雾图像方法(Feature Fusion Attention Network, FFA-Net);(3)Zhu等^[15]提出了单一输入模糊图像的颜色衰减去除方法.

通过以上传统低光增强、深度学习低光增强、夜间去雾和日间去雾等不同角度对夜间雾化图像增强方式进行的分析,最终本文在12种增强方法下共生成828张增强图像,由于每种方法对图像的增强效果不同,因此下一步就可通过主观实验对这些增强图像进行定量评价.图1为本文数据库中通过12种增强方法处理后的某张增强图像,从中可以看出各方法有不同的增强效果.

1.2 对本文数据库的主观质量评价

在主测试中,采用单一刺激方案,评分量表包括1~5的5个分散点,对应极差、差、中等、良、优5个质量等级.分数越高,表示视觉质量越好.

共招募视力正常的27名年龄在20~26岁间的观察者参与实验.实验在照明水平正常、无噪声的空室内进行,所有观察者都必须与图像保持40cm左右的目视距离,所有图像都以原始分辨率显示.

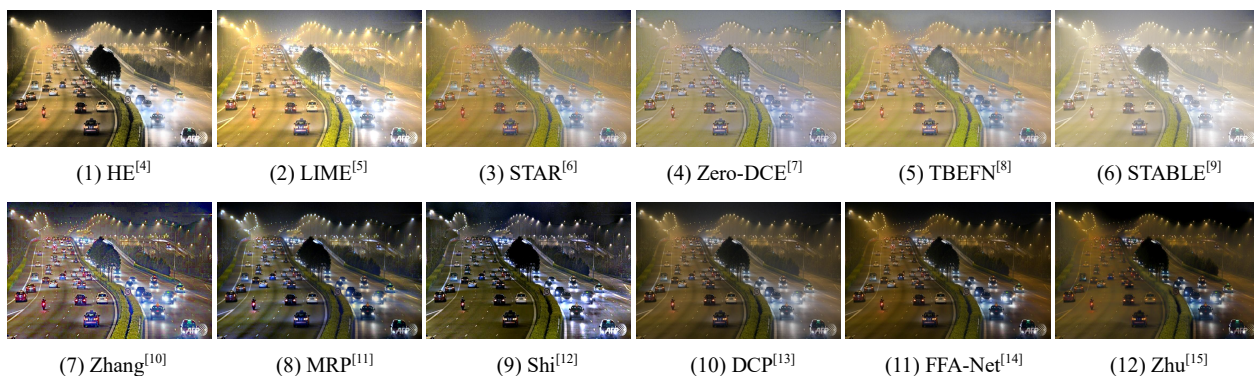


图1 本数据库中通过12种增强方法处理后的增强图像(例举)

当屏幕上显示图像时, 观察者被要求使用 1~5 分的评分标准对整体增强图像的质量进行评分. 在评分过程中, 每张图像以随机顺序呈现, 减少记忆对意见得分的影响. 每个观察者大约需要 1 h 来完成实验. 为避免实验过程中的疲劳, 观察者被要求每 20 min 休息 1 次.

1.3 原始数据的处理和分析

收集所有观察者原始分数后, 对原始分数进行离群值检测处理. 如果一个原始分数超出其置信区间, 则认为它是离群值. 经筛选, 排除了 4 名观察者打分, 将剩余 23 个观察者数据用来计算每幅图像的主观得分. 因此, 对于第 j 个图像的主观得分 y_j 可定义如下:

$$y_j = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q A_{ij}, \quad (1)$$

式中: Q 为观察者数量; A_{ij} 为观察者 i 对测试图像 j 的评分, $i \in \{1, 2, \dots, Q\}$.

2 提出的方法

本文提出了基于夜间成像特点, 无参考图像质量评估方法, 相关框架如图 2 所示. 具体流程是从辉光图像提取光散射图像和颜色特征, 并从增强图像提取雾密度和纹理特征, 共提取出 41 维特征, 最后采用支持向量回归方法^[26]建立图像质量预测模型.

2.1 夜间雾化模型

夜间场景通常有主动光源, 当大气中存在粒子时, 可以产生光. Narasimhan 等^[27]对辉光现象进

行分析, 将其描述为来自多次散射光源从不同方向到达观察者, 并将这种辉光建模为一个大气点扩散函数. 受此启发, Li 等^[28]将辉光模型添加到标准雾化模型中, 并对整个夜间雾化增强图像进行建模:

$$I = Rt + L(1-t) + G, \quad (2)$$

式中: I 为增强图像; R 为反射图; t 为传输图; L 为大气光; G 为辉光图像. 图 3 则反映了夜间雾化模型辉光图像的形成过程, 由此可看出辉光图像能反映图像的光源和颜色信息.

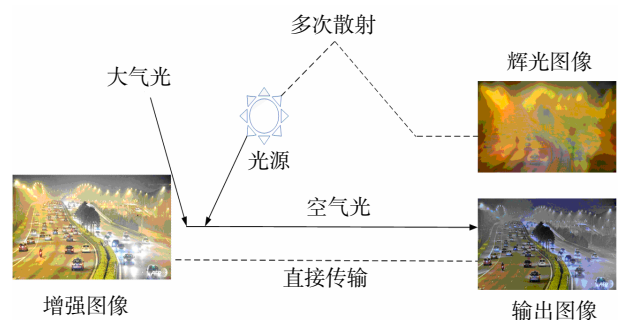


图3 夜间雾化模型

2.2 辉光图像的光散射特征提取

与增强图像相比, 辉光图像对光散射信息的反映更强, 因此可从辉光图像中提取特征. 由于辉光图像内容通常包含在不同区域中, 会对视觉质量有不同影响, 并且这些区域形状通常不是矩形. 本文采用大津阈值分割方法^[29]对辉光图像进行分割, 通过阈值区分出前景和背景, 经大津阈值分割后的二值化图像与辉光图再经卷积运算得到光散射图像 I .

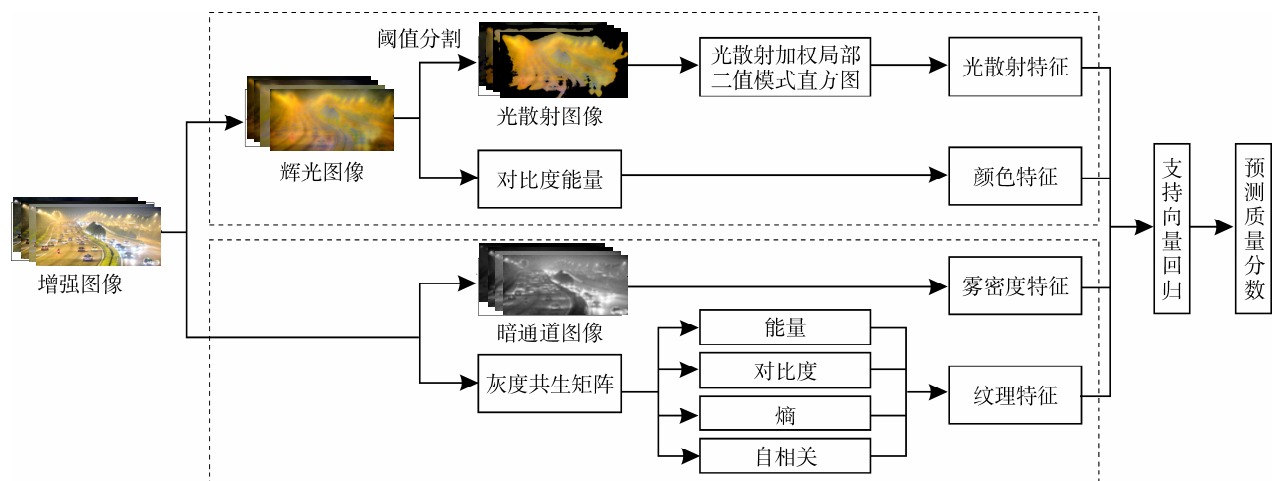


图2 本文方法的具体框架

对于光散射图像, 亮区域和暗区域的灰度是不同的. 由于局部二值模式^[30]可以反映像素灰度的水平变化, 因此, 在光散射图像中应用局部二值模式就能够得到一定位置的光散射局部二值模式值, 此时可用 $B_{N,r}$ 表示:

$$B_{N,r} = \sum_{d=0}^{N-1} \psi(l_d - l_c) \times 2^d, \quad (3)$$

$$\psi(l_d - l_c) = \begin{cases} 1, & (l_d - l_c) \geq 0, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\psi(\bullet)$ 为符号函数; N 为邻域像素值; r 为邻域半径; l_d 和 l_c 分别为光散射图像中的邻域像素值和中心像素值.

由于存储和计算的复杂性, 此时可采用旋转不变 $B_{N,r}^2$ 模式^[30], 具体定义如下:

$$B_{N,r}^2 = \begin{cases} \sum_{d=0}^{N-1} \psi(l_d - l_c), & \mu(B_{N,r}) \leq 2, \\ N+1, & \text{其他}, \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu(B_{N,r}) = \|\psi(l_{N-1} - l_c) - \psi(l_0 - l_c)\| + \sum_{d=0}^{N-1} \|\psi(l_d - l_c) - \psi(l_{d-1} - l_c)\|. \quad (6)$$

光散射局部二值模式是由光散射图像中心与

邻域间的像素差值而得, 但由于只对差值符号进行编码来表示局部模式, 因此使其无法区分弱对比局部模式和强对比局部模式. 由于局部对比度变化对图像视觉质量至关重要, 因此需计算其光散射局部二值模式的加权直方图, 定义如下:

$$H_B(k) = \sum_{i=1}^M \omega_i \Gamma(B_{N,r}^2(i), k), \quad (7)$$

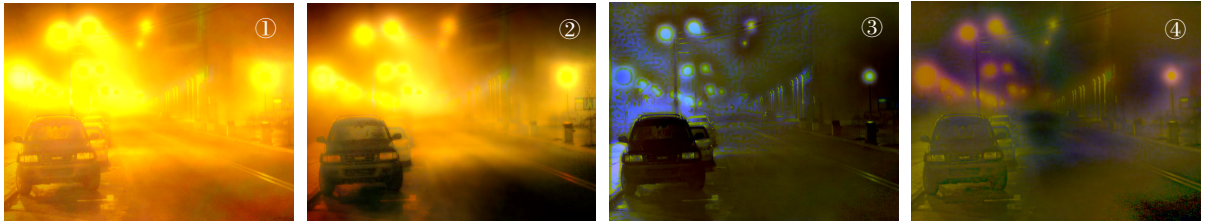
$$\Gamma(\tilde{x}, \tilde{y}) = \begin{cases} 1, & \tilde{x} = \tilde{y}, \\ 0, & \text{其他}, \end{cases} \quad (8)$$

式中: M 为图像像素数; $k \in [0, N+2]$ 为可能的光散射局部二值模式; ω_i 为权重. 本文使用光散射图像作为每个像素的光散射局部二值模式权重.

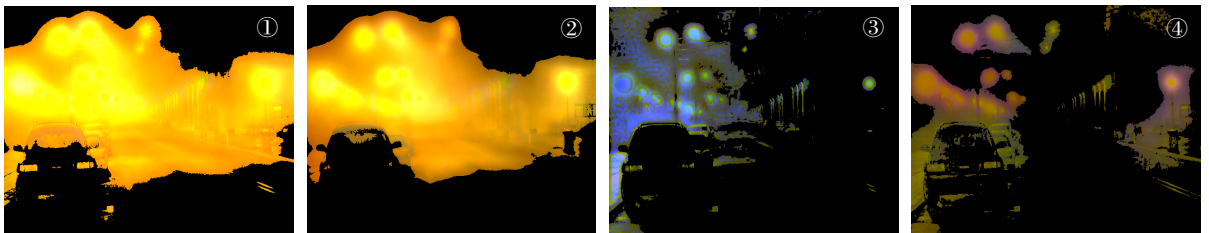
从图4可以看出, 光散射局部二值模式直方图特征变化无规律, 而加权后的直方图特征有规律变化, 因此可利用光散射加权局部二值模式直方图作为光散射特征. 文中共提取 20 维特征数.

2.3 辉光图像的颜色特征提取

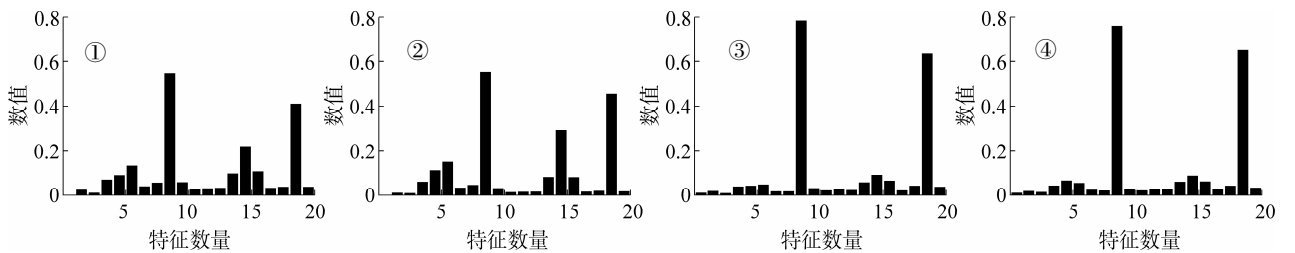
夜间雾化增强图像曝光不足通常会导致颜色失真, 造成颜色信息有限, 难以充分描述自然场景, 从而导致图像质量的降低^[31]. 辉光图像由不同光源散射到平面上的光所构成, 包括光散射和颜色



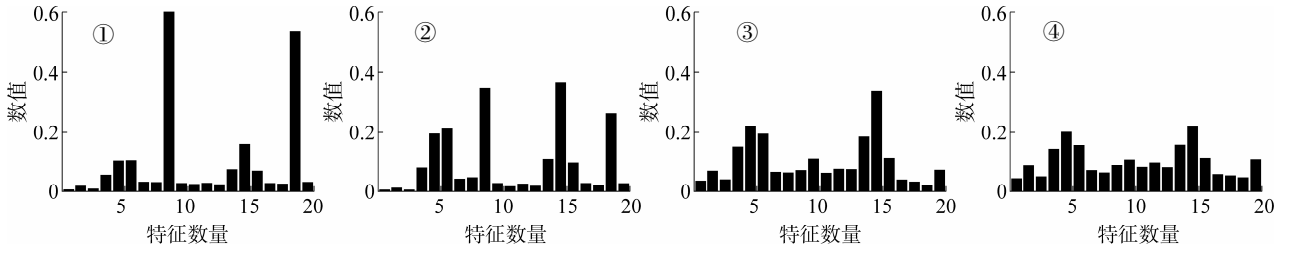
(a) 辉光图像



(b) 光散射图像



(c) 光散射局部二值模式直方图特征



(d) 光散射加权局部二值模式直方图特征

图4 不同增强图像的光散射信息

信息. 计算辉光图像中每个拮抗颜色通道的对比度能量 $C(G_o)$ [32]:

$$C(G_o) = \frac{\alpha \cdot \zeta(G_o)}{\zeta(G_o) + \alpha \cdot \kappa} - \varepsilon_o, \quad (9)$$

$$\zeta(G_o) = \sqrt{(G_o \otimes h_h) + (G_o \otimes h_v)}, \quad (10)$$

式中: $o \in \{\text{灰色, 红绿, 黄蓝}\}$, 表示辉光图像 G 的拮抗颜色通道; α 为 $\zeta(G_o)$ 的最大值; κ 为对比度增益; ε_o 为给定颜色通道的噪声阈值; h_h 和 h_v 分别为高斯函数在水平和垂直方向上的二阶导数. 文中共提取 3 维特征数.

2.4 增强图像的雾密度特征提取

由于一些增强方法的去雾效果并不明显, 导致部分增强后的图像仍有雾霾现象. 暗通道先验是一种图像去雾方法 [13], 其理论是在户外无雾图像的大多数局部区域(不包括天空区域)中至少存在一个颜色通道具有一些低强度甚至接近于零的像素. 其中, 暗通道 I^d 定义为:

$$I^d = \min_{j \in \phi(z)} \left(\min_{u \in \{R, G, B\}} I^u(j) \right), \quad (11)$$

式中: I^u 为图像的颜色通道; $\phi(z)$ 是一个以 z 为中心的局部区域.

一般来说, 无雾图像的暗通道强度值大致接近于零. 图 5 为不同雾密度图像对应的暗通道信息. 由图可见, 随着雾密度的增加, 暗通道图像的结构逐渐模糊和消失, 而造成这种现象的主要原因是较高雾密度使像素具有了较大的强度值. 同时, 也可以观察到图像间的直方图差异明显. 此时可用暗通道平均值 μ 来表示雾密度特征:

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i^d, \quad (12)$$

式中: M 表示图像中的像素总数. 对图像进行降采样, 共提取 2 维特征.

2.5 增强图像的纹理特征提取

夜间图像受到光约束时, 通常表现出对比度



(a) 增强图像



(b) 暗通道图

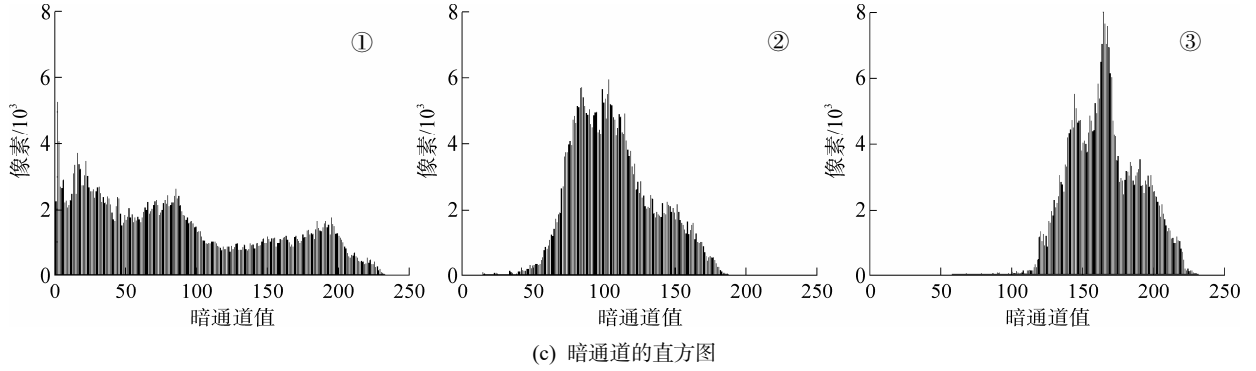


图5 不同雾密度增强图像对应的暗通道信息

低、噪声较大现象, 此状况下的图像细节可用纹理描述. 灰度共生矩阵通过测量特定距离内像素间的空间相关性来描述纹理^[33], 当给定一个 $m \times n$ 的增强图像 I , 可得其灰度共生矩阵 $I_g(a, b)$.

将灰度共生矩阵的能量 f_1 、对比度 f_2 、熵 f_3 和自相关 f_4 描述为纹理特征^[31]:

$$f_1 = \sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^A I_g(a, b)^2, \quad (13)$$

$$f_2 = \sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^A (a-b)^2 I_g(a, b), \quad (14)$$

$$f_3 = -\sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^A I_g(a, b) \log(I_g(a, b)), \quad (15)$$

$$f_4 = \frac{\sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^A (ab) I_g(a, b) - \mu_h \mu_v}{\sigma_h \sigma_v}, \quad (16)$$

式中: $f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$; μ_h 、 σ_h 分别为 I_g 水平方向的均值和标准差; μ_v 、 σ_v 分别为 I_g 垂直方向的均值和标准差; A 为 16 级灰度. 其中, f_1 反映图像灰度分布均匀程度和纹理粗细度, f_2 反映某个像素值及其邻域像素值亮度的对比情况, f_3 反映图像中纹理的非均匀程度或复杂程度, f_4 反映图像纹理的一致性^[32]. 在计算能量、对比度、熵和自相关的均值和标准差后, 分别得到纹理特征, 再进行降采样, 文中共提取 16 维特征数.

2.6 预测回归模型

从辉光图和增强图像中提取光散射、颜色、雾密度和纹理特征后, 采用支持向量回归^[26]来研究从特征空间到特征池质量的映射函数. 考虑一组训练数据:

$$D = \{(\mathbf{x}_i, y_i) | i = 1, \dots, S\},$$

式中: S 为图像数量; $\mathbf{x}_i$ 是第 i 幅图像的特征向量;

y_i 为第 i 幅图像对应的主观分数.

支持向量回归运用非线性映射将数据集从原始特征空间映射到高维特征空间, 再通过线性回归来构造最优线性函数, 表达式如下^[26]:

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^S \omega_i \lambda(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i) + \delta, \quad (17)$$

式中: $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_S)$ 为图像矩阵特征值; $\lambda(\mathbf{X}, \mathbf{x}_i)$ 为特征向量的核函数, 本文使用高斯径向基函数核; ω_i 为第 i 个图像的权重; δ 为常数.

3 实验设计与结果分析

3.1 实验方案

3.1.1 数据库

除本文所构建数据库外, 同时还使用 EHNQ^[2] (Enhanced Night-time Image Quality) 数据库, 此数据库包括 1 500 张增强图像, 由 100 张两种不同分辨率的自然夜间图像增强而成. 选取的增强方法共有 15 种, 包括 3 种对比度增强方法, 7 种弱光图像增强方法, 5 种夜间图像增强方法.

3.1.2 无参考的质量评估方法

为研究新方法的有效性, 将其分别与现有 7 种无参考质量评估方法进行比较, 即 BRISQUE^[17]、NIQE^[18]、SSEQ^[19]、GM-LOG^[20]、NR-CDIQA^[21]、CEIQ^[22]、GWH-GLBP^[23].

3.1.3 评价标准

通过特征回归得到图像的客观评分值 q , 采用模型评估中常用的五参数拟合函数将预测得分映射到主观得分^[34-35]:

$$f(q) = \alpha_1 \left\{ \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + e^{\alpha_2(q - \alpha_3)}} \right\} + \alpha_4 q + \alpha_5, \quad (18)$$

式中: $f(q)$ 为图像客观评价预测值; $\{\alpha_1, \dots, \alpha_5\}$ 是

训练时设置的5个参数; e 表示自然常数.选择3种常用的皮尔逊线性相关系数、斯皮尔曼秩相关系数和均方根误差来量化图像质量评估方法的性能.当皮尔逊线性相关系数和斯皮尔曼秩相关系数越接近1,而均方根误差越接近于0时,表明主观质量分数和预测质量分数越接近.

3.2 消融实验

为验证新方法中各个特征的贡献值,在本文数据库上进行一些消融实验,最终结果见表1.从表1中模型1与其他4种模型的对比结果可以看出,模型1中的光散射、颜色、雾密度和纹理特征在质量预测中都起到了一定作用(最佳结果在表中用粗体表示,表2和表3同).

3.3 比较分析

3.3.1 与无参考质量评估方法的比较

表2显示了新方法和其他无参考质量评估方法在本文数据库上的实验结果.从表2可见,其他

表1 本文方法在数据库中消融实验的性能结果

模型	性能对比				皮尔逊线性	斯皮尔曼秩	均方根
	A1	A2	A3	A4	相关系数	阶相关系数	误差
模型1	√	√	√	√	0.860 1	0.829 7	0.116 8
模型2	×	√	√	√	0.810 1	0.786 8	0.133 9
模型3	√	×	√	√	0.846 9	0.823 7	0.121 6
模型4	√	√	×	√	0.717 2	0.681 1	0.159 5
模型5	√	√	√	×	0.819 9	0.793 5	0.131 1

注: A1 表示光散射特征, A2 表示颜色特征, A3 代表雾密度特征, A4 代表纹理特征, √表示选择该特征, ×表示未选择该特征.

无参考质量评估方法的皮尔逊线性相关系数都小于0.8,说明它们对夜间图像的评价性能都不高,由此可见本文方法在文中数据库上的性能最好.

为进一步证明本文方法优越性,画出本文方法和其他无参考质量评估方法的散点图(图6).由图可见,与其他无参考质量评估方法相比,本文方法具有“更接近”的拟合曲线,证明新方法预测结

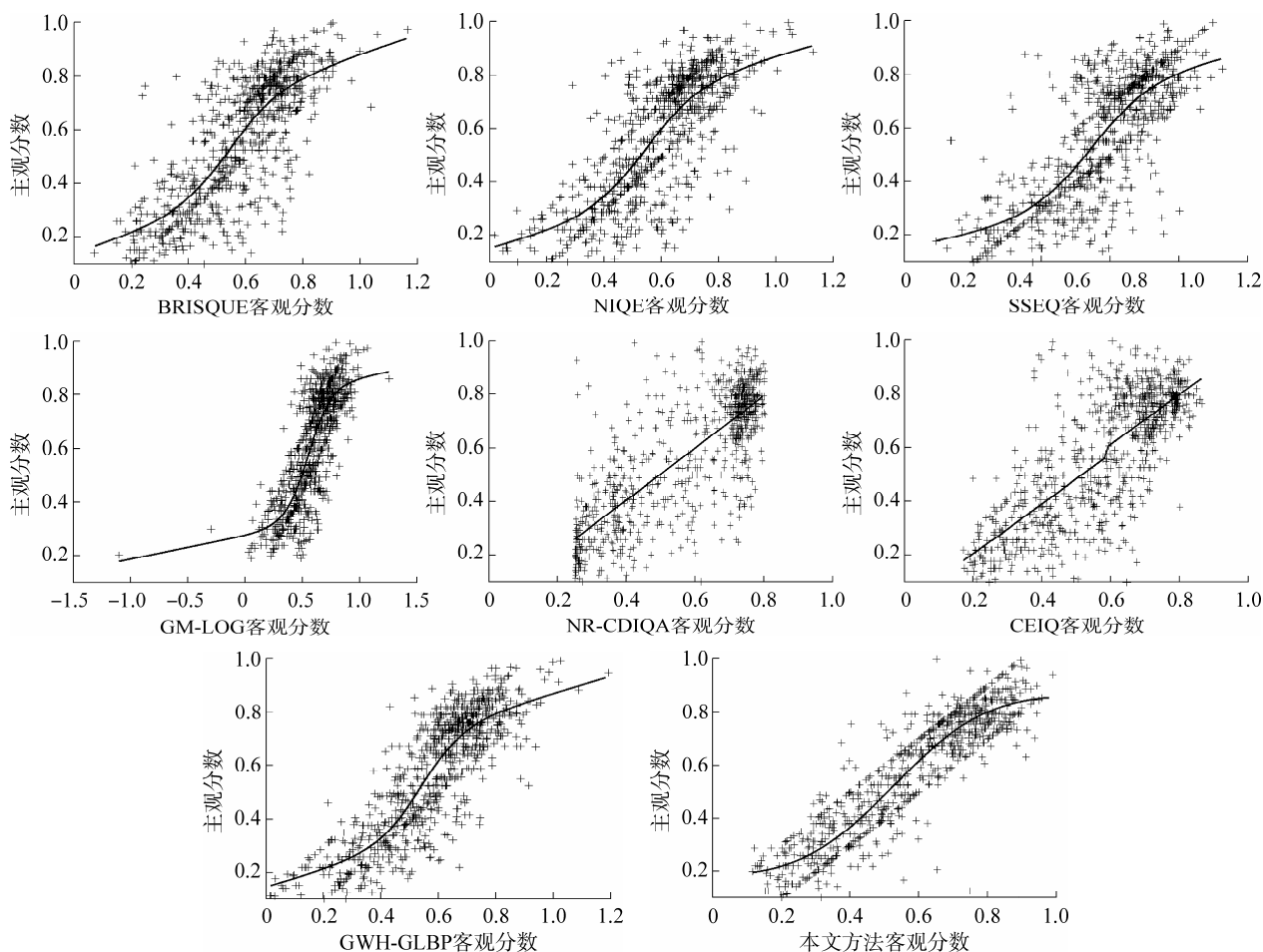


图6 在本数据库中,本文方法与其他无参考质量评估方法的散点图

表 2 在本数据库中, 本文方法与其他无参考质量评估方法的性能比较

方法	皮尔逊线性 相关系数	斯皮尔曼秩 阶相关系数	均方根误差
BRISQUE ^[17]	0.669 5	0.640 1	0.170 1
NIQE ^[18]	0.652 1	0.619 4	0.174 2
SSEQ ^[19]	0.567 0	0.515 2	0.188 5
GM-LOG ^[20]	0.679 4	0.641 5	0.168 0
NR-CDIQA ^[21]	0.766 9	0.709 5	0.146 9
CEIQ ^[22]	0.766 3	0.716 1	0.147 2
GWH-GLBP ^[23]	0.797 2	0.756 0	0.138 4
本文方法	0.860 1	0.829 7	0.116 8

果与观测者得分更一致. 此外还将本文方法在 EHNQ 数据库中进行实验验证, 从表 3 结果可见, 新方法在夜间图像质量评价中最为有效.

表 3 在 EHNQ 数据库中, 本文方法与其他无参考质量评估方法的性能比较

方法	皮尔逊线性 相关系数	斯皮尔曼秩 阶相关系数	均方根误差
BRISQUE ^[17]	0.791 9	0.777 0	0.610 8
NIQE ^[18]	0.783 5	0.725 1	0.620 7
SSEQ ^[19]	0.825 1	0.790 3	0.565 0
GM-LOG ^[20]	0.843 1	0.811 4	0.538 6
NR-CDIQA ^[21]	0.763 9	0.661 0	0.646 2
CEIQ ^[22]	0.796 8	0.735 8	0.605 9
GWH-GLBP ^[23]	0.698 0	0.684 2	0.716 2
本文方法	0.856 2	0.821 7	0.517 5

3.3.2 不同训练测试的比较

由于学习方法对训练集百分比非常敏感, 因此针对不同训练集百分比, 在训练质量分数预测模型上进行性能测试就显得非常意义. 将训练-测试集以 10% 的间隔从 80%-20% 分割至 20%-80%, 然后随机执行 1 000 次分割, 最终结果见表 4. 由表中数据可见, 随着训练集的减少, 皮尔逊线性相关系数和斯皮尔曼秩阶相关系数仍保持在 0.7 以上, 均方根误差仍低于 0.2. 最终结果表明, 本文方法能不依赖于训练图像的数量, 且具有良好稳定性.

3.3.3 统计学显著性比较.

为得出更可靠结论, 进一步采用 t 检验将不同无参考质量评估方法进行统计学比较, 实验结果如图 7 所示. 图中符号“1”表示行方法优于列方

表 4 本文方法在本数据库中不同训练测试的性能

训练占比- 测试占比	皮尔逊线性 相关系数	斯皮尔曼秩 阶相关系数	均方根误差
80%-20%	0.860 1	0.829 7	0.116 8
70%-30%	0.854 9	0.819 5	0.129 6
60%-40%	0.846 2	0.802 3	0.132 9
50%-50%	0.827 5	0.796 2	0.135 5
40%-60%	0.795 6	0.774 4	0.139 3
30%-70%	0.779 8	0.760 2	0.143 8
20%-80%	0.754 4	0.735 4	0.151 1

法, 符号“-1”表示行方法劣于列方法, 符号“0”表示 2 种方法在统计上无法区分(95%置信区间), B1~B8 分别为 BRISQUE^[17]、NIQE^[18]、SSEQ^[19]、GM-LOG^[20]、NR-CDIQA^[21]、CEIQ^[22]、GWH-GLBP^[23]和本文方法. 由图 7 可见, 本文方法在 t 检验中效果最好.

	B1	B2	B3	B4	B5	B6	B7	B8
B1	0	1	1	-1	-1	1	-1	-1
B2	-1	0	-1	-1	-1	-1	-1	-1
B3	-1	1	0	-1	-1	1	-1	-1
B4	1	1	1	0	-1	1	-1	-1
B5	1	1	1	1	0	1	-1	-1
B6	-1	1	-1	-1	-1	0	-1	-1
B7	1	1	1	1	1	1	0	-1
B8	1	1	1	1	1	1	1	0

图 7 在本数据库中, 不同无参考质量评估方法之间的 t 检验结果

4 结论

本文对夜间雾化增强图像进行了综合研究. 首先构建了一个针对增强方法的夜间雾化图像质量评估数据库, 并对数据库进行主观分析. 其次, 提出了一种基于夜间成像特性的新型无参考图像质量评估方法. 根据夜间雾化成像特点, 增强图像被分解为辉光图像. 从辉光图像中提取光散射和颜色特征, 并且从增强图像中提取雾密度特征和纹理特征, 最后将光散射、颜色、雾密度和纹理特征相结合, 通过支持向量回归映射到质量分数. 经过实验评估本文方法在文中数据库和 EHNQ 数据库上的性能后, 结果表明本文方法优于其他的无

参考质量评估方法.

参考文献:

- [1] JIANG Q P, XU J W, MAO Y, et al. Deep decomposition and bilinear pooling network for blind night-time image quality evaluation[EB/OL]. [2023-03-21]. 2022: arXiv: 2205.05880. <http://arxiv.org/abs/2205.05880.pdf>.
- [2] YANG Y, XIANG T, GUO S W, et al. EHNQ: subjective and objective quality evaluation of enhanced night-time images[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2023, 33(9):4645-4659.
- [3] XIANG T, YANG Y, GUO S W. Blind night-time image quality assessment: subjective and objective approaches [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 22(5):1259-1272.
- [4] LIM J S. Two-dimensional signal and image processing [D]. USA, Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 1990.
- [5] GUO X J, LI Y, LING H B. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2):982-993.
- [6] XU J, HOU Y K, REN D W, et al. STAR: a structure and texture aware retinex model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29:5022-5037.
- [7] GUO C, LI C, GUO J, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 1777-1786.
- [8] LU K, ZHANG L H. TBEFN: a two-branch exposure-fusion network for low-light image enhancement[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2020, 23:4093-4105.
- [9] ZHANG F, LI Y, YOU S, et al. Learning temporal consistency for low light video enhancement from single images[C]//2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Nashville, TN, USA. IEEE, 2021:4965-4974.
- [10] ZHANG J, CAO Y, WANG Z F. Nighttime haze removal based on a new imaging model[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Paris, France. IEEE, 2014:4557-4561.
- [11] ZHANG J, CAO Y, FANG S, et al. Fast haze removal for nighttime image using maximum reflectance prior[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017: 7016-7024.
- [12] SHI Z H, ZHU M M, GUO B, et al. Nighttime low illumination image enhancement with single image using bright/dark channel prior[J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2018, 2018(1):1-15.
- [13] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12):2341-2353.
- [14] QIN X, WANG Z, BAI Y, et al. FFA-net: feature fusion attention network for single image dehazing[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7):11908-11915.
- [15] ZHU Q S, MAI J M, SHAO L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11):3522-3533.
- [16] ZHAI G T, SUN W, MIN X K, et al. Perceptual quality assessment of low-light image enhancement[J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2021, 17(4):130.
- [17] 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.
- [18] MITTAL A, SOUNDARARAJAN R, BOVIK A C. Making a “completely blind” image quality analyzer[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(3):209-212.
- [19] LIU L X, LIU B, HUANG H, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies [J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29(8):856-863.
- [20] XUE W F, MOU X Q, ZHANG L, et al. Blind image quality assessment using joint statistics of gradient magnitude and Laplacian features[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(11):4850-4862.
- [21] FANG Y M, MA K D, WANG Z, et al. No-reference quality assessment of contrast-distorted images based on natural scene statistics[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(7):838-842.
- [22] YAN J, LI J, FU X. No-reference quality assessment of contrast-distorted images using contrast enhancement [EB/OL]. [2023-03-21]. 2019: arXiv: 1904.08879. <http://arxiv.org/abs/1904.08879.pdf>.
- [23] LI Q H, LIN W S, FANG Y M. No-reference quality assessment for multiply-distorted images in gradient domain[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(4): 541-545.
- [24] WANG M H, HUANG Y J, ZHANG J L. Blind quality

- assessment of night-time images via weak illumination analysis[C]//2021 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). Shenzhen, China. IEEE, 2021:1-6.
- [25] ZHANG J, CAO Y, ZHA Z J, et al. Nighttime dehazing with a synthetic benchmark[C]//2020 Proceedings of the 28th ACM International Conference on Multimedia. Seattle, WA, USA. ACM, 2020:2355-2363.
- [26] SCHÖLKOPF B. Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond[M]. USA, Cambridge: MIT Press, 2003.
- [27] NARASIMHAN S G, NAYAR S K. Shedding light on the weather[C]//2003 IEEE Computer Society, Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison, WI, USA. IEEE, 2003:I.
- [28] LI Y, TAN R T, BROWN M S. Nighttime haze removal with glow and multiple light colors[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile. IEEE, 2015:226-234.
- [29] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [30] OJALA T, PIETIKAINEN M, MAENPAA T. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7):971-987.
- [31] SONG C Y, HOU C P, YUE G H, et al. No-reference quality assessment of night-time images via the analysis of local and global features[C]//2021 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). Shenzhen, China. IEEE, 2021:1-6.
- [32] GROEN I I A, GHEBREAB S, PRINS H, et al. From image statistics to scene gist: evoked neural activity reveals transition from low-level natural image structure to scene category[J]. The Journal of Neuroscience, 2013, 33(48):18814-18824.
- [33] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973(6): 610-621.
- [34] Video Quality Experts Group. Final report from the video quality experts group on the validation of objective models of video quality assessment[C]//VQEG Meeting. Ottawa, Canada, 2000.
- [35] MA K D, WU Q B, WANG Z, et al. Group MAD competition? a new methodology to compare objective image quality models[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016:1664-1673.

Perceptual quality assessment of night-time haze enhanced images: database and objective method

LIU Qian¹, LI Xinyue¹, HE-ZHOU Yan^{2,3}

(1.School of Mathematics and Statistics, Ningbo University, Ningbo 315211, China;

2.College of Science & Technology Ningbo University, Ningbo 315300, China;

3.Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: To improve the quality of night-time haze images, we study the subjective and objective quality assessment of night-time haze enhanced images. First, a quality assessment database of night-time haze enhanced images is constructed and analyzed subjectively. Subsequently, a novel no-reference image quality assessment method is proposed based on the night-time imaging characteristics. By using the new assessment method, the light scattering and color features in glow images are extracted, and in enhanced images the haze density features and texture features are extracted. The experimental results show that the new method performs better than the other advanced no-reference image quality evaluation methods that are currently available.

Key words: night-time haze enhanced images; images quality assessment; light scattering-weighted histogram of local binary pattern

(责任编辑 章践立)