

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508351

基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法研究^{*}

张平改^{1,2,3} 陈洪亮¹ 魏利胜² 胡保玲¹(1. 巢湖学院计算机与人工智能学院 巢湖 238024; 2. 安徽工程大学电气工程学院 芜湖 241000;
3. 上海大学上海市电站自动化技术重点实验室 上海 200072)

摘要:针对传统图像质量增强算法处理不同场景效果较差的问题,提出了一种基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法,以适应不同场景的需求,提升图像质量增强的效果。首先,根据待增强图像的大气散射特性,构建出一种动态自适应优化模型,并采用图像评价指标峰值信噪比(PSNR)与结构相似性(SSIM)设计出上述模型的目标函数,为不同场景下的图像质量增强提供评估标准;在此基础上,设计了一种合作竞争学习算子,由此提出合作竞争人类学习优化算法,以计算出模型的最优透射率阈值 t_0 、滤波窗口 n 、参数 ω ,从而构建出最优的动态自适应优化模型,实现不同场景图像质量增强。最后,利用SOTS标测试集中图像和6幅实际场景图像进行图像质量增强实验,并将其与对比度限制的自适应直方图均衡多尺度融合算法(CLAHEMF)、基于亮度融合透射率的改进暗通道先验算法(IDCPLT)和暗通道先验模型-粒子群优化算法(DCP-PSO)3种方法进行对比分析。实验结果表明,所提出方法无论是主观视觉效果还是客观评价指标,均优于其他3种对比方法,从而充分验证所提出方法的有效性与可行性。

关键词: 动态自适应; 优化模型; 图像增强; 合作竞争; 人类学习优化

中图分类号: TP31; TN919.8 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.60

Research on novel image quality enhancement method based on dynamic adaptive optimization model

Zhang Pinggai^{1,2,3} Chen Hongliang¹ Wei Lisheng² Hu Baoling¹(1. School of Computer Science and Artificial Intelligence, Chaohu University, Chaohu 238024, China;
2. School of Electrical Engineering, Anhui Polytechnic University, Wuhu 241000, China; 3. Shanghai Key Laboratory of Power Station Automation Technology, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: To address the issue of poor performance of traditional image quality enhancement algorithms across different scenes, a novel image quality enhancement method based on dynamic adaptive optimization model is proposed to meet the diverse requirements of various scenes and improve the effectiveness of image quality enhancement. Firstly, a dynamic adaptive optimization model is constructed based on the atmospheric scattering characteristics of the enhanced image. And the objective function of the model is designed using image quality assessment metrics, PSNR and SSIM, to provide evaluation standards for image quality enhancement in different scenes. Based on this, a cooperative-competitive learning operator is designed and cooperative-competitive human learning optimization algorithm is proposed to calculate the optimal transmission threshold t_0 , filtering window size n , and weighting parameter ω . Then the optimal dynamic adaptive optimization model is constructed to achieve image quality enhancement in different scenes. Finally, image quality enhancement experiments are conducted using images from the SOTS benchmark test set and six real scene images. The proposed method is compared with three other methods, i.e. CLAHEMF, IDCPLT and DCP-PSO. Experimental results demonstrate that the proposed method outperforms the three comparison methods in terms of both subjective visual effects and objective evaluation metrics, thereby fully validating the effectiveness and feasibility of the proposed approach.

收稿日期: 2025-04-30 Received Date: 2025-04-30

* 基金项目:安徽省自然科学基金(230805QF205)、安徽省高校自然科学研究项目(2024AH051323)、电气传动与控制安徽省重点实验室开放基金(DQKJ202402)、巢湖学院科研启动基金(KYQD-202206)项目资助

Keywords: dynamic adaptation; optimization model; image enhancement; cooperative-competitive; human learning optimization

0 引言

随着科学技术的不断发展,视频监控技术被广泛地应用于交通管理、安全防护、智慧城市等多个领域,成为信息采集与环境感知的重要手段^[1]。然而,受成像设备自身性能的限制以及雾天等复杂环境因素的影响,所获取的图像往往存在清晰度低、对比度差、细节缺少等问题^[2]。这不仅降低了图像的可用性,也对后续图像的进一步分析与研究带来新的挑战^[3]。因此,如何在复杂成像条件下有效提升图像质量,具有重要的研究意义与应用价值。

国内外研究人员对图像质量增强进行了大量的研究并取得了丰硕的研究成果。目前,图像质量增强算法可分为图像增强技术、图像复原技术、深度学习技术3类。对于图像增强技术而言,其通过直接增强图像的对比度和亮度来改善图像视觉效果,常见方法包括基于直方图均衡化算法^[4]和 Retinex 理论算法^[5]。尽管这些方法能够在一定程度上提高图像清晰度,但它们通常没有考虑图像退化的具体成因,导致增强后的图像效果往往不能达到预期效果。为了更加有效地改善增强后图像质量,学者们开始研究图像复原技术。该方法通过分析图像退化原因、建立退化模型、补偿丢失信息来实现图像质量恢复,其中偏振成像方法^[6]和先验知识方法^[7]是最为典型的技术方法。Zhang 等^[8]提出了一种增强局部和全局对比度的图像质量增强方法,并采用多尺度融合策略,将局部对比度增强图像和全局对比增强图像融合从而互补优势,有效地提高图像清晰度。Zhu 等^[9]提出了一种基于大气光估计的新型去雾算法,通过线性场景深度模型和雾线模型估计出大气光和透射率,并利用大气散射模型恢复为清晰图像。偏振成像方法能够利用景深信息和大气散射系数来复原图像,但由于其需要用户交互操作,使用上存在一定的限制。为此,研究者们开始探索雾霾等环境因素的分布规律,以便获取其更加精准的先验条件。Yadav 等^[10]在暗通道先验(dark channel prior, DCP)方法的基础上提出了一种用于单图像去雾的鲁棒多尺度基于加权的边缘平滑滤波器(RMWEF),将 DCP 方法所估计的传输图细化,实现图像增强。Zhou 等^[11]结合伽马校正幂函数和空间线性调整,提出了一种基于多特征先验融合(MFPF)的图像质量增强方法,进一步优化图像复原效果。赵明华等^[12]提出一种基于照度与场景纹理注意力的低光图像增强算法,利用低照度图像最小通道约束对正常曝光图像的照度和纹理进行注意力图估计,并利用上述注意力估计图来引导图像亮度提升,有效地增强

了图像质量。

随着深度学习技术的迅速发展,深度学习算法也逐步应用于图像质量增强中。刘洋等^[13]提出了一种基于增强深度曲线估计网络(EnDCE-Net)的无监督弱光图像增强算法,该算法在低光照环境下能够显著提高图像清晰度和细节信息。Lu 等^[14]提出了一种多分支拓扑残差块网络,同时增强图像的噪声和亮度等多重特征,从而有效地建立了源图像与增强后图像之间的映射关系,最终实现了图像的增强处理。Cai 等^[15]提出了一种用于暗光图像增强方法,将 Retinex 理算法与 Transformer 网络相结合,有效地处理图像增强过程中面临的噪声、曝光等问题,增强了图像细节的恢复效果。此外,学者们将暗通道先验模型与智能算法相结合,并取得了较好的研究结果。苏腾华等^[16]提出一种结合暗通道先验的生成对抗网络(generative adversarial network, GAN)方法,通过暗通道先验优化生成对抗网络,提高网络的收敛性能,进一步提高了图像增强效果。Thomas 等^[17]将暗通道先验模型与伽马矫正技术结合,提出一种基于颜色校正变换的暗通道先验图像增强方法,取得了较好的图像复原效果。Rahmawati 等^[18]提出一种透射图优化的拉普拉斯变换图像增强方法,通过拉普拉斯滤波和图像增强技术,提高了暗通道先验的传输图重建效果,提升了增强后图像的清晰度。Li 等^[19]提出一种基于条件对抗生成网络(cGAN)的图像增强方法,该方法直接训练雾图和清晰图之间的映射关系,突破了大气散射模型的限制,获得了优异的图像质量增强效果。田昊等^[20]提出了一种基于暗通道先验模型与粒子群优化算法(DCP-PSO)的图像增强方法,利用 PSO 算法来求解图像中平均亮度范围内的保留因子,实验结果表明该方法可在一定程度上实现简单场景下的图像自适应增强处理。

以上研究人员对图像质量增强进行了大量的分析研究,并取得了一定的研究成果。然而,现有方法通常针对特定场景进行图像质量增强处理,随着环境信息的不断变化,其图像质量增强效果难以自适应调节。尽管深度学习技术可实现图像自适应增强处理,但通常需要大量的数据进行学习和训练,且计算过程耗时、实时性较差。在实际应用中,待处理的环境通常是未知且多变的,需实时获得处理后图像效果。基于此,本文构建一种动态自适应优化模型(dynamic adaptive optimization model, DAOM),由此提出了一种基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法,并构建了合作竞争人类学习优化算法来动态优化 DAOM 模型,从而有效地满足了环境动态变化下图像质量增强的自适应需求。

1 基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法

基于物理模型的图像增强算法是利用大气散射模型来复原图像。该算法的核心思路是估计图像中的大气光强度和透射率，并利用这些估计值来反向推演大气散射模型，从而实现图像质量增强效果。大气散射模型原理如图 1 所示，该模型的数学表达式为：

$$I(x) = J(x)t(x) + A \times [1 - t(x)] \quad (1)$$

式中： $I(x)$ 表示观测到的待增强图像信息； $J(x)$ 表示增强后的图像信息； $t(x)$ 表示场景透射率； A 表示全局大气光值，其通常由图像中最亮的像素值给出。

若逆推导计算出增强后的图像信息 $J(x)$ ，则需先求出 $t(x)$ 和 A 的数值大小。

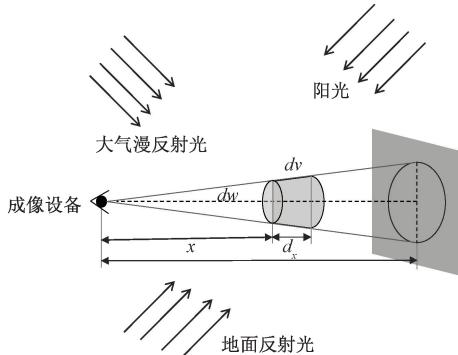


图 1 大气散射模型原理^[21]

Fig. 1 Principle diagram of atmospheric scattering model^[21]

1.1 动态自适应优化模型

为了使本方法对不同场景下图像增强具有自适应特性，需构建一种 DAOM。首先，给定一幅待增强图像，图像上每个像素点 $x = (x, y)$ 的暗通道 $J_{dark}(x)$ 由式(2)计算可得。

$$J_{dark}(x) = \min_c (\min_{y \in \Omega(x)} I_c(y)) \rightarrow 0 \quad (2)$$

式中： $I_c(y)$ 表示像素 y 在颜色通道 c 上（红色、绿色、蓝色）的数值； $\Omega(x)$ 是以像素 x 为中心的滤波局部窗口，其滤波窗口大小通常为 $n \times n$ ； $\min_{y \in \Omega(x)} I_c(y)$ 为局部窗口内颜色通道 c 的最小值。

然后，计算场景透射率 $t(x)$ 。对于第 c 个颜色通道，大气光值被定义为 A_c ，将式(1)两边同时除以 A_c ，可得：

$$\frac{I_c(x)}{A_c} = t(x) \frac{J_c(x)}{A_c} + [1 - t(x)] \quad (3)$$

式中： c 表示红色、绿色、蓝色 3 个颜色通道。

假设每个滤波窗口的 $t(x)$ 为常数，即为 $\hat{t}(x)$ ，并对式(3)两边进行暗通道计算（最小值运算）可得：

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I_c(y)}{A_c} \right) = \hat{t}(x) \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J_c(y)}{A_c} \right) + [1 - \hat{t}(x)] \quad (4)$$

因 A_c 总为正值，由式(2)可得：

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J_c(y)}{A_c} \right) = 0 \quad (5)$$

将式(5)代入式(4)，可计算得粗略透射率 $\hat{t}(x)$ 表达式如下：

$$\hat{t}(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I_c(y)}{A_c} \right) \quad (6)$$

考虑大气光照成分的影响，使增强后图像效果更加自然，通常需保留一定程度的原始图像特征，因此需对式(6)中引入一个参数 ω ($0 < \omega \leq 1$)，可得到最终透射率计算表达式如下：

$$\hat{t}(x) = 1 - \omega \times \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I_c(y)}{A_c} \right) \quad (7)$$

在计算出透射率 $t(x)$ 和大气光值 A 后，将其代入大气散射模型中可恢复出场景亮度，从而求解出 $J(x)$ ，其表达式如式(8)所示。

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A \quad (8)$$

然而，当透射率 $t(x)$ 取值接近 0 时，增强后图像整体白场过度，图像信息几乎变为噪声。为解决此问题，设定透射率不小于阈值 t_0 ，从而避免过度白场的问题。

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A \quad (9)$$

在所构建的模型中，透射率阈值 t_0 、滤波窗口大小 $n \times n$ 和参数 ω 会影响增强后图像质量。若透射率过小，图像会过于明亮，细节和对比度丢失；而透射率过大则可能导致图像增强效果不佳。同时，滤波窗口大小也会影响图像增强效果，较大的窗口有利于准确地估计模糊区域透射率，但会导致图像边缘模糊且产生光晕效应；而较小的窗口能保留更多细节，但可能导致图像增强效果不佳。因此，针对不同场景图像信息，优化透射率阈值 t_0 、滤波窗口大小 $n \times n$ 和参数 ω 显得尤为重要，需引入智能优化算法来优化计算上述参数，有效提升了图像增强后的视觉效果。

1.2 合作竞争人类学习优化算法(CCHLO)

由于透射率阈值 t_0 、滤波窗口大小 $n \times n$ 和参数 ω 具有关联性强、耦合性高的特性，为有效地计算出它们的最优数值，提出了一种 CCHLO，CCHLO 通过执行随机学习算子、个体学习算子、合作竞争学习算子、社会学习算子来搜索问题的最优解信息。

1) 随机学习算子(RLO)

随机学习可帮助个体尝试新的事物和知识,并引导个体去探索和发现新的知识信息。当CCHLO算法执行RLO时,候选解会随机赋予0或1。RLO使得算法更好地探索解空间,特别在算法陷入局部最优时,随机学习算子可有效地帮助算法跳出局部最优。随机学习算子表达式如式(10)所示。

$$x_{ij} = RLO(0, 1) = \begin{cases} 0, & 0 \leq r_1 \leq 0.5 \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

式中: r_1 为 0~1 的随机数。

2) 个体学习算子(ILO)

个体学习可帮助人们获取知识、技能和经验,从而提高个人的知识和能力。为了模拟人类的个体学习行为,种群中每个个体的最优解储存在个体知识数据库(individual knowledge database, IKD)中,其被定义为:

$$IKD = \begin{bmatrix} ikd_1 \\ ikd_2 \\ \vdots \\ ikd_i \\ \vdots \\ ikd_N \end{bmatrix}, 1 \leq i \leq N \quad (11)$$

$$ikd_i = \begin{bmatrix} ikd_{i1} \\ ikd_{i2} \\ \vdots \\ ikd_{ip} \\ \vdots \\ ikd_{iL} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ik_{i1,1} ik_{i1,2} \cdots ik_{i1,j} \cdots ik_{i1,M} \\ ik_{i2,1} ik_{i2,2} \cdots ik_{i2,j} \cdots ik_{i2,M} \\ \vdots \vdots \vdots \vdots \\ ik_{ip,1} ik_{ip,2} \cdots ik_{ip,j} \cdots ik_{ip,M} \\ \vdots \vdots \vdots \vdots \\ ik_{iL,1} ik_{iL,2} \cdots ik_{iL,j} \cdots ik_{iL,M} \end{bmatrix}, 1 \leq p \leq L \quad (12)$$

式中: ikd_i 为个体 i 的个体知识数据库; ikd_{ip} 表示第 i 个体的第 p 个最佳知识; $ik_{ip,j}$ 是第 i 个体中第 p 个最佳知识的第 j 维比特信息; L 是 ikd_i 的大小。

当CCHLO算法执行个体学习算子(individual learning operator, ILO)时,将会在IKD中所存储的最佳个体知识来生成新的候选解,表达式如下:

$$x_{ij} = ik_{ip,j} \quad (13)$$

在种群更新后,将计算个体适应度值,以更新IKD数据库。当 ikd_i 中的数据大小满足预设值 L ,若当前适应度值优于IKD中所保存最差解个体的适应度值,则当前候选解取代IKD中对应的最差解个体信息。

3) 合作竞争学习算子(CCLO)

合作竞争学习策略在人类学习过程中发挥着极其重要的作用,为提高基本HLO算法的优化性能,设计了一种CCLO。合作竞争算子的引入使算法在更新过程中增加了个体信息选择的多样性,更有效地获取周围空间信息,提升算法个体间的信息交换效率。CCLO算子在个

体位置更新时,利用式(14)计算其与其他个体之间的欧氏距离。

$$d(x_i, x_o) = \sqrt{\sum_{o=1}^{N-1} (x_i - x_o)^2} \quad (14)$$

式中: x_i 为当前个体; x_o 为除当前粒子外的其他个体; N 为种群数量; $d(x_i, x_o)$ 代表当前个体与其他个体间的欧氏距离。

选择与其欧氏距离较小的 G 个个体进行合作竞争,即利用被选择个体对应IKD的适应度值进行比较,竞争胜者的IKD将会被当前个体学习,如下:

$$fit(ikd_{og}) < fit(ikd_{o1}) < \cdots < fit(ikd_{o3}) < \cdots < fit(ikd_{oG}) \quad (15)$$

式中: $fit(ikd_{og})$ 为个体通过竞争后优胜者的IKD适应度值; ikd_{og} 为优胜者的个体数据库,从而选择优胜者的IKD进行学习,如式(16)所示。

$$x_{ij} = CCLO(0, 1) = ik_{og,j} \quad (16)$$

合作竞争学习算子使当前个体与距离自身较近的其他个体进行合作,并选中个体IKD进行学习,优胜个体的IKD信息被识别,并将其作为当前候选解的学习目标。CCLO算子的引入能够增加算法的收敛性,使得个体能够向着更好的IKD进行学习。

4) 社会学习算子(SLO)

社会学习对于人类学习有着至关重要的作用,通过学习社会知识,个体向社会群体中的最优个体汲取新知识。社会知识数据库(social knowledge database, SKD)为群体中最优适应度位置的数据库,储存着当前为止种群最优适应度的位置。CCHLO中通过执行社会学习算子,使个体能够向着种群适应度最优个体学习更好的知识,从而达到提升自身能力的目的,社会知识数据库SKD如式(17)所示。

$$SKD = \begin{bmatrix} skd_1 \\ skd_2 \\ \vdots \\ skd_q \\ \vdots \\ skd_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} sk_{11} sk_{12} \cdots sk_{1j} \cdots sk_{1M} \\ sk_{21} sk_{22} \cdots sk_{2j} \cdots sk_{2M} \\ \vdots \vdots \vdots \vdots \\ sk_{q1} sk_{q2} \cdots sk_{qj} \cdots sk_{qM} \\ \vdots \vdots \vdots \vdots \\ sk_{H1} sk_{H2} \cdots sk_{Hj} \cdots sk_{HM} \end{bmatrix}, 1 \leq q \leq H \quad (17)$$

式中: skd_q 表示SKD的第 q 个解; H 是SKD数据库的大小。为了能在单目标问题中获得更好优化性能,在CCHLO中SKD数据库大小 H 被设为 1。当候选解适应度优于SKD数据库中存储个体的适应度时,则更新SKD信息。

当CCHLO执行社会学习算子(social learning operator, SLO)时,将采用式(18)更新候选解。

$$x_{ij} = sk_{qj} \quad (18)$$

综上所述,CCHLO通过执行随机学习算子、个体学

习算子、合作竞争学习算子和社会学习算子搜索最优解信息。CCHLO 算法表达式如式(19)所示。

$$x_{ij} = \begin{cases} RLO(0,1), 0 \leq r_2 \leq pr \\ ik_{ip,j}, pr \leq r_2 \leq pi \\ CCLLO(0,1), pi \leq r_2 \leq pc \\ sk_{qj}, \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

其中, r_2 为 0 和 1 之间的随机数, $(pr - 0)$ 为算法执行随机学习算子的概率, $(pi - pr)$ 为算法执行个体学习算子的概率, $(pc - pi)$ 为算法执行合作竞争学习算子的概率, $(1 - pc)$ 为执行社会学习算子的概率。

同时,在算法迭代搜索过程中,重新学习策略可有效地帮助个体纠正之前的错误理解或不良习惯,促进正确知识的形成。为进一步提高 CCHLO 算法性能,将重新学习策略引入 CCHLO 中。算法是否执行重新学习策略需设置触发条件,首先判断群体中的第 i 个体中的 IKD 是否更新,如式(20)所示,将不更新次数用 T_i 表示。当 T_i 达到预设值 T_1 时,则触发重新学习策略,重新学习策略如式(21)所示。

$$\begin{cases} T_i = T_i + 1, ikd_i^t = ikd_i^{t-1} \\ 0, ikd_i^t \neq ikd_i^{t-1} \end{cases} \quad (20)$$

$$ikd_{ij} = \begin{cases} 0, 0 \leq r_3 \leq 0.5 \\ 1, \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中: r_3 为 0 和 1 之间的随机数。

1.3 目标函数构建

为计算出最佳的动态自适应优化模型,需为其构建出一个目标函数。峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 作为评价图像质量增强最直接有效的指标,可有效地帮助人们辨识图像增强的优劣。

1) PSNR 通过计算原始无失真图像与处理后图像之间的像素级差异,利用信号保真度来量化图像失真程度。PSNR 反映算法对透射率图的整体估计质量,对保持场景深度连续性和避免光晕伪影至关重要。当 PSNR 高于 40 dB 时,说明图像质量极好(即非常接近原始图像);当 PSNR 取值 30~40 dB 内,则表示图像质量是好的(即失真可察觉但可接受);当 PSNR 取值低于 30 dB 时,则说明图像质量较差。PSNR 和均方差 (mean squared error, MSE) 表达式如下:

$$PSNR = 10 \lg \frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \quad (22)$$

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (I(i, j) - J(i, j))^2 \quad (23)$$

式中: $I(i, j)$ 表示待增强图像信息; $J(i, j)$ 表示表示增强后的图像信息; H, W 分别表示图像的高度和宽度。

2) SSIM 作为图像质量评估领域的核心指标,通过模拟人类视觉系统的感知特性,从多维特征空间评估图像

的结构完整性。与指标 PSNR 不同,SSIM 通过建立亮度(luminance)、对比度(contrast)和结构(structure)3 个感知维度的联合分析模型。SSIM 指标取值范围为 [0, 1],当数值越大时,表示图像失真越小,SSIM 的表达式如下:

$$SSIM(x, y) = [l(x, y)^\alpha \cdot c(x, y)^\beta \cdot s(x, y)^\gamma] \quad (24)$$

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (25)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (26)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (27)$$

式中: $l(x, y), c(x, y), s(x, y)$ 分别表示图像的亮度、对比度和结构 3 个感知维度。

对于图像增强而言,PSNR 与透射率 $t(x)$ 成正比,而 SSIM 与 $t(x)$ 成反比。若 $t(x)$ 过大,PSNR 会升高,但 SSIM 会降低。而若 $t(x)$ 过小,SSIM 会升高,但 PSNR 会降低,图像恢复细节增多,图像增强效果明显,却往往伴随着颜色失真和高噪声。因此,在搜索过程中需找到一个平衡点,既能保持图像的清晰度,又能保持图像的结构相似性。由于 PSNR 与 SSIM 计算量级不统一,需对 PSNR 与 SSIM 进行归一化处理。由于 SSIM 取值范围为 [0, 1],现只需对 PSNR 进行归一化处理,即:

$$PSNR' = \frac{PSNR - PSNR_{\min}}{PSNR_{\max} - PSNR_{\min}} \quad (28)$$

同时,引入系数 α, β 对 $PSNR'$ 与 SSIM 进行加权处理,可确保目标函数的结果更加准确。所构建的目标函数 $Obj(\alpha, \beta, t_0, n, \omega)$ 表达式如下:

$$Obj(\alpha, \beta, t_0, n, \omega) = \alpha \times PSNR' + \beta \times SSIM \quad (29)$$

其中, $\alpha + \beta = 1$ 。

1.4 色彩质量增强

因处理后的图像颜色会有偏暗的现象,需采用 HSV 模型对图像进行颜色增强处理。将图像 RGB 空间的色彩转换至 HSV 空间,即将 R, G, B 分量数值即归一化处理,公式如式(30)~(32)所示。

$$V = \max(R, G, B) \quad (30)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{V - \min(R, G, B)}, V = R \\ \frac{120 + 60(B - R)}{V - \min(R, G, B)}, V = G \\ \frac{240 + 60(R - B)}{V - \min(R, G, B)}, V = B \\ 0, R = G = B \end{cases} \quad (31)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, V \neq 0 \\ 0, V = 0 \end{cases} \quad (32)$$

其中,转换后 V 和 S 取值范围均为 $[0, 1]$, H 在 $0^\circ \sim 360^\circ$ 之间。

同时,对色彩进行增强,表达式如下:

$$V_i = V \times gain_v \quad (33)$$

$$S_i = S \times gain_s \quad (34)$$

式中: $gain_v$ 为值增益; $gain_s$ 为饱和度增益; V_i 为增益后的明度; S_i 为增益后的饱和度。因 V_i 越大, 图像越趋于白色, S_i 越大, 图像颜色越深。为使处理后的图像亮度增加适度, $gain_v$ 和 $gain_s$ 取 $[1.1, 1.3]$ 。

最后,再利用 HSV-RGB 图像信息转化公式,将增强后的图像信息从 HSV 空间转换回 RGB 空间,从而获得一幅质量增强的清晰图像。

1.5 基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法实现流程

综上,利用 CCHLO 算法优化所构建的 DAOM 模型,从而实现不同场景图像质量的自适应增强。基于动态自适应优化模型的新型图像质量增强方法实现流程如图 2 所示。

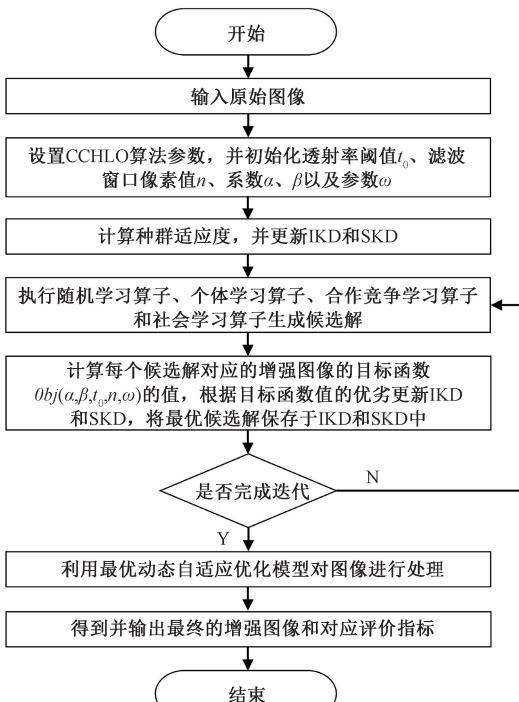


图 2 基于动态自适应优化模型的图像质量增强实现流程

Fig. 2 Implementation process of image quality enhancement method based on DAOM

步骤 1) 读取待增强的模糊图像信息。

步骤 2) 初始化 CCHLO 算法参数,如种群大小、最大迭代次数和概率执行参数等。

步骤 3) 随机初始化 CCHLO 算法的种群,设置目标函数中的透射率阈值 t_0 、滤波窗口大小 $n \times n$ 和参数 ω ,

以及权重系数 α, β 。

步骤 4) 根据式(29)计算初始种群的目标函数数值,并初始化 IKD 和 SKD。

步骤 5) 根据式(19)执行随机学习算子、个体学习算子、合作竞争学习算子和社会学习算子生成新的候选解。

步骤 6) 计算所有新候选解的目标函数数值,并根据目标函数值的优劣来更新 IKD 和 SKD,当候选解目标函数值优于原目标函数值,则将新候选解保存于 IKD 和 SKD 中。

步骤 7) 当达到最大迭代数时,结束搜索,将搜索到的全局最优值作为 DAOM 模型的最佳参数;否则,跳转至步骤 5)。

步骤 8) 利用最佳 DAOM 模型对待增强图像进行处理,最后输出增强后图像和对应的评价指标。

2 实验结果与分析

为验证所提出 DAOM 的有效性,将其与基于对比度限制的自适应直方图均衡多尺度融合算法 (contrast limited adaptive histogram equalization based multi-scale fusion, CLAHEMF)^[22]、基于亮度融合透射率的改进暗通道先验算法 (improved dark channel prior with luminance-fused transmission, IDCPLT)^[23] 和融合暗通道先验与粒子群算法的去雾改进算法 (dark channel prior and particle swarm optimization, DCP-PSO)^[20] 进行图像质量增强实验对比。仿真平台为 64 位 window11 操作系统,硬件配置为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700H 2.30 GHz,软件平台为 MATLAB R2021a。

2.1 参数敏感性分析实验

为分析参数 α, β 对图像增强效果的影响,现取 10 组不同的 α, β 参数值来构建 DAOM 模型,以实现图像增强处理,并通过增强后的图像效果及评价指标进行参数敏感性分析实验。选取 SOTS(synthetic objective testing set) 标测试集中的一幅模糊图像进行实验,不同参数下 DAOM 模型增强后效果如图 3 所示。为更加客观地评价实验结果,选取 PSNR、SSIM 和信息熵作为评价指标。信息熵表示图像灰度级的比特平均数,反映了图像信源的平均信息量。当图像熵越大,表示图像的灰度分布越均匀,图像效果通常更好,所有评价指标结果如表 1 所示。

由图 3 和表 1 可知,当参数 α, β 取值为 $[0.4, 0.6]$ 时,所提出的 DAOM 模型增强后的图像效果与评价指标均表现较好。当 α, β 取值较大或较小时,所增强图像的视觉质量较差,且评价指标结果整体均劣于第 4 组、第 5 组和第 6 组的实验结果。

2.2 标准数据集对比实验

为验证所提出方法的有效性,选取 SOTS 标测试集

中图像进行对比实验,源图像与 4 种方法的实验对比效果如图 4 所示,并计算不同方法下的评价指标如表 2~5 所示。由图 4 和表 2~5 可看出,在 SOTS 测试集中,

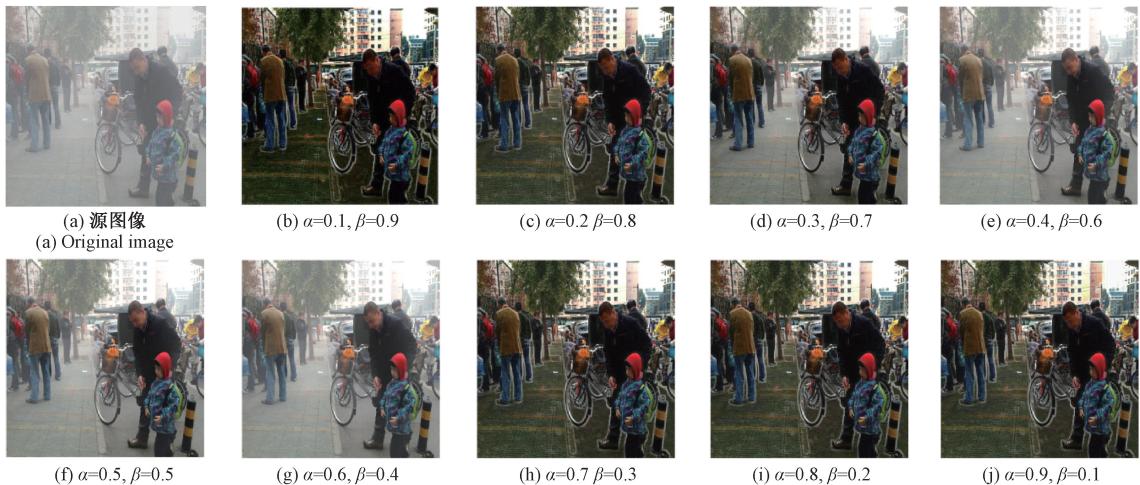


图 3 敏感性分析实验结果

Fig. 3 Experiment results of sensitivity analysis

表 1 评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indicators

组别	参数取值	PSNR	SSIM	信息熵
第 1 组	$\alpha=0.1, \beta=0.9$	56.6169	0.97970	6.8059
第 2 组	$\alpha=0.2, \beta=0.8$	56.6513	0.97990	6.8052
第 3 组	$\alpha=0.3, \beta=0.7$	60.3864	0.99139	7.5372
第 4 组	$\alpha=0.4, \beta=0.6$	65.0808	0.99709	7.5415
第 5 组	$\alpha=0.5, \beta=0.5$	64.4071	0.99660	7.5757
第 6 组	$\alpha=0.6, \beta=0.4$	65.8149	0.99755	7.5063
第 7 组	$\alpha=0.7, \beta=0.3$	56.7495	0.98028	6.8370
第 8 组	$\alpha=0.8, \beta=0.2$	56.6565	0.97988	6.8060
第 9 组	$\alpha=0.9, \beta=0.1$	56.6169	0.97970	6.8059

1) 从图 4(b)可以看出, CLAHEMF 方法的图像增强效果相对较差。特别对于雾天图像 I 和雾天图像 V, 图像的模糊程度较为明显。从评价指标对比表可知, CLAHEMF 方法所计算的评价指标较差, 该方法无法有效地对图像进行清晰化处理。

2) 从图 4(c)可看出, IDCPLT 方法的增强效果比 CLAHEMF 方法有着一定改善, 但所获取的图像亮度仍然相对偏暗, 且不具有自适应特性。从表 2~4 可看出, 相对于 CLAHEMF 方法, IDCPLT 方法在一定程度上提高了图像清晰化的效果, 但评价指标计算数值仍然较差。

3) 从图 4(d)可以看出, DCP-PSO 方法相对于前两种方法具有自适应的去雾效果, 但所处理出的图像近景质量增强不够彻底。从表 2~4 可看出, DCP-PSO 方法较前两种方法在 PSNR 和 SSIM 上有着一定的提升, 但信息熵却略低于 CLAHEMF 方法。

4) 从图 4(e)可知, 所提出的 DAOM 模型能够有效且适应地增强不同场景的图像, 增强后图像的清晰化效果

DAOM 模型在光照强度不同场景下具有较强自适应性, 增强后的图像效果较好。

显著。从表 2~4 可知, 相对于 CLAHEMF 方法, DAOM 模型 PSNR 值约提升 45%, SSIM 值约提升 5.32%, 信息熵值约提升 0.59%。同时, 相比于 IDCPLT 方法, DAOM 模型的 PSNR 值约提升 13.23%, SSIM 值约提升 1.27%, 信息熵值约提升 11.62%。此外, 相较于 DCP-PSO 方法, DAOM 模型 PSNR 值约提升了 6.27%, SSIM 值约提升了 0.91%, 信息熵值约提升了 6.99%, 从而有效地提升了增强后图像质量。

5) 由图 4 和表 5 可以看出, CLAHEMF 方法与 IDCPLT 方法在图像增强任务中具有较短的运行时间, 但其增强效果相对有限。尽管 DCP-PSO 方法通过引入动态优化机制在一定程度上提升了图像增强质量, 但由于 PSO 算法的迭代寻优, 导致算法的运行时间成本显著增加。相比之下, 所提出的 DAOM 模型在兼顾图像增强效果的同时, 有效降低了算法的计算成本, 实现了较优的算法性能平衡。

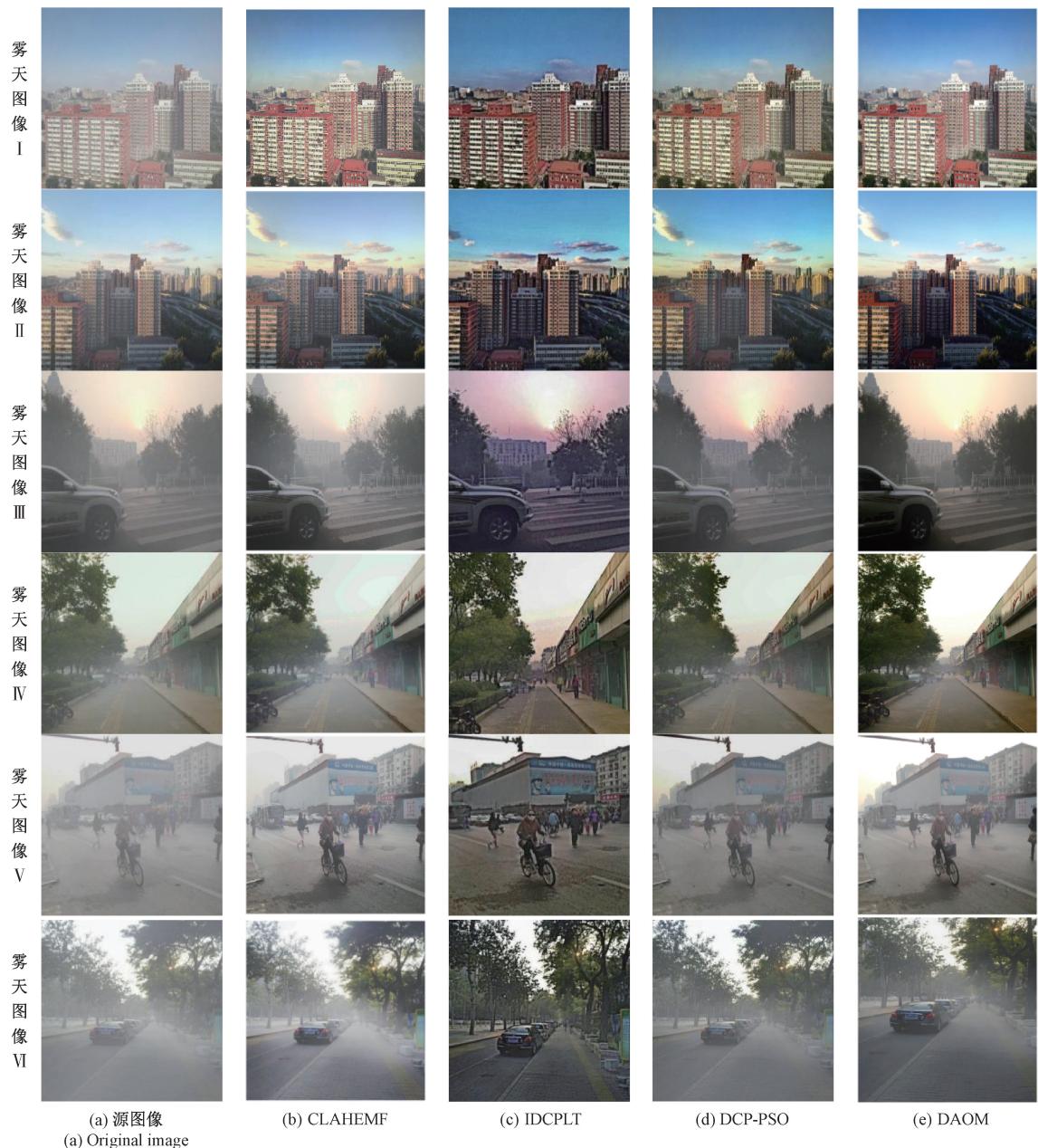


图 4 SOTS 测试集对比实验

Fig. 4 SOTS test set comparison

表 2 PSNR 对比(SOTS)

Table 2 Comparison of PSNR (SOTS)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
雾天图像 I	42.7	56.9	59.4	65.9
雾天图像 II	49.0	59.5	63.7	67.1
雾天图像 III	47.7	59.3	63.2	65.3
雾天图像 IV	47.7	60.3	64.0	65.6
雾天图像 V	42.5	56.2	59.9	65.5
雾天图像 VI	43.2	56.6	61.8	65.6

表 3 SSIM 对比(SOTS)

Table 3 Comparison of SSIM (SOTS)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
雾天图像 I	0.935	0.981	0.987	0.998
雾天图像 II	0.986	0.990	0.991	0.998
雾天图像 III	0.967	0.989	0.991	0.997
雾天图像 IV	0.968	0.991	0.990	0.997
雾天图像 V	0.916	0.978	0.984	0.997
雾天图像 VI	0.915	0.980	0.987	0.997

表4 信息熵对比(SOTS)

Table 4 Comparison of information entropy(SOTS)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
雾天图像 I	7.33	6.80	7.13	7.43
雾天图像 II	7.62	7.06	7.41	7.66
雾天图像 III	7.45	6.78	6.97	7.52
雾天图像 IV	7.16	6.74	6.83	7.17
雾天图像 V	6.95	6.21	6.59	6.97
雾天图像 VI	7.13	5.84	6.18	7.15

表5 运行时间对比(SOTS)

Table 5 Comparison of running time(SOTS)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
雾天图像 I	0.344	0.330	5.08	4.37
雾天图像 II	0.320	3.35	5.11	4.46
雾天图像 III	0.362	0.313	4.93	4.40
雾天图像 IV	0.325	0.324	5.08	4.65
雾天图像 V	0.342	0.321	5.21	4.54
雾天图像 VI	0.390	0.311	5.11	4.52

2.3 实际场景图像对比实验

为进一步验证动态自适应优化模型的适用性,选取6幅不同环境的实际场景图像进行对比实验,其实验对比效果如图5所示,对应的评价指标如表6~9所示。

1)从图5(b)可知,CLAHEMF方法图像增强效果不明显,且处理后的图像边缘有一定程度的锐化。且CLAHEMF方法的评价指标较其他两种方法偏低,说明其无法较好地实现图像清晰化。

2)从图5(c)可以看出, IDCPLT方法对图像的增强效果相对于CLAHEMF方法有着一定程度的提升,但增强后图像仍存在颜色失真、亮度偏暗以及无法自适应的问题。从表6~8可知, IDCPLT方法处理后的图像信息熵偏低,其无法实现图像的清晰化。

3)从图5(d)可见, DCP-PSO方法相较于前两种方法具备一定的自适应能力,并能有效抑制图像噪声,但对部分图像的增强效果不明显。结合表6~8可知, DCP-PSO在PSNR和SSIM指标上有所提升,显示出其在结构保持与失真控制方面的优势。然而,其在部分图像上的信息熵较低,说明细节恢复有限,图像清晰度仍存在提升空间。

4)从图5(e)可看出, DAOM模型对于不同光照强度场景均具有较好的图像增强效果。同时, DAOM模型所获取的评价指标相比其他3种对比方法有着显著提升,与CLAHEMF方法相比, PSNR值约提升55.42%, SSIM值约提升5.84%, 信息熵值约提升9.58%。相比于IDCPLT方法, PSNR值约提升16.96%, SSIM值约提升1.36%, 信息熵值约提升17.42%。相较于DCP-PSO方法, PSNR值约提升8.65%, SSIM值约提升0.78%, 信息

熵值约提升15.03%。

5)从图5与表9可知,尽管DAOM模型在实际应用中的处理速度略低于CLAHEMF与IDCPLT方法,但其在图像质量方面具有显著优势。相比于结合PSO优化的DCP-PSO方法, DAOM模型在保持图像质量不降低的前提下,有效缩短了运行时间,表现出更优的处理效率与实用性。

综上,所提出的DAOM模型可有效地实现不同场景下图像的增强效果,且所计算的评价指标均优于其他3种对比方法,具有较强的自适应特性。

表6 PSNR对比(网图)

Table 6 Comparison of PSNR(web image)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
天安门	45.4	61.8	63.6	68.9
高楼	44.3	59.0	61.4	66.0
车辆	43.2	56.5	59.7	68.0
行人	41.9	56.5	64.0	68.0
站台	41.7	55.8	60.8	63.0
湖泊	43.1	55.6	61.8	69.4

表7 SSIM对比(网图)

Table 7 Comparison of SSIM(web image)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
天安门	0.984	0.994	0.995	0.999
高楼	0.984	0.988	0.993	0.998
车辆	0.952	0.979	0.989	0.999
行人	0.914	0.979	0.987	0.999
站台	0.934	0.976	0.983	0.995
湖泊	0.892	0.987	0.990	0.993

表8 信息熵对比(网图)

Table 8 Comparison of information entropy(web image)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
天安门	6.81	7.13	7.25	7.57
高楼	6.70	7.15	7.07	7.35
车辆	6.36	4.97	5.11	7.20
行人	6.67	6.78	6.51	7.30
站台	6.96	7.02	7.17	7.46
湖泊	6.76	5.28	5.79	7.22

表9 运行时间对比(网图)

Table 9 Comparison of running time(web image)

图像类型	CLAHEMF	IDCPLT	DCP-PSO	DAOM
天安门	0.328	0.478	5.03	4.38
高楼	0.673	0.501	4.98	4.36
车辆	0.673	0.331	5.12	4.27
行人	0.348	0.333	5.00	4.23
站台	0.370	0.316	4.94	4.38
湖泊	0.412	0.317	4.99	4.29

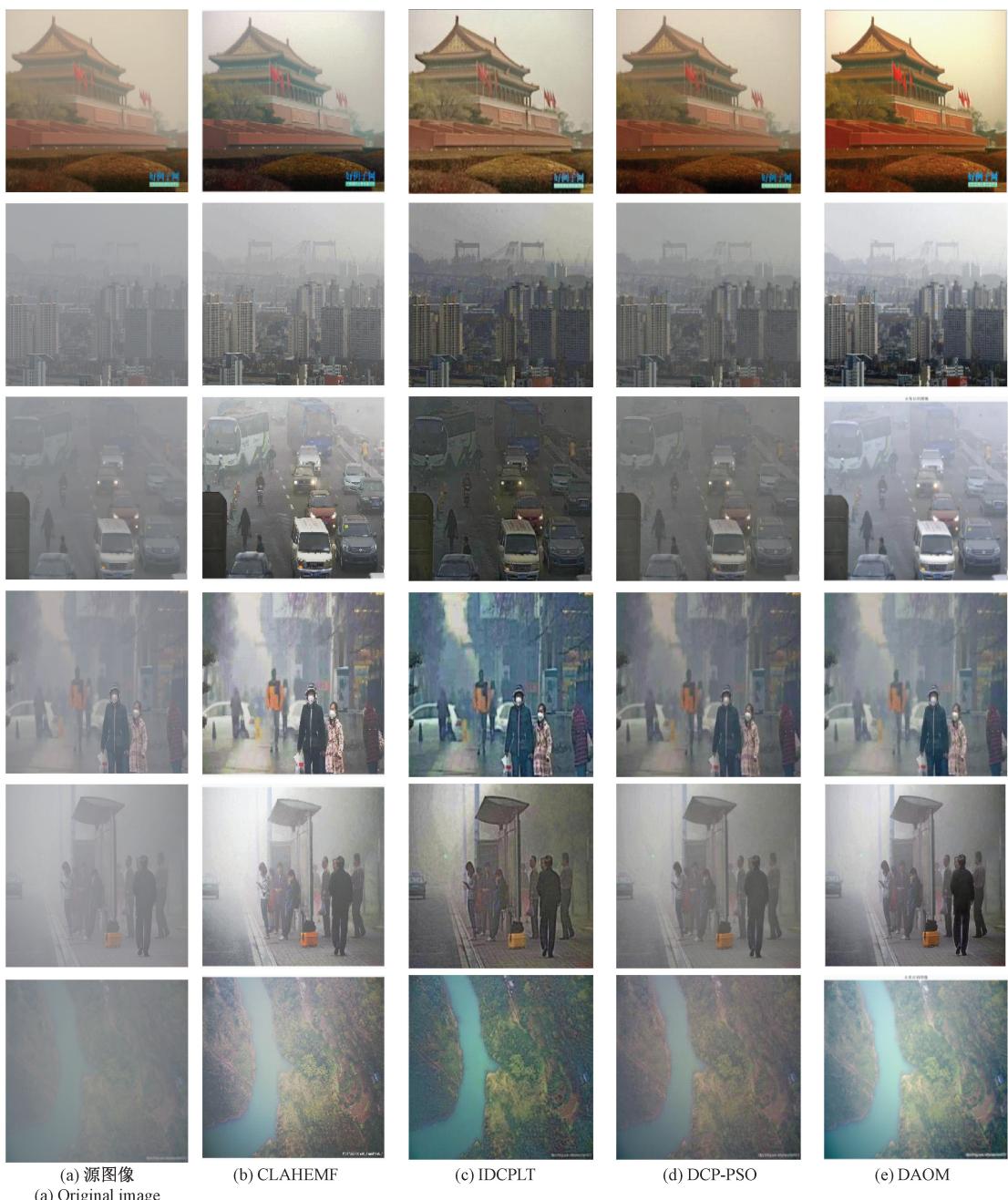


图 5 实验结果对比(图片来自互联网)

Fig. 5 Comparison of experimental results (image is from the internet)

3 结 论

本文提出了一种 DAOM 的新型图像质量增强方法, 利用合作竞争人类学习优化算法来动态优化所构建的 DAOM 模型, 从而实现不同场景图像的自适应增强处理。首先, 根据图像增强的特征, 构建一种动态自适应优化模型, 并利用图像指标 PSNR 与 SSIM 构建出所设计模型的目标函数; 在此基础上, 设计了一种新型的合作竞争人类

学习优化算法来求解出模型的最优透射率阈值 t_0 、滤波窗口 n 、参数 ω , 从而构建出最优的 DAOM 模型, 实现不同场景图像增强处理。最后, 利用 12 组不同场景图像进行实验对比验证。实验结果表明, 在 SOTS 标测试集和实际场景中, DAOM 模型相比其他 3 种方法都能较好的增强图像质量。特别对于实际场景中的行人图像, 相较于 CLAHEMF 方法, DAOM 模型的 PSNR 值约提升 62.29%、SSIM 值约提升 9.29%, 信息熵值约提升 9.44%; 相对于 IDCPLT 方法, DAOM 模型的 PSNR 值约

提升 20.35%、SSIM 值约提升 2.04%，信息熵值约提升 7.67%；相对于 DCP-PSO 方法，DAOM 模型的 PSNR 值约提升 6.25%、SSIM 值约提升 1.21%，信息熵值约提升 12.13%，从而有效地验证了所提出方法的可行性。本文针对传统图像增强算法在不同场景下效果较差的问题，提出了一种具有自适应的图像增强模型，为图像处理的后续工作提供了有利支撑。尽管 DAOM 模型在保证图像质量与算法运行效率方面取得了一定平衡，但其图像质量增强效果相较于深度学习方法仍有不足。因此，在未来的研究中需在保持算法高效的同时提高图像质量增强的效果，提升其在实际应用中的实时性和实用性。

参考文献

- [1] 李响, 张媛霖, 李国正, 等. 基于计算机视觉的城市道路噪声实时估计 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(2): 196-208.
- LI X, ZHANG AI L, LI G ZH, et al. Real-time estimation of urban road noise based on computer vision[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46 (2) : 196-208.
- [2] 单慧琳, 吕宗奎, 付相为, 等. 基于 DFECANet 的遥感图像飞机目标检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(2): 19-29.
- SHAN H L, LU Z K, FU X W, et al. Aircraft target detection in remote sensing images based on DFECANet[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(2) : 19-29.
- [3] 郭润泽, 孙备, 孙晓永, 等. 无人机弱光条件下多模态融合目标检测方法 [J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(1): 338-350.
- GUO R Z, SUN B, SUN X Y, et al. Multimodal fusion object detection method for UAVs under low light conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(1) : 338-350.
- [4] KAVITA S T, VAMSIDHAR A, KUMAR S G, et al. Cascaded combination of total variation regularization and contrast limited adaptive histogram equalization based image dehazing [J]. Imaging Science Journal, 2025, 73(2) : 213-226.
- [5] 张航瑛, 王雪琦, 王华英, 等. 基于明度分量的 Retinex-Net 图像增强改进方法 [J]. 物理学报, 2022, 71(11) : 107-115.
- ZHANG H Y, WANG X Q, WANG H Y, et al. Advanced Retinex-Net image enhancement method based on value component processing[J]. Acta Physica Sinica, 2022, 71(11) : 107-115.
- [6] 周媛媛. 基于大数据分析的复杂环境偏振成像图像优化 [J]. 信息记录材料, 2023, 24(4) : 189-191.
- ZHOU Y Y. Big data analysis-based image optimization for polarization imaging in complex environments [J]. Information Recording Materials, 2023, 24 (4) : 189-191.
- [7] 杨勇, 邱根莹, 黄淑英, 等. 基于改进大气散射模型的单幅图像去雾方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2022, 48(8) : 1364-1375.
- YANG Y, QIU G Y, HUANG SH Y, et al. Single image dehazing method based on improved atmospheric scattering model [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(8) : 1364-1375.
- [8] ZHANG W, ZHUANG P, SUN H H, et al. Underwater image enhancement via minimal color loss and locally adaptive contrast enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2022, 31: 3997-4010.
- [9] ZHU Z, LUO Y, WEI H, et al. Atmospheric light estimation based remote sensing image dehazing [J]. Remote Sensing, 2021, 13(13) : 2432.
- [10] YADAV S K, SARAWADEKAR K. Robust multi-scale weighting-based edge-smoothing filter for single image dehazing[J]. Pattern Recognition, 2024, 149: 110137.
- [11] ZHOU J, ZHANG D, ZHANG W. Underwater image enhancement method via multi-feature prior fusion [J]. Applied Intelligence, 2022, 52(14) : 16435-16457.
- [12] 赵明华, 汶怡春, 都双丽, 等. 基于照度与场景纹理注意力图的低光图像增强 [J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(4) : 862-874.
- ZHAO M H, WEN Y CH, DU SH L, et al. Low-light image enhancement algorithm based on illumination and scene texture attention map [J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(4) : 862-874.
- [13] 刘洋, 刘思瑞, 徐晓森, 等. 基于跳跃连接神经网络的无监督弱光图像增强算法 [J/OL]. 电子测量与仪器学报, 1-10 [2025-06-04].
- LIU Y, LIU S R, XU X M, et al. Low-light image enhancement algorithm of multi-layer neural network based on hopping connection [J/OL]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 1-10 [2025-06-04].
- [14] LU Y, GUO Y, LIU R W, et al. MTRBNet: Multi-branchtopology residual block-based network for low-light enhancement[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 1127-1131.
- [15] CAI Y, BIAN H, LIN J, et al. Retinexformer: one-stage retinex-based transformer for low-light image enhancement[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023; 12504-12513.

- [16] 苏腾华,吕莉,樊棠怀,等.暗通道先验优化的生成对抗网络图像去雾算法[J].南昌工程学院学报,2025,44(1): 81-90.
SU T H, LYU L, FAN T H, et al. Generative adversarial network image dehazing algorithm with dark channel prior optimization [J]. Journal of Nanchang Institute of Technology, 2025, 44(1): 81-90.
- [17] THOMAS J, RAJ D E. Improved image dehazing model with color correction transform-based dark channel prior[J]. The Visual Computer, 2024, 40(12): 8767-8790.
- [18] RAHMAWATI L, RUSTAD S, MARJUNI A, et al. Transmission map refinement using laplacian transform on single image dehazing based on dark channel prior approach[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2024, 24(4): 126-142.
- [19] LI X, CHEN Z, ZHENG W, et al. An image dehazing algorithm based on the improved CGAN [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2020, 768(7): 072012.
- [20] 田昊,王小玉.融合暗通道先验与粒子群算法的去雾改进算法[J].北京邮电大学学报,2024, 47(2): 118-122,129.
TIAN H, WANG X Y. Image defogging algorithm based on dark channel prior and particle swarm optimization [J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2024, 47(2): 118-122,129.
- [21] 贺文靖,张俊生,景宁,等.基于暗通道先验的多尺度融合去雾算法[J].舰船电子工程,2024, 44 (1): 33-39.
HE W J, ZHANG J SH, JING N, et al. Multi-scale fusion defogging algorithm based on dark channel priors[J]. Ship Electronic Engineering, 2024, 44 (1): 33-39.
- [22] MONDAL K, RABIDAS R, DASGUPTA R. Single image haze removal using contrast limited adaptive histogram equalization based multi-scale fusion technique [J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83 (5): 15413-15438.
- [23] 李雅梅,张旭佳,谢秉旺.基于亮度模型融合的改进暗通道先验图像去雾算法[J].激光与光电子学进展,2020, 57(22): 67-73.
LI Y M, ZHANG X J, XIE B W. An improved dark channel prior image dehazing algorithm based on fusion

luminance model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(22): 67-73.

作者简介



张平改,2013 年于安徽工程大学获得学士学位,2016 年于安徽工程大学获得硕士学位,2021 年于上海大学获得博士学位,现为巢湖学院副教授、硕士生导师,上海大学电气博士后流动站在职博士后,主要研究方向为图像处理、智能优化方法及其应用。

E-mail: zhangpinggai@outlook.com

Zhang Pinggai received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2013, M. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2016 and Ph. D. degree from Shanghai University in 2021, respectively. Now he is an associate professor and M. Sc. supervisor at Chaohu University, postdoctoral researcher in the electrical engineering postdoctoral research station at Shanghai University. His main research interests include image processing, intelligent optimization methods and their applications.



陈洪亮,2025 年于巢湖学院获得学士学位,主要研究方向为机器学习与图像处理、图像质量增强。

E-mail: 1263406725@qq.com

Chen Hongliang received his B. Sc. degree from Chaohu University in 2025. His main research interests include machine learning, image processing, and image quality enhancement.



魏利胜(通信作者),2001 年于安徽工程大学获得学士学位,2004 年于中国航天科工集团 061 基地获得硕士学位,2009 年于上海大学获得博士学位,现为安徽工程大学教授、硕士生导师,主要研究方向为图像识别与应用、智能化网络控制系统和仿真。

E-mail: lshwei_ll@163.com

Wei Lisheng (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui Polytechnic University in 2001, M. Sc. degree from China Aerospace Science and Industry Corporation 061 Basein 2004, and Ph. D. degree from Shanghai University in 2009, respectively. Now he is a professor and M. Sc. supervisor at Anhui Polytechnic University. His main research interests include image recognition and application, intelligent network control system and simulation.