

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211288

全局双伽马校正与改进SSA的低光照图像增强方法^{*}田柯 马小晶 贺航
(新疆大学电气工程学院 乌鲁木齐 830049)

摘要: 针对现有低光照图像增强算法存在对比度低、边缘细节丢失及增强过度等问题,提出一种基于全局双伽马校正与改进SSA算法结合的低光照图像增强方法。首先对图像预处理,其次采用双伽马函数结合麻雀优化算法进行全局校正,此外为改善算法收敛性能,引入精英反向学习和Lévy飞行策略来改进麻雀算法,优化对参数(α)的选择,通过寻找最优伽马值实现对图像的细节增强。仿真实验结果表明,该算法增强后的图像峰值信噪比和结构相似性指标较大,图像颜色失真较小,细节更加丰富,整体增强效果优于其他对比算法,具有较好的处理效果。

关键词: 图像增强;精英反向学习;双伽马校正;Lévy飞行策略;麻雀搜索算法

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Global double gamma correction with improved SSA for
low-light image enhancementTian Ke Ma Xiaojing He Hang
(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830049, China)

Abstract: To address the problems of low contrast, edge detail loss and excessive enhancement in existing low-light image enhancement algorithms, a low-light image enhancement method based on the combination of global double gamma correction and improved SSA algorithm is proposed. In addition, to improve the convergence performance of the algorithm, elite backward learning and Lévy flight strategy are introduced to improve the sparrow algorithm, optimize the selection of parameter (α), and realize the detail enhancement of the image by finding the optimal gamma value. The simulation experimental results show that the algorithm enhances the image with larger peak signal-to-noise ratio and structural similarity index, less image color distortion, and sharpens the edges, and the overall enhancement effect is better than other comparison algorithms, which has better processing effect.

Keywords: image enhancement; elite backward learning; double gamma correction; lévy flight strategy; sparrow search algorithm

0 引言

随着科学技术的快速发展,图像处理技术的应用越来越广泛,在交通情报、网络监控、军事国防和医学医疗等领域发挥非常重要的作用。然而,数据库中的图像质量可能会受到各种外部条件的影响,例如不均匀照明、相对运动和颜色失真等,故需要对图像进行增强,从而提高图像质量^[1-3]。采用不同的方法对图像进行处理,如调整图像的对比度、亮度和边缘细节等,使图像更加清晰,符合计算机或人眼的视觉效果,便于对图像进行研究和分析^[4]。

近年来,国内外对于低光照图像增强方法已有了较为

广泛的研究^[5-6]。直方图均衡化^[7](adaptive histogram equalization, AHE)是早期经典的图像增强算法,增强了局部信息,从而可以突出细节及纹理。孙凤山等^[8]提出了一种基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型,对于消除图像的伪影效果较好。Wang等^[9]提出了一种基于多尺度空洞卷积神经网络的图像增强方法,对于图像噪声的去除有较好的效果。Liu等^[10]提出了一种带色彩恢复的多尺度Retinex算法,对于低照度人脸图像的清晰度和细节有较好的改善。Saad等^[11]提出了一种基于非线性曝光强度的非均匀光照图像增强修正直方图均衡化的图像增强方法,提高了图像的对比度和细节。

收稿日期:2022-09-06

^{*} 基金项目:新疆自治区“天山英才”培养计划(2022TSYCCX0054)、新疆自治区重大科技专项(2022A01002-2)、国家自然科学基金(12002296)、新疆维吾尔自治区自然科学基金(2022D01C47)项目资助

史韶杰等^[12]提出了一种基于多尺度曝光融合框架的医学 CT 图像对比度增强算法,提高了图像的对比度和可见度,对于医学 CT 图像有较好的增强效果。Zhang 等^[13]提出了一种水下图像增强的颜色校正和自适应对比度增强算法,对提高对比度、避免边缘过度增强均有较好的效果。李灿林等^[14]和 Wang 等^[15]分别提出了一种直方图与伽马校正结合的方法和基于伽马变换与颜色补偿的校正方法,提高了图像对比度和亮度。赖欣^[16]和 Park 等^[17]分别先后提出了一种基于 MSRCR 光频段滤波增强算法和基于 Retinex 变分优化的图像增强算法,对于克服过饱和和噪声等问题有较好的效果。Li^[18]和潘卫琼等^[19]分别提出了一种暗通道先验结合偏微分方程和基于 Retinex 自适应反射分量的低照度图像增强算法,对于噪声的去除、边缘保留有较好的效果。Chen 等^[20]和 Zhang 等^[21]分别先后提出了一种深度视网膜网络(RetinexNet)图像增强算法和一种简单而有效的网络(KinD++),对于弱光图像的信息及亮度增强方面具有良好的视觉效果,而且能很好地表征图像的分解。Guo 等^[22]提出了一种零参考深度曲线估计(Zero-DCE)算法,该方法改善了低光照图像的亮度和对比度,但增强后的边缘细节和视觉效果略有不足。Sandoub 等^[23]提出了一种基于融合的低光图像增强算法,对去除伪晕影和颜色失真等问题有较好的效果。虽然相关学者们也针对低照度灰度图像提出了各种图像增强算法,但是在细节和过度增强的方面仍然有许多进步空间。

为解决现有的图像增强方法对细节增强不明显和局部明亮区域过度增强的问题,本文采用一种全局双伽马校正与改进麻雀搜索算法结合的图像增强方法,并将熵值、边缘内容和灰度标准方差结合构建评价函数,双伽马变换函数中的参数值由改进 SSA 算法来进行优化。通过定量和定性的仿真实验验证了本算法处理后的增强图像,以期在防止过度增强和边缘细节清晰度方面,达到较好的增强效果。

1 全局双伽马校正

由于光照不均匀等条件的影响,图像整体亮度偏暗,但灯光部分的亮度偏高。为了提升图片质量,有必要对图像整体的照度进行提升,同时又要抑制灯光等局部亮区域。有许多方法可以对全局光照进行调整,如直方图均衡化算法、灰度拉伸算法等,但对于低光照图像的整体亮度低、存在部分高亮区域的特点,容易出现过度增强,效果并不理想。为了增强图像的视觉效果,在此采用双伽马调整函数^[24](bilateral Gamma adjustment, BiGA)增强低照度图像的低亮度区域,同时抑制局部亮区域。

首先,对图像的灰度值范围数据类型归一化到 $[0, 1]$ 之间,双伽马调整函数 $G(x)$ 是由该函数的两个伽马函数 G_a 和 G_b 结合而成,其数学表达式如式(1)~(3)所示。

$$G_a(x) = x^{1/\gamma} \quad (1)$$

$$G_b(x) = 1 - (1 - x)^{1/\gamma} \quad (2)$$

$$G(x) = \alpha G_a(x) + (1 - \alpha)G_b(x), 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3)$$

式中: x 表示输入图像的灰度值, γ 为可调节的变量,用来调整图像增强程度,在此取 $\gamma = 1.5$, α 是可调变量,取值范围一般是 $[0, 1]$ 。

凸函数 $G_a(x)$ 是用来增强图像暗区域,凹函数 $G_b(x)$ 是用于抑制亮区域。双伽马增强算法的调整函数 $G(x)$ 是由 $G_a(x)$ 和 $G_b(x)$ 取加权平均值得到的。

使用双伽马调整函数校正图像时,首先用式(4)进行归一化处理,其次利用式(5)对图像进行双伽马校正,最后用式(6)将其取值范围调整到 $[0, 255]$ 之间。

$$I_1(x, y) = I(x, y)/256 \quad (4)$$

$$I_2(x, y) = G(I_1(x, y)) \quad (5)$$

$$I(x, y) = I_2(x, y) \times 256 \quad (6)$$

双伽马调整函数的图像如图 1 所示。在此取 $\alpha = 0.7$, x_0 为函数 $G(x)$ 和 $y=x$ 的交叉处的图像归一化后的像素灰度值。由图 1 可知,当图像的像素灰度值小于 x_0 时,双伽马函数将会增强图像;而如果灰度值大于 x_0 时,将会抑制图像,从而可以同时满足具有较亮区域和较暗区域的低照度灰度图像的需求。

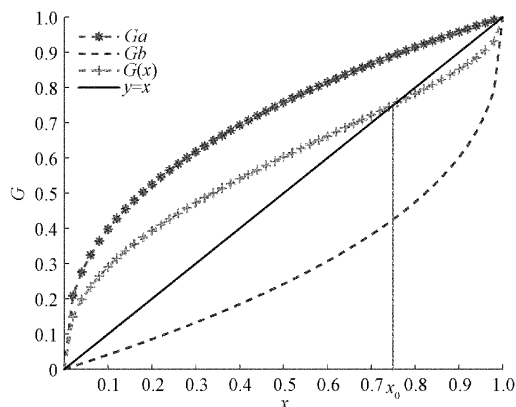


图 1 $\alpha = 0.7$ 时的双伽马函数图

如图 2 所示为对应不同的 α 值的增强曲线变换。通过对比可以看出,调节参数 α 值可使亮区域抑制和暗区域增强之间保持平衡。

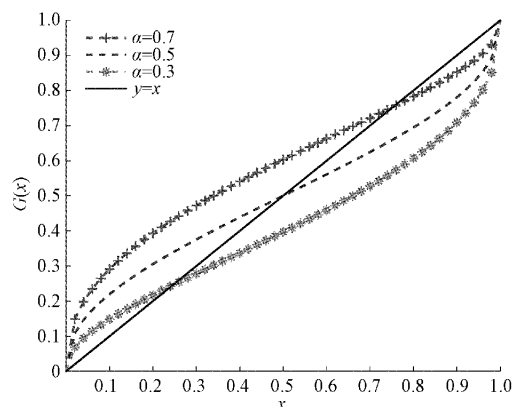


图 2 不同 α 值对应的增强曲线变化

2 图像增强方法

2.1 麻雀搜索算法概述

麻雀搜索算法^[25](sparrow search algorithm, SSA)是一种群智能优化算法,由发现者、加入者和侦察者 3 种类型麻雀组成。

1) 按式(7)更新发现者位置:

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{a \cdot N}\right), & R_2 < ST \\ X_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (7)$$

当 $R_2 < ST$ 时,表示觅食环境安全,发现者可以大范围搜索觅食来提高种群的适应度。当 $R_2 > ST$ 时,表明搜索范围有捕食者,侦察者会发出警告,麻雀种群飞到其他安全地方捕食。

2) 加入者更新位置如式(8)所示。

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{X_{\text{worst}}^t - X_{i,j}^t}{i^2}\right), & i > n/2 \\ X_p^{t+1} + |X_{i,j}^t - X_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

当 $i > n/2$ 表明第 i 个加入者适应度差没有获得食物,为了获取食物需飞向其他区域。

3) 侦察者麻雀一般占种群的 10%~20%,更新麻雀种群的位置如式(9):

$$X_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \beta \cdot |X_{i,j}^t - X_{\text{best}}^t|, & f_i > f_{\text{best}} \\ X_{i,j}^t + K \cdot \left(\frac{|X_{i,j}^t - X_{\text{worst}}^t|}{(f_i - f_{\text{worst}}) + \epsilon}\right), & f_i = f_{\text{best}} \end{cases} \quad (9)$$

当 $f_i > f_{\text{best}}$ 时,表示此刻种群的位置容易受到捕食者攻击;当 $f_i = f_{\text{best}}$ 时,这意味着处于种群中间的麻雀意识到了危险,故需要与其余麻雀汇合以提高生存的概率。

2.2 改进麻雀搜索算法

1) 精英反向学习策略

SSA 算法为随机生成的初始种群,生成的种群分布不均匀会降低种群多样性、种群质量以及收敛速度。因此,针对 SSA 算法易陷入局部最优、收敛速度慢的问题,引入精英反向学习策略对 SSA 算法进行改进。

精英反向学习^[26](elite opposition-based learning, EOBL)是对一个问题的可行解,将同时计算其反向解(逆解),提高种群的质量及多样性,从可行解和逆解中选出最优解作为下一代的个体。

精英反向解的定义:设精英个体为麻雀种群中个体对应的极值点,即 $X_{i,j}^e = (X_{i,1}^e, X_{i,2}^e, \dots, X_{i,d}^e)$,其中 $(i=1, 2, \dots, s; j=1, 2, \dots, d)$,其精英反向解得逆解 $\overline{X_{i,j}^e} = (X_{i,1}^e, X_{i,2}^e, \dots, \overline{X_{i,d}^e})$ 可以表示为式(10):

$$\overline{X_{i,j}^e} = K \cdot (\alpha_j + \beta_j) - X_{i,j}^e \quad (10)$$

其中, K 为 $(0, 1)$ 之间一个随机数; $X_{i,j}^e \in [\alpha_j, \beta_j]$,

$\alpha_j = \min(X_{i,j})$, $\beta_j = \max(X_{i,j})$, α_j, β_j 为搜索空间的动态上下边界,动态边界解决了固定边界难以保留搜索经验的缺点,使得反向解可以在极小的空间中搜索,避免陷入局部最优。如果精英逆解 $\overline{X_{i,j}^e}$ 超越边界,则可以通过随机生成进行重置,重置方法如式(11):

$$\overline{X_{i,j}^e} = \text{rand}(\alpha_j, \beta_j) \quad (11)$$

精英反向学习策略对种群初始化步骤如下:

(1) 麻雀在搜索空间随机初始化 N 个个体位置 $\overline{X_{i,j}^e}$ 作为初始种群 MO 。

(2) 反向种群 NO 由初始种群 MO 中每只麻雀的反向个体 $X_{i,j}^e$ 组成。

(3) 将种群 MO 和 NO 合并,得到一个新种群 $\{MO \cup NO\}$,按照适应度值对 $2N$ 个麻雀个体进行升序排序,选取前 N 个个体,作为初始种群。

2) Lévy 飞行策略

为提高麻雀搜索能力,在 SSA 算法更新位置后,再进行一次 Lévy 飞行^[27]更新个体位置。Lévy 飞行可以增加麻雀种群多样性,防止算法陷入局部最优。

广义地来讲,Lévy 飞行即一个随机游走策略,其步长由 Lévy 分布得出,通常由一个简单的概率分布公式 $L(s) \sim |s|^{-1-\beta}$ 表示, $0 < \beta \leq 2$ 。在 Mategna 等的算法中,将 Lévy 飞行步长^[28]定义为式(12):

$$s = \frac{u}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (12)$$

式中: u 和 v 是服从正态分布的随机数, s 为 Lévy 飞行的路径; $u \sim N(0, \sigma^2 u)$, $v \sim N(0, 1)$,其中 σ_u 由式(13)得到。

$$\sigma_u = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin\left(\frac{\pi \beta}{2}\right)}{\Gamma\left[\frac{1+\beta}{2}\right] \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (13)$$

式中:参数 β 的取值范围为 $0 < \beta \leq 2$,取 $\beta = 1$ 。

2.3 图像增强适应度函数

ISSA 算法通过选取适应度评价函数权衡麻雀搜索算法的寻优能力,适应度函数^[29]能客观的反映增强后图像的信息,并且它可以平衡图像的整体和部分、大结构和小细节。

本文的适应度函数设计如式(14):

$$\text{fitness} = \alpha_1 \times H + \alpha_2 \times S + \alpha_3 \times \log(Stv) \quad (14)$$

其中, $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 为常数,表示目标函数的相对重要程度。在此是根据灰度标准方差、熵值以及边缘内容等同取值,即 $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = 1/3$ 。式(14)中 H 代表测试图像的信息熵值大小,即图像包含信息丰富程度。

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p(i) \log_2(p(i)) \quad (15)$$

其中, $p(i)$ 表示某个灰度值 (i) 在该图像中出现的概率。

式(14)中 S 表示通过 *sobel* 边缘检测算子计算测试图像的边缘内容, S 值越大, 表示测试图像的边缘信息越丰富。其定义如式(16):

$$S = \frac{n_edges(E)}{T} \quad (16)$$

其中, $n_edges(E)$ 表示由 *sobel* 检测算子检测到增强后图像中边缘像素数量, T 为图像增强后总像素数。

式(14)中 Stv 为测试图像的灰度标准方差, Stv 值越大, 测得图像对比度越好, 越符合人眼的分析观察。

因此, 对于改进麻雀搜索算法, 寻优即寻找使得 *fitness* 最大, 转换成寻找最小值, 即 $-fitness$ 最小, 适应度函数计算流程如图 3 所示。

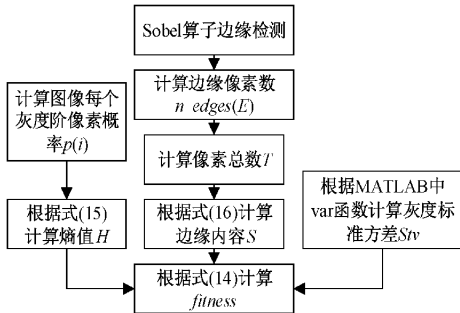


图 3 适应度函数计算流程

2.4 采用改进 SSA 算法的图像增强方法

对于彩色图像的增强处理, 双伽马校正函数可以保留图像的整体平均亮度, 通过利用改进的麻雀搜索算法 (ISSA) 选择最佳的自适应双伽马校正因子 α 来提高熵值, 提升图像的信息丰富程度, 增强图像的细节, 产生更自然的图像。因此, 本文提出一种基于双伽马校正与改进麻雀搜索算法结合的图像增强方法, 将群智能优化算法与对比度增强技术相结合, 所提出的方法流程如图 4 所示, 通过麻雀搜索优化算法来找出增强图像的最优双伽马函数参数 α 值。

该图像增强算法具体流程步骤:

步骤 1) 输入低照度图像, 对原始图像每个像素点的灰度值进行归一化处理。

步骤 2) 根据反向学习策略, 初始化种群和参数。

步骤 3) 算法进行迭代处理。

步骤 4) 对输入的图像进行伽马 (BiGA) 校正。

步骤 5) 评价麻雀适应度值。根据式(15)和(16)分别计算灰度标准方差 Stv 、熵值 H 及边缘内容 S 。再根据式(14)计算每个麻雀个体的适应度值 *fitness*。

步骤 6) 更新麻雀最优值。如果更新后的适应度值大于原始个体最优值 $pbest$, 则将该麻雀位置视为最优个体 $pbest$, 如果更新后麻雀适应度值大于原始全局最优值 $gbest$, 则将该麻雀位置被视为全局最优 $gbest$ 。

步骤 7) 在 SSA 算法后期, 计算惯性权重系数 $f = 1 - iter / max\ iter$, 对选取的麻雀个体进行 Lévy 飞行变化, 更新麻雀种群位置。

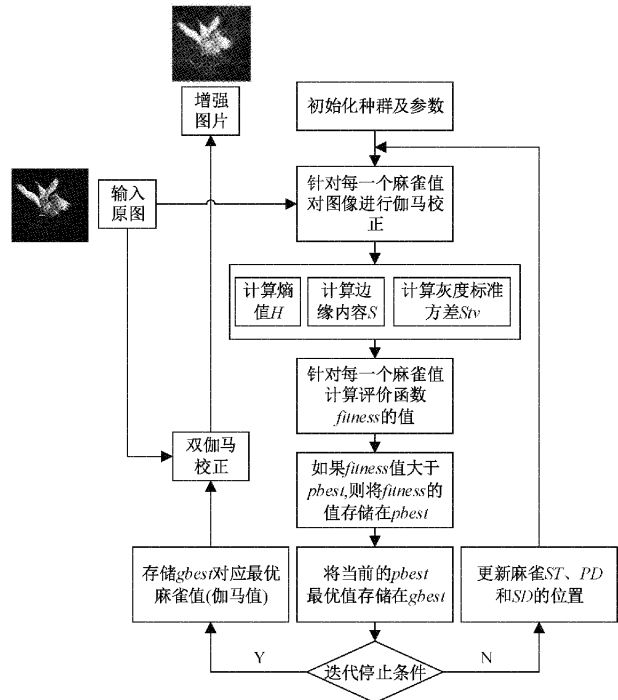


图 4 改进图像增强算法流程

步骤 8) 判断该算法是否达到迭代停止条件, 若没有达到, 则转到步骤 4) 继续更新麻雀种群的位置。若满足迭代停止条件, 则结束迭代。

步骤 9) 输出最优伽马值以及对应麻雀的位置增强图像, 最后对图像进行反归一化处理, 输出增强图像。

2.5 算法性能测试

为了验证本文改进算法的正确性和有效性, 使用鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)、粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)、遗传算法 (genetic algorithm, MA)、SSA 和 ISSA 分别测试 8 个基准函数, 进行比较, 充分考察 ISSA 算法的寻优能力。为了消除元启发式优化算法的随机差异, 保证实验的有效性和公平性, 对选取的算法进行参数设置, 各算法参数取值如表 1 所示。其中单峰函数为 F1~F4, 其求解的极大值或者极小值可以验证算法的收敛速度和精度; 不定维多峰函数为 F5~F7; 固定维度多峰函数为 F8, 在验证算法的全局开发和探索能力可用其多峰函数进行检验。

表 1 各算法参数

算法	参数
WOA	$b = 1,$
GWO	a 范围 $[0, 2]$
PSO	$C_1 = 2, C_2 = 2$
MA	$g = 0.8, f_1 = 1, a_1 = 1.0, a_2 = 1.0, a_3 = 1.0$
SSA	$PD = 40\%, ST = 0.6 SD = 20\%$
ISSA	$PD = 40\%, ST = 0.6 SD = 20\%, a = 0.5, b = 0.2$

其中,WOA 中, b 为惯性因子,GWO 中, a 由 2 降到 0 的线性因子;PSO 中, C_1, C_2 分别代表自我学习因子,群体学习因子;MA 中, g 为惯性重量, f_1 为随机飞行, a_1 为自我学习因子, a_2, a_3 为全局学习因子;SSA 中, ST 为预警值, PD 为发现者比例, SD 为意识到有危险麻雀的比重;ISSA 中, ST 为预警值, PD 为发现者比例, SD 为意识到

有危险麻雀的比重; a 和 b 分别代表权重因子和比例因子。

如表 2 所示为 8 个基准函数,为了增强实验结果的说服力,减少偶然性误差,实验中各算法均在基准函数独立运行 20 次的实验结果,其中 mean 代表均值,std 代表标准差;其中均值反映算法寻优能力和精度,标准差反映算法的鲁棒性。

表 2 基准函数

函数	维度	范围	最优值
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_2(x) = \max\{ x_i , -1 \leq i \leq n\}$	30	$[-100, 100]$	0
$F_3(x) = \sum_{i=1}^n ([x_i + 0.5])^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_4(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$	$-418.9829 * d$
$F_6(x) = \sum_{i=1}^n -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$F_7(x) = \sum_{i=1}^n \frac{\pi}{n} \{10 \sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^n (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i-1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 10, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
$y_i = 1 + \frac{x_i + 1}{4} u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$			
$F_8(x) = 4x_1^2 - 2.14x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	$[-5, 5]$	-1.0316

如表 3 所示,给出 6 种算法测试结果对比,如图 5 所示为基准函数收敛图。由图表分析可知,对于单峰函数图 5(a)F1、图 5(b)F2,本文算法在均值和标准差方面均比其他算法高出至少 60 个数量级,因而可以说明本文改进算法具有求解速度快、精度高和鲁棒性强等优点。对于图 5(c)F3、图 5(d)F4,通过对比各算法结果值,本文改进算法,在原有算法基础上,相比其他群智能算法求解方面表现的更加好,其精度相对误差较小。

对于不定维多峰函数图 5(e)F5,在求解中每种算法均达不到较好的理想效果,但是本文改进算法寻优能力依然是对比算法里面最好的。对于图 5(f)F6,ISSA 相对于其他算法而言,在最短的迭代步数 15 以内跳出局部最优且达到全局最优。对于图 5(g)F7,由图可知其求解能力相比其他算法最优。对于固定维多峰函数图 5(h)F8,在所有算法均收敛于 -1.0316 ,其稳定性仅次于 MA。

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

为验证本算法增强低光照图像的有效性,本文选取了 LOL 公共数据集和 ExDark 公共数据集以及一些矿井下低光照图像对算法进行测试,共 965 张图像,针对每幅图像,分别使用单尺度(SSR)^[9]、多尺度(MSR)^[10]、直方图均衡化(HE)、文献[17](LIPS)复现算法、RetinexNet^[20]、KinD++^[21]、ZeroDCE^[22]以及本文改进的算法进行处理,并对每张图像的增强效果进行对比与分析。实验在 AMD Ryzen 7 4800H CPU@2.90 GHz, Windows10 64 位操作系统,内存 8 G,在 Matlab R2021a 的运行环境下进行仿真。

在此列举了 48 张低光照图像测试结果,原始图像和本算法所处理得到的增强结果如图 6 所示,并选取了 4 幅典型的低光照图像为例,实验结果如图 7~10 所示。

表 3 6 种算法测试结果对比

函数	测量指标	WOA	GWO	PSO	MA	SSA	ISSA
F1(0)	mean	$1.326 0 \times 10^{-14}$	$1.058 0 \times 10^{-3}$	3.6254	2 434.074 0	$2.020 2 \times 10^{-76}$	$7.433 6 \times 10^{-245}$
	std	$2.229 2 \times 10^{-14}$	$7.250 0 \times 10^{-4}$	2.083 5	1 772.947 0	$3.499 0 \times 10^{-76}$	0.000 0
F2(0)	mean	49.521 6	0.613 9	3.586 6	44.749 6	$7.546 4 \times 10^{-39}$	$1.725 3 \times 10^{-108}$
	std	17.371 5	0.224 5	0.743 2	1.636 3	$1.509 2 \times 10^{-38}$	$7.520 4 \times 10^{-108}$
F3(0)	mean	1.128 2	2.021 8	4.011 9	1 210.810 0	$7.012 6 \times 10^{-5}$	$1.457 6 \times 10^{-5}$
	std	0.384 1	0.401 3	1.396 4	356.112 9	$4.390 3 \times 10^{-5}$	$2.228 1 \times 10^{-3}$
F4(0)	mean	$1.709 0 \times 10^{-2}$	$9.774 0 \times 10^{-3}$	5.387 0	0.189 7	$8.450 0 \times 10^{-4}$	$5.490 0 \times 10^{-4}$
	std	$1.817 7 \times 10^{-2}$	$4.780 0 \times 10^{-3}$	2.640 1	0.055 8	$6.650 0 \times 10^{-4}$	$3.820 0 \times 10^{-4}$
F5(-12 569.48)	mean	-8 788.33	-6 076.59	-3118.6	-7 910.11	-8 295.27	-11 593.3
	std	1 640.89	720.657 4	368.874 4	442.450 7	2 182.783	1 499.319
F6(0)	mean	$2.003 8 \times 10^{-8}$	$6.334 0 \times 10^{-3}$	2.721 4	8.568 2	$8.881 8 \times 10^{-16}$	$8.881 8 \times 10^{-16}$
	std	$1.402 9 \times 10^{-8}$	$3.299 0 \times 10^{-3}$	0.272 1	2.009 0	0.000 0	0.000 0
F7(0)	mean	$5.807 0 \times 10^{-2}$	0.158 5	0.288 5	$8.643 7 \times 10^1$	$3.902 2 \times 10^{-6}$	$5.552 0 \times 10^{-7}$
	std	$2.353 6 \times 10^{-2}$	0.113 3	0.261 0	$7.446 8 \times 10^1$	$5.151 0 \times 10^{-6}$	$5.418 4 \times 10^{-7}$
F8(-1.031 6)	mean	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6	-1.031 6
	std	$3.992 3 \times 10^{-8}$	$1.505 9 \times 10^{-7}$	2.981×10^{-14}	0.000 0	$1.886 2 \times 10^{-13}$	$9.992 0 \times 10^{-15}$

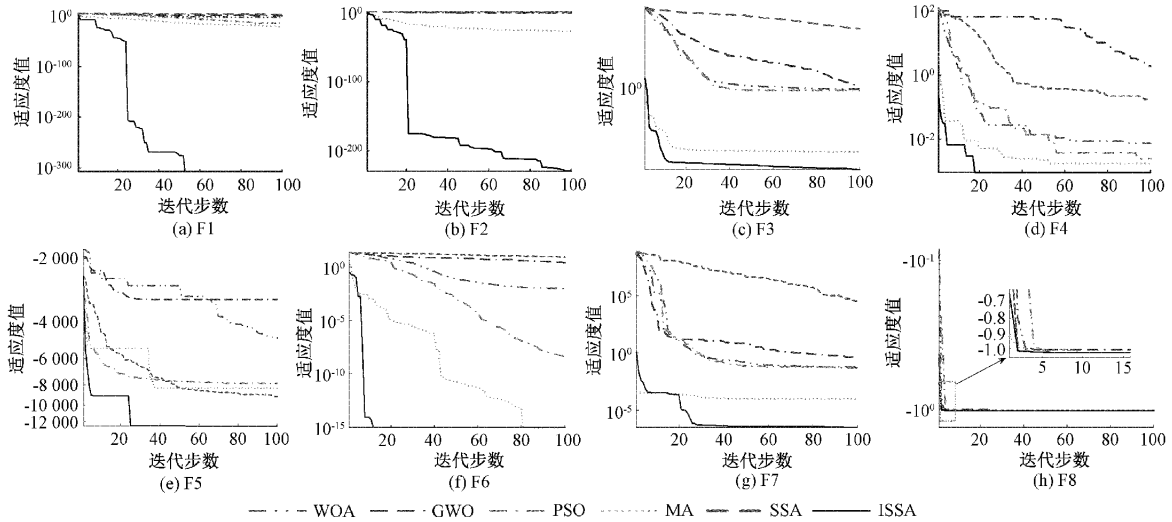


图 5 基准函数收敛图

3.2 主观评价分析

主观评价是依据评价者的主观思想、经验和感受等评价图像的增强效果,虽然可以高效、直观的反映图像的增强效果,但由于评价者的主观思想感受存在偏差,导致评价结果含有不确定的因素。从图 7~10 的 4 组实验结果可以看出,图(a)是低光照环境下的原始低照度图像,从图(b)观察到 SSR 算法对图像的增强效果不明显,未能显著提高亮度;从图(c)可知采用 MSR 算法可提高图像的整体亮度,但图像清晰度较低,所包含的信息量较少;从图(d)和图(e)中还可以看出,HE 算法和 LIPS 算法对图像均有较好的处理效果,其中 HE 算法可较好的提升图像的

整体亮度,但图像存在颜色失真问题,LIPS 算法对图像整体色调稍有提升,但图像信息丰富程度较低,边缘细节不够明显;从图(f)可以看出 RetinexNet 算法处理后的图像存在较为明显的失真现象;从图(g)和图(h)可以看出,Kind++和 ZeroDCE 算法处理后的对比度较好,但增强后图像边缘细节不够明显,图像视觉效果降低。本文所提出的改进算法如图(i)所示,从图(i)可以看出,本算法在增强图像对比度的同时保留了图像的细节信息,边缘细节较好,并未过度增强图像,使图像的色彩更加自然。

3.3 客观评价分析

由于主观评价的不确定性,仍需要客观的标准数据来



(a) 低光照图像



(b) 增强图像

图 6 48 张低光照图像和增强图像

支持评价结论。在此选取峰值信噪比 (PSNR)、结构相似性 (SSIM)、信息熵 (IE)、标准差 (STD) 和自然图像质量评估 (NIQE) 等能够反映图像增强和退化的客观评价指标, 对图像处理效果进行评价。

1) 峰值信噪比 (PSNR), 用于测量图像失真的程度。值越大, 图像失真程度越小。表达式如式 (17) 所示。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{(2^n - 1)^2}{MSE} \right) \quad (17)$$

$$MSE = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (X(i, j) - Y(i, j))^2 \quad (18)$$

2) 结构相似性 (SSIM), 是一种衡量两幅图像相似度

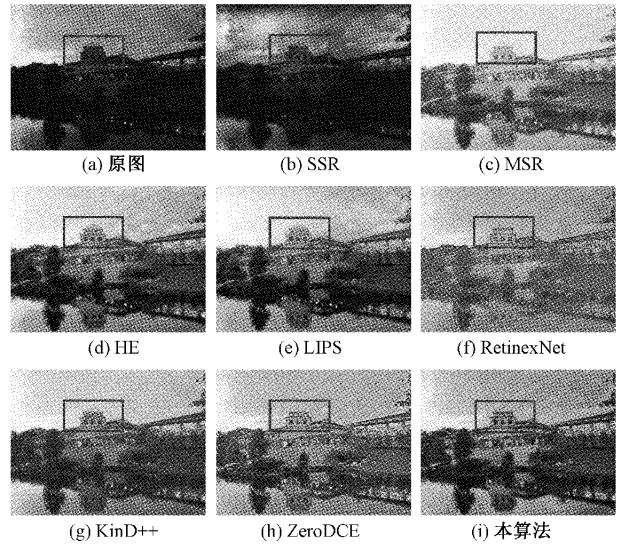


图 7 场景 1 图像处理结果

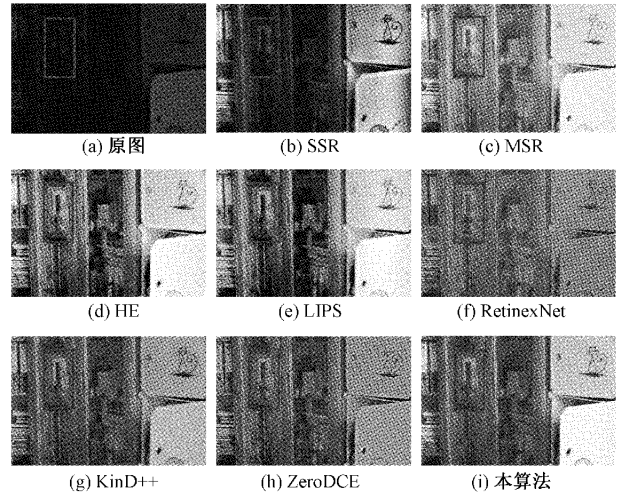


图 8 场景 2 图像处理结果

的指标, 位于 0~1, 越接近 1 越好。公式如式 (19) 所示。

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (19)$$

3) 信息熵 (IE), 该值度量了图像中包含的信息量, 其值越大, 信息量越丰富。公式如式 (20) 所示, p_{ijk} 表示在通道 k 中出现 p_{ij} 像素值的概率:

$$E = - \sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \sum_{k=1}^3 p_{ijk} \log_2 p_{ijk} \quad (20)$$

4) 标准差 (STD), 表示图像中每个像素值和平均值的分散程度, 主要用来客观评价图像的质量。表达式如 (21) 所示。

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} (I(i, j) - AVE)^2} \quad (21)$$

$$AVE = \frac{1}{(M \times N)} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(i, j) \quad (22)$$

5) 自然图像质量评估 (NIQE), 为一个无失真、完全

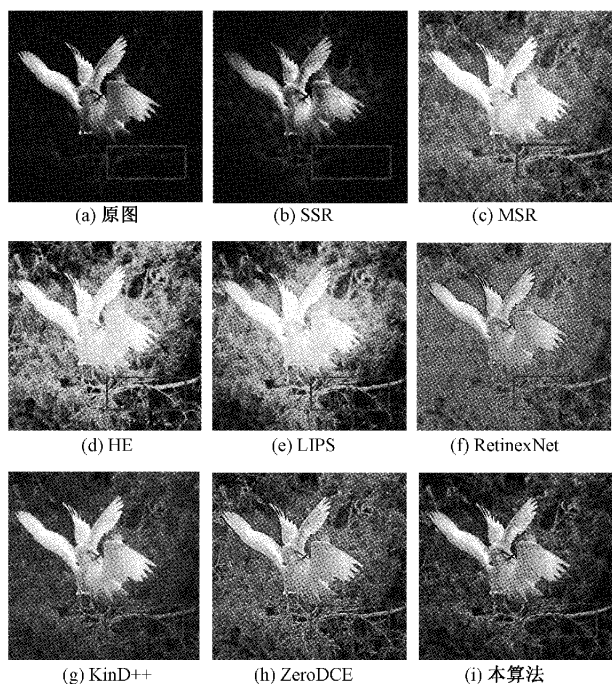


图 9 场景 3 图像处理结果

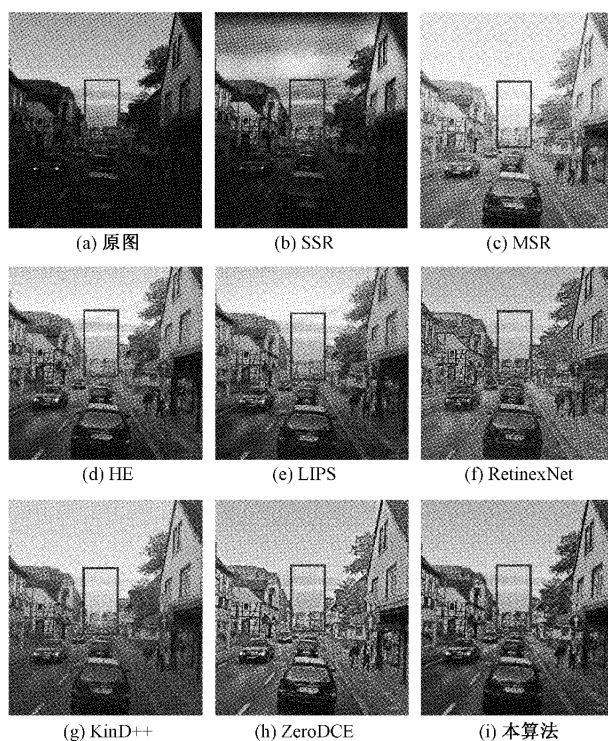


图 10 场景 4 图像处理结果

盲、无参考的图像质量评价指标,值越大表示图像质量越好。表达式如式(23)所示。

$$D(v_1, v_2, \Sigma_1, \Sigma_2) = \sqrt{\left((v_1 - v_2)^T \left(\frac{\Sigma_1 + \Sigma_2}{2} \right)^{-1} (v_1 - v_2) \right)} \quad (23)$$

其中, $v_1, v_2, \Sigma_1, \Sigma_2$ 分别为自然 MVG 模型和失真图像 MVG 模型的均值和协方差矩阵。

表 4~7 为 4 幅不同算法增强低照度图像的客观评价结果对比,如表 8 所示,给出了根据不同算法处理 48 张低光照图像得到的各项指标平均值,通过这 5 组实验数据可知,本文改进算法所得的图像峰值信噪比 (PSNR) 与结构

相似性 (SSIM) 均高于其余算法,这表明本算法处理后的图像未出现过度增强,减少了图像失真现象的发生;本文算法所得的图像信息熵 (IE) 在 8 种对比算法中均位于前 3 位,这表明本算法处理后的图像整体上具有较好的信息丰富程度,图像的边缘细节和纹理更加清晰;本文算法处理得到的图像标准差 (STD) 虽不是最好的,但更利于图像特征的体现;本文算法处理后图像的自然图像质量评估指标 (NIQE) 虽略高于 LIPS 复现算法和 ZeroDCE 算法,但均低于其他六种算法,表明本文算法处理后的图像具有较好的效果。

表 4 场景 1 图像的客观评价结果对比

评价指标	原图	SSR	MSR	HE	LIPS	RetinexNet	KinD++	ZeroDCE	本文算法
PSNR ↑	—	40.275	19.736	28.333	28.282	24.458	31.660	25.353	<u>45.471</u>
SSIM ↑	—	0.803	0.566	0.679	0.678	0.495	0.574	0.584	<u>0.810</u>
IE ↑	7.220	6.963	6.766	<u>7.381</u>	5.767	7.075	7.256	7.243	7.297
STD ↑	69.299	58.564	69.126	72.261	74.375	60.713	64.896	65.557	<u>74.940</u>
NIQE ↓	3.547	3.522	2.847	2.735	2.872	2.663	2.656	<u>2.470</u>	2.655

表 5 场景 2 图像的客观评价结果对比

评价指标	原图	SSR	MSR	HE	LIPS	RetinexNet	KinD++	ZeroDCE	本文算法
PSNR ↑	—	41.527	69.664	71.677	64.587	38.199	51.454	58.912	<u>73.285</u>
SSIM ↑	—	0.882	0.5464	0.592	0.598	0.621	0.586	0.605	<u>0.894</u>
IE ↑	5.857	7.447	7.551	7.582	7.472	7.487	7.535	7.441	<u>7.590</u>
STD ↑	25.755	67.075	60.721	70.815	73.852	49.946	53.578	49.903	<u>74.054</u>
NIQE ↓	6.437	5.618	5.728	5.533	<u>4.708</u>	8.090	5.471	5.249	5.156

表 6 场景 3 图像的客观评价结果对比

评价指标	原图	SSR	MSR	HE	LIPS	RetinexNet	KinD++	ZeroDCE	本文算法
PSNR ↑	—	25.067	71.127	69.435	38.371	51.715	67.512	54.464	<u>72.713</u>
SSIM ↑	—	0.377	0.374	0.516	0.610	0.524	0.636	0.644	<u>0.708</u>
IE ↑	5.965	5.777	5.838	5.742	5.219	<u>7.411</u>	7.107	7.269	6.840
STD ↑	57.029	53.167	60.372	61.274	<u>66.273</u>	54.472	57.153	59.889	63.585
NIQE ↓	3.975	3.728	3.978	4.132	<u>3.004</u>	3.919	3.947	3.485	3.656

表 7 场景 4 图像的客观评价结果对比

评价指标	原图	SSR	MSR	HE	LIPS	RetinexNet	KinD++	ZeroDCE	本文算法
PSNR ↑	—	17.822	19.244	28.349	27.343	24.774	32.014	24.493	<u>32.845</u>
SSIM ↑	—	0.694	0.475	0.412	0.575	0.514	0.621	0.518	<u>0.703</u>
IE ↑	7.351	7.533	7.575	<u>7.970</u>	7.453	7.725	7.664	7.741	7.754
STD ↑	70.715	68.520	65.722	72.935	<u>73.453</u>	63.645	69.527	69.844	71.260
NIQE ↓	5.857	5.199	5.818	<u>5.060</u>	5.344	5.455	5.264	5.466	5.156

表 8 48 张图像各项指标平均值对比

评价指标	原图	SSR	MSR	HE	LIPS	RetinexNet	KinD++	ZeroDCE	本文算法
PSNR ↑	—	29.853	19.263	24.175	21.136	32.758	43.677	40.815	<u>45.182</u>
SSIM ↑	—	0.592	0.503	0.576	0.621	0.539	0.625	0.588	<u>0.776</u>
IE ↑	6.632	6.933	6.478	7.195	5.994	<u>7.424</u>	7.360	7.421	7.371
STD ↑	60.730	58.613	61.297	69.544	<u>71.286</u>	58.293	61.289	60.598	70.865
NIQE ↓	4.829	4.793	4.755	4.421	<u>3.978</u>	5.127	4.235	4.243	4.130

综上所述,经过对 LOL 公共数据集和 ExDark 公共数据集里的图像进行测试,并与其他增强算法比较,验证了本算法在避免对图像过度增强的同时,可较好的增强低光照图像质量,丰富了图像的信息量,提高了边缘细节效果,并使图像具有更好的对比度与清晰度,即本算法增强后的图像更接近于自然图像,保证了图像的质量,整体上优于其他算法的处理效果。

4 结 论

针对低光照环境下光照不均引起图像识别度较低的问题,本文提出了一种基于全局双伽马校正与改进 SSA 算法结合的图像增强算法,从而提高了低照度图像的对比度与清晰度,改善图像的视觉效果,利于人眼观察以及计算机的识别与分析,并通过定量与定性的分析,验证了该算法的有效性。

本文采用了精英反向学习策略与 Lévy 飞行策略改进的麻雀搜索优化算法,并结合双伽马校正函数调整图像对比度,从而实现高亮度抑制与低照度增强之间的均衡。

与常用的图像增强算法 SSR、MSR、HE、文献[17]复现的 LIPS 算法、RetinexNet 算法、KinD++ 算法和 ZeroDCE 算法相比,本算法在避免对图像过度增强的同时,可较好的增强低光照图像质量,提升了图像的信息量与边缘细节。对于含亮光区域进行增强时,减少了伪影以

及噪声的产生,防止全局增强时产生的颜色失真及过度增强等问题。

本算法可以有效地提升图像的整体对比度,并可以抑制高亮度区域出现过度增强的现象,使处理后的图像更接近于自然的图像,避免了图像的颜色失真,在综合性能上优于其他算法。

参考文献

- [1] LIU S, LONG W, LI Y, et al. Low-light image enhancement based on membership function and gamma correction [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 81(7): 22087-22109.
- [2] 谢凤英,汤萌,张蕊. 基于 Retinex 的图像增强方法综述[J]. *数据采集与处理*, 2019, 34(1): 1-11.
- [3] SHI P, LU L, FAN X, et al. A novel underwater sonar image enhancement algorithm based on approximation spaces of random sets[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2021, 81(7): 4569-4584.
- [4] 王延年,钟正. 基于 LIP 模型改进的自适应图像增强算法[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(3): 10-15.
- [5] 卫凯龙,张武凤,姜峰,等. 基于 Retinex 算法的暗区图像改进方法[J]. *国外电子测量技术*, 2021, 40(9): 13-17.
- [6] WEN H, HAO H. A survey of low visibility image

- enhancement based on MSRCR algorithm [J]. Proceedings of International Conference on Artificial Life and Robotics, 2021, 26(1):684-688.
- [7] MAJEED S H, ISA N. Adaptive entropy index histogram equalization for poor contrast images[J]. IEEE Access, 2021, 9(12):6402-6437.
- [8] 孙凤山,范孟豹,曹丙花,等. 基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4):92-101.
- [9] WANG Y J, WANG G D, CHEN C L Z, et al. Multi-scale dilated convolution of convolutional neural network for image denoising[J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 78(2): 19945-19960.
- [10] LIU M Z, SU T Y, WANG Y N. Research on companding multiscale retinex image enhancement algorithm [J]. Journal of Harbin University of Technology, 2020, 25(5): 93-99.
- [11] SAAD N H, ISA N, SALEH H M. Nonlinear exposure intensity based modification histogram equalization for non-uniform illumination image enhancement [J]. IEEE Access, 2021, 9(6): 93033-93061.
- [12] 史韶杰,韩建宁,李大威,等. 基于多尺度曝光融合的医学 CT 图像增强方法[J]. 电子测量技术, 2022, 45(6): 106-111.
- [13] ZHANG W, PAN X, XIE X, et al. Color correction and adaptive contrast enhancement for underwater image enhancement [J]. Computers & Electrical Engineering, 2021, 91(5):106981-106994.
- [14] 李灿林,刘金华,张卫正,等. 一种非均匀照明彩色图像自适应校正方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(10): 4133-4140.
- [15] WANG W C, YUAN X H, CHEN Z X, et al. Weak-light image enhancement method based on adaptive local gamma transform and color compensation[J]. Journal of Sensors, 2021, 2021(6): 5563698-5563715.
- [16] 赖欣,王储,陈航. 低照度下人脸检测 MSRCR 光频段滤波增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2):96-106.
- [17] PARK S, YU S, KIM M, et al. Dual autoencoder network for retinex-based low-light image enhancement [J]. IEEE Access, 2018, 6(11): 22084-22093.
- [18] LI P, GU X. An image enhancement method based on partial differential equations to improve dark channel theory [J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 769(4):042112-042127.
- [19] 潘卫琼,涂娟娟,干宗良,等. Retinex 自适应反射分量估计和对数图像处理减法后处理的低照度图像增强[J]. 计算机科学, 2019, 46(8):327-331.
- [20] CHEN W, WANG W J, YANG W H, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[C]. Proc of the 29th British Machine Vision Conference. Surrey: BMVA Press, 2018, 8(8): 155-167.
- [21] 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.
- [22] GUO C L, LI C Y, GUO J C, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[J]. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021, 2021(6): 1777-1786.
- [23] SANDOUB G, ATTA R, ALI H A, et al. A low light image enhancement method based on bright channel prior and maximum color channel[J]. Image Processing, IET, 2021, 15(4):1759-1772.
- [24] SAZZAD T S, HASAN M Z, MOHAMMED F, et al. Gamma encoding on image processing considering human visualization, analysis and comparison[J]. International Journal on Computer Science and Engineering, 2012, 4(12): 1868-1873.
- [25] OUYANG C T, QIU Y X, ZHU D L. A multi-strategy improved sparrow search algorithm [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1848(1): 012042-012051.
- [26] GUO Z, YUE X, WANG S, et al. Self-adaptive differential evolution with elite opposition-based learning[J]. ICIC Express Letters, 2016, 10(2): 405-410.
- [27] REYNOLDS A. Liberating Lévy walk research from the shackles of optimal foraging[J]. Physics of Life Reviews, 2015, 14(9): 59-83.
- [28] CHEGINI S N, BAGHERI A, NAJAFI F. PSOSCALF: A new hybrid PSO based on Sine Cosine Algorithm and Levy flight for solving optimization problems [J]. Applied Soft Computing, 2018, 73(12):697-726.
- [29] 施泽波. 图像增强中优化算法适应度函数设计[J]. 电光与控制, 2013, 20(5): 49-52.

作者简介

田柯, 硕士, 主要研究方向为图像处理、图像增强等。

E-mail: 1196915664@qq.com

马小晶(通信作者), 副教授, 博士, 主要研究方向为计算流体力学、图像处理、模式识别、流固耦合问题和能源高效利用技术。

E-mail: maxiaojing1983@xju.edu.cn

贺航, 硕士, 主要研究方向为图像处理、机器学习等。

E-mail: 1061484359@qq.com