

基于改进 FA 算法与不完全 Beta 函数的图像增强技术

沈汝涵,周孟然,凌 胜

安徽理工大学 力学与光电物理学院,安徽 淮南 232001

摘 要:针对传统计算机在复杂图像信息分析以及后期处理不达预期的问题,提出了利用改进原始的萤火虫算法 (FA) 在不完全 Beta 函数上动态寻优调整灰度曲线的光电图像增强新策略。新策略主要从算法角度出发改进传统 FA 算法,针对原有的吸引度容易造成局部最优等问题引入新吸引度公式、针对算法陷入局部震荡添加自扰动和克服陷入局部最优的迭代检测环节,改进完成的新算法 (Firefly Algorithm Growth, FAG) 结合非完全 Beta 函数动态寻找最优值下的图像灰度曲线。将改进的 FAG 与 FA 新老算法在四种常见基准函数上进行对比实验测试他们的性能,结果显示改良 FAG 算法在性能上更优;在改良 FAG 结合非完全 Beta 与 FA 结合非完全 Beta 增强同一图像的实验中,加入直方图算法增强图像作为对照组,综合结果显示改进后的新策略更胜一筹。综合结果显示群智能算法在结合图像处理手段来达到图像增强的目的上具有很好的应用价值,新策略在低对比度条件下的光电图像实现了有效的增强。

关键词:萤火虫算法;不完全 Beta 函数;图像增强;融合算法

中图分类号:TP301.6 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2023.0002.009

Image Enhancement Technology Based on Improved FA Algorithm and Incomplete Beta Function

SHEN Ruhan, ZHOU Mengran, LING Sheng

School of Mechanics and Optoelectronic Physics, Anhui University of Science and Technology, Anhui Huainan 232001, China

Abstract: Aiming at the problem that the traditional computer cannot meet the expectation in the information analysis and post-processing of complex images, a new photoelectric image enhancement strategy was proposed, which used the improved original firefly algorithm (FA) to dynamically optimize and adjust the gray curve on the incomplete Beta function. The new strategy mainly improved the traditional FA algorithm from the perspective of the algorithm, introduced a new attraction formula for the original attraction degree that was prone to local optimality, added self-perturbation to solve the problem that the algorithm fell into local oscillation, and avoided the iterative detection link that fell into local optimality. The improved new Firefly Algorithm Growth (FAG) was combined with an incomplete Beta function to dynamically search for image gray curve under optimal value. The improved FAG was compared with the old and new FA algorithms on four common benchmark functions to test their performance, and the results showed that the improved FAG algorithm was superior in terms of performance. In experiments where the same image was enhanced by the improved FAG combined with incomplete Beta and FA combined with incomplete Beta, the histogram algorithm was added to enhance the image as the control group, and the comprehensive results showed that the improved new strategy was superior. The results show that the swarm intelligence algorithm has a good application value in the combination of image processing means to achieve the purpose of image enhancement. The new strategy can effectively enhance photoelectric images under the condition of low contrast.

Keywords: firefly algorithm; incomplete Beta function; image enhancement; fusion algorithm

收稿日期:2022-01-10 修回日期:2022-02-25 文章编号:1672-058X(2023)02-0057-07

作者简介:沈汝涵(1997—),男,安徽淮南人,硕士研究生,从事智能控制与图像处理研究。

引用格式:沈汝涵,周孟然,凌胜. 基于改进 FA 算法与不完全 Beta 函数的图像增强技术[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023,40(2):57—63.

SHEN Ruhan, ZHOU Mengran, LING Sheng. Image enhancement technology based on improved FA algorithm and incomplete Beta function[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023,40(2):57—63.

1 引言

人们的日常生活中缺少不了光电图像增强,不仅实用且应用广泛。针对不同的场合,增强后的图像不仅能够提升感兴趣部分,压抑不感兴趣的部分来提升整体对比度以获取更多的信息。常见的处理方法包括两种,一是直接对图像灰度级进行处理的算法,通常认为这是在空域操作,另外一种则是基于频域改变图像的变换系数值。不同非线性函数应用在不同灰度特性图像上,快速寻找出适合的非线性函数是待解决的主要问题。

古良玲^[1]对非完全 beta 函数进行改进,很好地解决了因确定 Beta 函数参数具有主观性、盲目性从而导致的图像增强效果不显著的问题,利用模拟退火算法提升了寻找参数的速度。王小芳^[2]提出一种模糊蚁群算法,将图像经过灰度线性变换后将边缘点进行聚类,再利用蚁群搜索之后的多张边界图进行叠加得到增强的图片。两者的研究都是利用了群算法在快速搜索区域内最优解的基础上改良图像处理方法,前者关注点为图像的灰度曲线的自适应获取,后者则是图片的混合增强来增强图像边缘,为改进策略开拓了两种不同的思路。但古良玲采用的模拟退火算法在性能上仍然欠优,采用新的群算法会有更好的提升空间;王小芳混合图片只是对于前者的变化后的图片进行多次叠加来获取最优,容易引入人为误差。

FATEENSEK^[3]提出了 IFA(Intelligent Firefly Algorithm)。IFA 能高效解决全局优化的问题。这种改进从算法的底层逻辑加以完善,将原有的萤火虫位置公式从有规律可循变成随机形式,增加了算法的随机性。张慧宁^[4]针对早熟收敛现象在萤火虫算法后期影响寻优而改进局部扰动,防止陷入局部最优,提高了局部寻优的效率,很好地提升了田舍的边界的区分度。俞文静^[5]针对萤火虫算法改进位置更新策略克服了陷入极值的问题,采用自适应变步长策略同时改进了荧光素 α 的挥发与增益效率 β ,算法收敛性与图片清晰度都有一定的提升。张慧宁、俞文静的贡献是针对萤火虫陷入局部震荡的缺陷进行改良,效果显著。郭红山^[6]对红外热区进行快速确定标示,用萤火虫优化算法进行半径动态数据更新在其决策域内,结果表明 FA 算法在增强红外图像领域效果显著。另外还有很多学者在群算法以及创新改进图像处理手段方面做出自己的贡献。

本文研究内容主要从改进算法角度出发,改进原始 FA 函数,下文简称新函数 FAG,改进的算法包括了从算法的初始化阶段的更新,以及核心的吸引力公式的改良。此外参考古良玲所采用的非完全 Beta 函数,

利用改进的新群智能算法拟合非完全 beta 函数寻找图像的灰度曲线的最优值来增强图像。

2 算法

2.1 萤火虫算法

萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA):一种新型群智能优化算法。标准萤火虫提出基于三个理论:其一是萤火虫不分性别,这样所有的萤火虫都可不分性别吸引周围的萤火虫,这种观念区分于其他群居算法例如狮群算法的性别分工以及蚁群算法的蚁后;第二点是萤火虫之间的吸引力随着荧光的亮度增加而增加与随距离的增加而减少;第三点萤火虫亮度应由待优化的目标函数决定^[7]。

总结来说就是萤火虫自身因目标函数而存在光亮,带较暗荧光的萤火虫会被亮度较亮的萤火虫所吸引,也就是带有更好的目标函数的萤火虫,并且向之移动且更新自身的定位,而相同亮度的萤火虫不会互相吸引,而是随机运动。

萤火虫的荧光相对亮度计算为

$$I = I_0 \times e^{-\gamma r_{ij}} \quad (1)$$

笛卡尔距离 r_{ij} 计算公式如下:

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2} \quad (2)$$

I_0 为初始亮度。

吸引力的定义为如下:

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (3)$$

式(3)中的 β_0 为最大吸引强度,萤火虫移动的距离与吸引度的值成正比,从多篇文献的实验结果来看 β_0 通常可以取值为 1^[8]。 γ 的值代表了空气吸收光率,取值范围通常在 (0.1, 10) 之间,不同的问题在取值的时候差异会较大。

位置更新函数:

$$\hat{x}_i = x_i + \beta \times (x_j - x_i) + \alpha \varepsilon_j \quad (4)$$

x_i 与 x_j 是萤火虫的各自位置, $\hat{x}_i$ 为更新后空间位置,步长 α 范围在 (0, 1) 之间, ε_j 是随机数向量。

2.2 图像的非线性增强

图像的线性增强主要通过线性函数,主要的思想是通过将图像的灰度范围压缩或者拓展变成一个新的灰度范围即增强原图里的两个灰度值间的动态范围来拉伸感兴趣的区间从而达到增强图像的目的。而非线性图像增强则是通过非线性映射算法,通常我们常用的方法是通过几种运算,指数、对数运算以及幂运算。非线性变换往往通过灰度压缩,来增强其他范围的图像信息来改善整张图片的信息。更常见的就是直方图

增强,直方图通过积分概率密度函数转化为概率密度为1的图像,从而达到增强图像的作用,直方图均衡化的实质也是一种特定区域的展宽,但是会导致图像曝光严重,造成一定失真。当原始图像给定时,对应的直方图增强的效果也是固定的,所以应用的场景较为简单,不能处理复杂的图像。

丁生荣^[9]提出一种基于非完全Beta函数的图像增强算法,此文解决了遗传算法等自适应确定Beta函数参数。其实也就是选择优化非线性函数的取值,最优参数的获得意味着最优的灰度变化曲线,即可以自适应并且增强图像。

首先将不完全Beta函数归一化:

$$F(\alpha, \beta, x) = B^{-1}(\alpha, \beta) \int_0^x t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \quad (0 < \alpha, \beta < 10) \quad (5)$$

其中 $B(\alpha, \beta) = \Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)/\Gamma(\alpha+\beta)$, 通过调整 α, β 参数可以得到四种非线性曲线。当 $\alpha > \beta$ 时对亮区进行拉升, $\alpha < \beta$ 则是增大暗区的灰度差别, $\alpha = \beta = 1$ 时为直线。处理步骤如下:

先判断图像的色彩如果是彩色则处理如下:

$$f'(x, y) = \frac{f(x, y) - G_{\min}}{G_{\max} - G_{\min}} \quad (6)$$

$f'(x, y)$ 表示归一化后的灰度值, $G_{\max}$ 和 $G_{\min}$ 是灰度的最大与最小值, $f(x, y) \in [G_{\max}, G_{\min}]$, 所以 $f'(x, y) \in [0, 1]$ 。

$F(u)$ 为归一化后的非完全Beta函数 ($0 < u < 1$), 公式如下:

$$g'(x, y) = F(f'(x, y)) \quad (0 \leq g'(x, y) \leq 1) \quad (7)$$

其中, $G_{\max} = 255, G_{\min} = 0$ 。

将图像的优化函数作为图像的方差, 对于 $M \times N$ 大小的图像计算方法如下。

$$f(I) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I^2(x, y) - \left| \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N I(x, y) \right|^2 \quad (8)$$

2.3 经典萤火虫算法及改进算法介绍

针对原始萤火虫的步长通常设置为固定值, 不能在算法的前期后期很好地适应萤火虫的搜索需求的问题以及萤火虫步长周围并没有更优的荧光吸引导致保持原位置不更新等问题, 众多学者采取了一些可行且有效的策略加以改进。

FARAHANI 等^[10]提出一种混合算法将GA与FA融合将两个子群交换后再进行下一轮迭代, 提高了萤火虫算法的前期搜索的效果的同时采用Gauss函数随机设置步长。另外在前期的超级个体会大量地吸引其他大型个体导致了种群数的大量下降, 导致的收敛

能力的下降甚至停滞。

符强^[11]在他的改进算法中提出将萤火虫分成若干个子群, 利用不同的寻优方式进行迭代, 其中他设置了三次迭代对比最优值的检测环节来判断算法是否陷入最优发生早熟, 此外决策层萤火虫的设置为子群向有着更优值的子群学习提供了很好的例子, 能够很好地跳出震荡。

李肇基^[12]在萤火虫算法中加入了进化模型改进了萤火虫的随机分布的混沌优化策略, 他关注到萤火虫的初始化分布通常会导致有规律可循等问题, 导致种群分布不均, 混沌优化很好地解决了这种初始就聚集的情况。另外也提到了改进萤火虫步长, 他提出的是权重设置, 步长的权重随着萤火虫取得的最优解来自适应确定, 体现出了萤火虫的差异性, 增加了算法的适应性。

左仲亮^[13]在文章中提出改进轮盘赌问题中的个别萤火虫在初始化中距离最优萤火虫较远而不动, 此外还吸引了周围更劣萤火虫聚集的问题, 所以他提出让这些萤火虫在初始阶段先进行20次的无序随机移动, 并且比较结果, 选取中间最优的位置作为更新位置。这种思路可以很好地解决初始位置问题。

王航星^[14]则针对这种范围内没有目标而不更新的萤火虫提出了一种自适应吸引距离, 根据萤火虫自身的荧光限制周围萤火虫的被吸引数量, 减少了算法跟踪更新位置而造成的过量计算, 能够很好地提升算法的速度, 降低运行时间。

左仲亮做出的改进是提出优化策略使算法的初始化更加随机增加算法的算力, 避免振荡陷优; 李肇基建立的是萤火虫的个体差异, 每一个萤火虫都是独一无二的, 增加算法随机性; 王航星的自适应吸引范围能够限制萤火虫的劣性聚集; 符强设置决策层为萤火虫更新提供模板, 众学者的改进想法为进一步改进提供了思路。

2.4 改进萤火虫算法(FAG)

在本文中加入随机因素来进行扰动。根据已有公式构建了一个新的吸引度公式如下

$$\beta = \beta_0 e^{-\gamma_{ij}^2} R_i \quad (9)$$

其中, R_i 取指数分布, 并且在迭代的过程中会进行位置的判定, 如果在某个最优点停留的次数超过某个阈值时, 会让全体点中最好的百分之二十替换最差的百分之二十, 其余的点进行高斯变异。

此外参考了GAUSS函数随机步长设计了一种新的递减步长, 有利于迭代的前几轮能够大范围有效搜索, 步长衰减有利于迭代后期的精细搜索^[15]。

$$\alpha = \alpha_0 \delta^t S \quad (10)$$

其中,衰减系数 δ 取值 $(0,1)$, t 为迭代时间,目标域 S 为目标函数的待优化区域。

于是新的位置更新移动公式为

$$\hat{x}_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma r_{xy}^2} R_i(x_j - x_i) + \alpha_0 \delta^t S \quad (11)$$

2.5 算法 FAG-N-B 增强图像算法流程

(1) 读入图片并判断是否为灰度图片,彩色图则进行灰度化处理并归一化处理。

(2) 初始化算法环境并定义目标函数以及设置算法参数和迭代的回数。

(3) 利用改进算法,将原步长替换为改进的衰减步长,进行位置更新并迭代,标记停留最优解超过迭代次数阈值的嫌疑个体,选取全体百分之二十的优秀个体替代最差的百分之二十个体。找出最优解,并赋值给拟合函数^[16]。

(4) 输出反归一化的图像增强后的图片。

3 实验仿真部分

设计基准函数的对比实验测试并检验新算法的性能,比较新型萤火虫算法在光电图像上的增强效果。基准函数对比实验的主要目的是体现出新老算法在性能上的优劣,有助于下一步改进方案,图像增强对比实验是从感官和数据两方面直观体现出算法的性能的优劣。此次实验环境为 Window 10 系统,处理器为 Inter core-I5-5200u-2.20 HZ,运行内存 8 GB 的计算机,开发软件使用的是 MatlabR2020b。

3.1 基准函数对比试验

本文采用 4 组实验对照新老算法在基准函数上的收敛以及寻优情况(表 1)。种群规模设置为 30,迭代 500 次。变量的上边界以及下边界设置为 10 和 0.5,初始步长设置为 0.2,递减系数 δ 取 0.95^[17]。

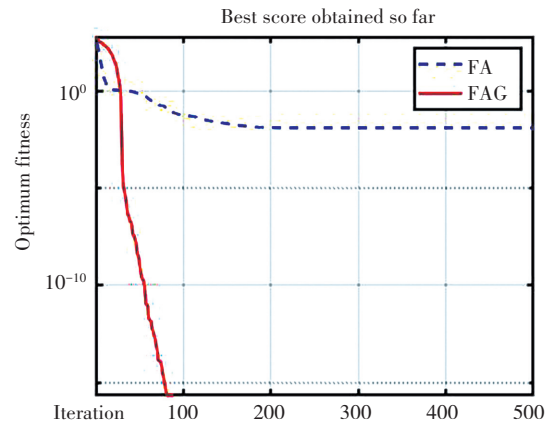
表 1 基准函数

Table 1 Reference function

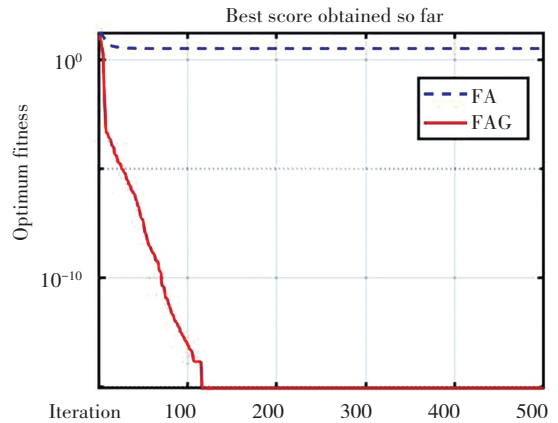
基准函数表达式
$F_1 = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$
$F_2 = \max x_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$
$F_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$
$F_4 = -20 \exp\left(-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right)\right) + 20 + e$

在基准函数 F_2 下可以看到改进 FAG 收敛速度与

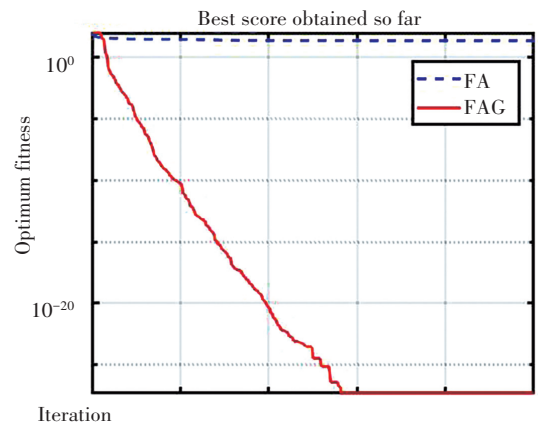
趋势明显较传统 FA 加快,且传统 FA 算法在迭代 50 次附近,以及到 100 次附近跳出局部最优的效果并不好,在 120 次迭代附近彻底收敛。从 F_1 基准函数迭代曲线看出 FAG 收敛速度前期 20 次迭代次数内不如原始 FA,但是在解决陷入最优解的问题方面以及过早收敛的方面表现更优, F_3, F_4 并且基本在迭代 30 次左右就能彻底超过 FA,并且在基准函数 F_3 测试中 FAG 在 50 次、100 次左右以及 250 次以后的克服陷入局部最优的自动调节得到较好地体现(图 1)。



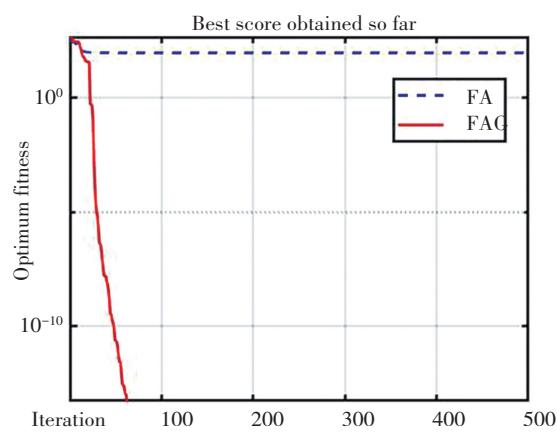
(a) F_1 迭代寻优曲线



(b) F_2 迭代寻优曲线



(c) F_3 迭代寻优曲线



(d) F_4 迭代寻优曲线

图 1 4 种基准函数对照图

Fig. 1 Comparison diagram of four benchmark functions

3.2 图像增强实验

为了验证 FAG 与不完全 Beta 函数自适应图像增强算法的可行性,选取一幅低对比度图像进行增强实验并展示效果:种群规模 $MP = 30$, 迭代 500 次 Max Cycle=500, 个体的范围大小为 $(0 \sim 255)$ 。

除了应该首先通过视觉上的主观感受来判断改良的算法在光电图像增强上的效果,还应该通过客观精确的评价标准来进行衡量,所以引入均方差 (MSE) 以及信息熵和交叉熵作为对比优劣的依据^[18]。 MSE 公式如下:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(i,j) - g(i,j))^2}{MN} \tag{12}$$

信息熵公式:

$$E_2 = \sum_{i=0}^{L-1} P_e(i) \log_2 [P_e(i)] \tag{13}$$

以及交叉熵的计算公式:

$$CE(T,V,F) = \frac{CE(T,F) + CE(V,F)}{2} \tag{14}$$

$$CE(T,F) = \sum_{i=0}^{255} h_T(i) \log_2 \frac{h_T(i)}{h_F(i)} \tag{15}$$

$$CE(V,F) = \sum_{i=0}^{255} h_V(i) \log_2 \frac{h_V(i)}{h_F(i)}$$

MSE 表示大小 $M * N$ 的原图 f 和增强后图像 g 的均方误差,对比度信息转变为数字的大小。方差较小则表示图像在此区域内较为平缓,变化的幅度有限,信息表现较少,方差大则刚好相反。信息熵则是最直接反映图像细节内容容量的评价标准,信息熵数值与呈现的信息量成正比。图片通过增强之后,理论上在明暗变化上会更加强烈,信息熵相比会增加,信息熵越高也可以认为是图片的质量越高,交叉熵计算得到的值越

小代表和原来两幅图像一致,保留的细节也就越多。扭曲程度反映了图像的光谱失真程度。

通过对每幅图像独立运行 20 次求出原始图像与另外增强方法得到的图像的亮度、对比度和信息熵,将其看作客观定量评价指标,得到以下结果,请见下表 2。

表 2 增强图像数据对比

Table 2 Data comparison of enhanced images

算 法	FAG-N-beta	FA-N-beta	直方图增强
MSE	6. 193 8e+03	5. 965 4e+09	3. 342 1e+10
信息熵 (bit)	7. 88	7. 23	7. 50
交叉熵	7. 42	5. 06	7. 65
扭曲程度	78. 95	55. 00	132. 85
标准差	74. 43	42. 59	69. 85

图 2(a)为原始图片,图 2(b)表示的是 FAG 算法结合非完全 BETA 函数,图 2(c)表示原始 FA 算法,最后一张为直方图增强的结果。多次独立运行得出数据排除错误数据进行平均处理可以克服因智能算法的随机性带来的影响。

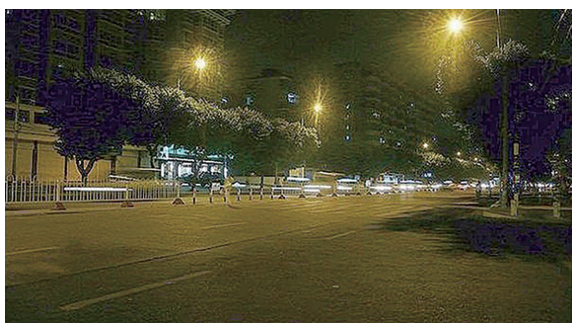
图 2(b)、图 2(c)可以看出 FAG 结合非完全 Beta 在亮度,对比度方面相较于原图以及其他两种算法的提升颇为明显,说明了本文的增强算法性能取得较大改善,在图像清晰度的方面能够保证与原图的基本持平。而对比原始 FA-N-B 增强算法以及 FAG-N-B 增强算法,可以发现在细节处的明暗表现更加保真而不至于过曝光,最显而易见的就是 4 张图左上方的住宅楼的外窗轮廓,原图几乎不可见,增强后的图片都将这一部分信息体现了出来,而直方图增强算法的增强效果虽然突出了感兴趣的部分,但是地面阴影区域信息丢失严重,图像的深色区域出现过曝光的问题,增加了噪声,影响了图片的整体清晰度,且直方图增强后的图片的光谱色彩失真较为严重,在非线性的增强策略中 FAG-N-B 取得了较好的效果。



(a) 原图像



(b) FAG-N-B 增强图像



(c) FA-N-B 增强图像



(d) 直方图增强图像

图 2 4 种算法图像增强效果图

Fig. 2 Image enhancement effect of four algorithms

MSE 对比中 FAG-N-beta 的数据最大,数字大小体现出来 FAG-N-beta 增强的图片明暗对比最大,区域变化较大,增强效果更好;信息熵的对比中同样也是 FAG-N-beta 策略增强效果更好。在交叉熵中 FAG-N-beta 与直方图数据近似但是都要优于 FA-N-beta 的增强效果;扭曲程度的对比直方图的失真程度较大,FA-N-beta 增强效果虽然较 FAG-N-beta 更好,这是我们需要继续改进的地方但是结合前几项对比,综合考量还是 FAG-N-beta 的整体图片增强效果更优。

4 结 论

从图 1 的对照实验可以发现在四个基准函数下改进 FAG 收敛速度与趋势明显较传统 FA 加快,且传统 FA 算法在迭代 50 次附近,以及到 100 次附近跳出局部最优的效果并不好,而改进 FAG 在 100 次不到的迭代

的次数内已经彻底超过 FA。通过观察改进算法 FAG 与原 FA 算法的寻优迭代实验结果,可以得出 FAG 算法在收敛速度以及精度上都有很好的提升,算法跳出局部最优的能力和鲁棒性相较于原有 FA 算法效果更好。从表 2 的对比原始图像的数据上看,FAG-N-B 与 FA-N-B 对比 MSE 以及信息熵均是改进算法 FAG 结合非完全 beta 取得更好的效果,图片的信息表现得更充分。所以从两方面的数据显示,以及最后图片呈现的效果来说改进 FAG 算法比原 FA 算法表现更好,FAG-N-B 算法在增强图片的性能方面较原始的算法来说有不小的提升。

FA 作为一种新型群智能算法,相比粒子群和蚁群等具有良好的全局收敛性能和稳定性,但仍然存在一系列问题。利用萤火虫算法的快速搜索的特性,应用在图像处理领域,针对其发现率低、求解精度不高、求解速度慢等因素改进原算法,为了提高算法的性能,引入了随机因素来产生扰动破坏局部最优解,以及加入了疑似陷入最优解后的自检步骤,另外补充了改进版本的递减步长,在 4 种不同类型的基准函数上也取得了不错的结果,稳定收敛。非完全 Beta 拟合灰度图像变换函数后,FAG 算法寻优动态 α, β 利用最佳的灰度曲线增强图像。多种改进机制的融合,算法的初期全局的探测的水平得以提升,并且在后期的局部搜索的能力也并没有降低,达到了两者很好地结合,体现了新策略的有效性。

参考文献(References):

- [1] 古良玲,王玉菡. 基于模拟退火遗传算法的图像增强[J]. 激光杂志, 2015, 36(2): 19—22.
GU Liang-ling, WANG Yu-han. Image enhancement based on simulated annealing genetic algorithm [J]. Laser Magazine, 2015, 36(2): 19—22.
- [2] 王小芳,邹倩颖,彭林子,等. 融合模糊聚类的蚁群图像增强算法[J]. 数据采集与处理, 2020, 35(3): 506—515.
WANG Xiao-fang, ZOU Qian-ying, PENG Lin-zi, et al. Ant colony image enhancement algorithm based on fuzzy clustering[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2020, 35(3): 506—515.
- [3] FATEEN S E K, BONILLA-PETRICIOLET A. Intelligent firefly algorithm for global optimization[M]. Cuckoo Search and Firefly Algorithm. Springer, vol 516(2014).
- [4] 张慧宁,郭红山. 基于改进萤火虫算法的模糊农业遥感图

- 像增强效应[J]. 江苏农业科学, 2017, 45(1): 205—208.
- ZHANG Hui-ning, GUO Hong-shan. Enhancement effect of fuzzy agricultural remote sensing image based on improved firefly algorithm[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2017, 45 (1): 205—208.
- [5] 俞文静, 刘航, 李梓瑞, 等. 基于改进萤火虫优化算法的视频监控图像增强[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(4): 195—199.
- YU Wen-jing, LIU Hang, LI Zi-rui, et al. Video surveillance image enhancement based on improved firefly optimization algorithm[J]. Computer Technology and Development, 2020, 30(4): 195—199.
- [6] 郭红山, 张慧宁. 基于萤火虫算法的农业遥感图像增强研究[J]. 浙江农业学报, 2016, 28(6): 1076—1081.
- GUO Hong-shan, ZHANG Hui-ning. Research on agricultural remote sensing image enhancement based on firefly algorithm[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2016, 28(6): 1076—1081.
- [7] 王沈娟, 高晓智. 萤火虫算法研究综述[J]. 微型机与应用, 2015, 34(8): 8—11.
- WANG Shen-juan, GAO Xiao-zhi. A survey of firefly algorithms[J]. Microcomputer & Its Applications, 2015, 34 (8): 8—11.
- [8] ZHOU L, DING L, MA M, et al. An accurate partially attracted firefly algorithm [J]. CrossRef, 2018, 101 (5): 477—493.
- [9] 丁生荣, 马苗, 郭敏. 人工鱼群算法在自适应图像增强中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(2): 185—187.
- DING Sheng-rong, MA Miao, GUO Min. Application of artificial fish swarm algorithm in adaptive image enhancement [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48 (2): 185—187.
- [10] FARAHANI S M, ABSHOURI A A, NASIRI B, et al. An improved firefly algorithm with directed movement [C]// Proceedings of 2011 4th IEEE International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT 2011) VOL04. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2011: 4.
- [11] 符强, 童楠, 赵一鸣. 一种基于多种群学习机制的萤火虫优化算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30 (12): 3600-3602, 3617.
- FU Qiang, TONG Nan, ZHAO Yi-ming. A firefly optimization algorithm based on multi population learning mechanism[J]. Computer Application Research, 2013, 30 (12): 3600-3602, 3617.
- [12] 李肇基, 程科, 王万耀, 等. 一种改进的进化模型和混沌优化的萤火虫算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47 (7): 1605—1612.
- LI Zhao-ji, CHENG Ke, WANG Wan-yao, et al. An improved evolutionary model and chaotic optimized firefly algorithm[J]. Computer and Digital Engineering, 2019, 47 (7): 1605—1612.
- [13] 左仲亮, 郭星, 李炜. 一种改进的萤火虫算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(2): 61—66.
- ZUO Zhong-liang, GUO Xing, LI Wei. An improved firefly algorithm[J]. Microelectronics and Computer, 2018, 35 (2): 61—66.
- [14] 王航星, 潘巍. 基于自适应吸引半径的萤火虫算法的粒子滤波[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(12): 3632—3636.
- WANG Hang-xing, PAN Wei. Particle filter of firefly algorithm based on adaptive attraction radius [J]. Computer Application Research, 2019, 36 (12): 3632—3636.
- [15] 王奎, 黄福珍. 基于光照补偿的HSV空间多尺度Retinex图像增强[J]. 激光与光电子学进展: 1—20.
- WANG Kui, HUANG Fu-zhen. HSV spatial multi-scale Retinex image enhancement based on illumination compensation[J]. Laser & Optoelectronics Progress: 1—20.
- [16] PENG Qiong. A self-adaptive step glowworm swarm optimization approach[J]. International Journal of Computational Intelligence and Applications, 2019, 18(1): 2022, 59(10): 102—113.
- [17] 宋娟, 全惠云. 图像增强技术中的智能算法[J]. 华东师范大学学报(自然科学版), 2007(3): 93—99.
- SONG Juan, QUAN Hui-yun. Intelligent algorithm in image enhancement technology [J]. Journal of East China Normal University (Natural Science), 2007(3): 93—99.
- [18] 刘畅, 刘利强, 张丽娜, 等. 改进萤火虫算法及其在全局优化问题中的应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2017, 38(4): 569—577.
- LIU Chang, LIU Li-qiang, ZHANG Li-na, et al. Improved firefly algorithm and its application in global optimization problems [J]. Journal of Harbin Engineering University, 2017, 38(4): 569—577.