

基于 SCBSO 算法的低照度纹理图像增强方法

陶志勇, 张蕾*, 林森

辽宁工程技术大学电子与信息工程学院, 辽宁 阜新 114000

摘要 针对纹理图像处理过程中,采集图像包含大量噪声而影响处理结果的问题,以及天牛须群优化(BSO)算法易陷入局部优解的问题,提出一种基于正余弦策略的改进天牛须群优化(SCBSO)算法,并将该算法应用在低照度纹理图像增强中。首先引入 logistic 模型增加初始解群的多样性;其次结合正余弦策略对 BSO 算法的搜索策略进行改进,加入时变加速因子实现参数自动更新,提升 BSO 算法的收敛速度和搜索精度;最后利用 SCBSO 算法结合染色体结构实现对图像最优灰度分布的精确搜索。在标准函数的测试中,SCBSO 算法在两种类别函数下的运行时间较原算法缩短了 16.56% 和 14.78%,增强后图像的对比度更强,自然特性保存得更好。SCBSO 算法与对比算法相比,明度顺序误差(LOE)降低了 37.8%,视觉信息保真度增长了 15.3%,PSNR 提高了 12.9%,在去噪的同时很好地保留图像的纹理特征。

关键词 图像处理; 图像增强; 正余弦策略; 天牛须群优化算法; 染色体结构算法

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.241002

Low-Illuminance Texture Image Enhancement Method Based on SCBSO Algorithm

Tao Zhiyong, Zhang Lei*, Lin Sen

School of Electronic and Information Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 114000, China

Abstract To overcome the problems that captured image contains a considerable noise and affects the processing result, and beetle swarm optimization (BSO) algorithm is easy to fall into the local optimal solution in texture image processing, an improved sine cosine strategy based beetle swarm optimization (SCBSO) algorithm is proposed and applied to low-illuminance texture image enhancement. First, a logistic model is introduced to increase the diversity of the initial solution group. Then, combined with the SCBSO, the search strategy of the algorithm is improved and time-varying acceleration factor is added to realize the automatic updating of the parameters, thereby improving the convergence speed and search accuracy. Finally, the improved SCBSO algorithm is combined with the chromosome structure to achieve an accurate search for the optimal grayscale distribution of the image. In a standard function test, the SCBSO algorithm shortens the performance time by 16.56% and 14.78% compared to the original algorithm under two categories of functions. The image contrast is enhanced and the natural characteristics are better preserved. As compared with the comparison algorithm, the lightness order error (LOE) of the SCBSO algorithm is reduced by 37.8%, the visual information fidelity (VIF) is increased by 15.3%, and the peak signal-to-noise ratio (PSNR) is increased by 12.9%. The textural features of the image are well preserved during denoising.

Key words image processing; image enhancement; sine cosine strategy; beetle swarm optimization algorithm; chromosome structure algorithm

OCIS codes 100.2980; 110.3000; 150.1135

收稿日期: 2019-04-18; 修回日期: 2019-05-14; 录用日期: 2019-06-06

基金项目: 辽宁省博士启动基金(20170520098)、辽宁省自然科学基金(2015020100)、辽宁省普通高等教育本科教学改革研究项目(551610001095)、辽宁省教育厅一般项目(LJ2017QL013)

* E-mail: 377694453@qq.com

1 引言

随着机器视觉的发展,纹理图像因包含丰富的纹理信息,被广泛应用于图像研究领域^[1],但是其易受噪声、环境光照、采集角度等因素的干扰,采集的图像常存在不清晰、光照不均匀、对比度不强、细节边缘不够明显等问题^[2]。对纹理图像增强,不仅可以降低采集设备的成本,也有助于对图像边缘检测^[3]、图像重建^[4]、分类^[5]及特征提取^[6]等问题的研究。

现阶段低照度纹理图像增强方法可分为对图像像素直接操作的空间域算法和以修改傅里叶变换为基础的频域算法^[7]。空间域算法的操作更直接,因而应用更加广泛。直方图均衡化从空间域入手,利用输入图像的累计密度函数来获得均匀分布的直方图,具有简单、能进行全局调整的特点,但是局部对比度较差,对于灰度级种类少的灰度级容易被压缩^[7]。为有效解决不均衡问题,文献^[8]提出一种基于亮度保持双直方图均衡的对比度增强方法。文献^[9]提出一种非完全的 beta 函数增强算法。文献^[10]利用粒子群(PSO)算法求解速度快、运算简单的特点,将群智能算法用于自适应寻找灰度值转换函数中参数的优解,从全局范围内提高对比度。Munteanu 等^[11]提出一种用染色体结构映射的方法来表示图像灰度,通过遗传算法(GA)优化目标函数来确定新的染色体映射关系,以达到图像增强的效果。上述方法虽然能达到图像增强的目的,但这些方法普遍均存在自适应性较差、运行速度不高的问题。随着群智能优化算法研究的深入^[12-16],天牛须群优化(BSO)算法作为一种新的优化算法^[17],相对于其他的智能算法,收敛速度更快,利用该算法提高图像增强中参数自适应寻优的精度和速度问题是亟待解决的问题。

本文提出一种基于正余弦策略改进的天牛须群优化(SCBSO)算法,用于搜索染色体结构的映射函数的最优解,实现对低照度纹理图像的增强。通过仿真验证了本文算法在搜索速度和精度上的提升,并从主观和客观上验证本文算法在低照度纹理图像增强中使图像具有更强的对比度和可见细节度。

2 染色体结构的图像映射

2.1 染色体结构

用一种清晰、简单的染色体结构表示图像像素点的灰度级,完成图像的映射,这种结构有助于重新映射和表示图像。染色体结构由索引位置及对应灰

度值构成,需统计图像的原始灰度值,并根据级别数定义染色体结构大小,构造一个随机排序的整数数组,染色体的大小等于 n , n 表示输入图像中的灰度值类数。在该结构中,索引数表示该灰度值在图像中的位置,例如,索引 1 表示图像中第 1 个位置的灰度值。图 1 中图像的第 1 个灰度值为 0,第 2 个为 25,第 3 个为 40,最后第 9 个为 255。

gray level	0	25	40	65	100	130	194	215	255
index number	1	2	3	4	5	6	7	8	9

图 1 染色体结构示意图

Fig. 1 Schematic of chromosome structure

用新的灰度值替换原始图像中的灰度值来实现重新映射,映射关系为

$$T[G(k)] = C(k), k = 1, 2, \dots, n, \quad (1)$$

式中: T 表示用于改变原始图像灰度级别的函数; G 表示输入图像中可获得的灰度级按升序排列的染色体; k 表示索引单元数; $G(k)$ 表示输入图像的染色体位于第 k 个单元的灰度值; C 表示映射后的图像的染色体; $C(k)$ 表示映射后图像的染色体位于第 k 个单元的灰度值。如图 2 所示,灰度分布范围从 15~240 扩展成 0~255。

2.2 适应度函数

纹理图像的灰度值和细节边缘数都具有可区分性。其中具有良好视觉对比度的灰度图像包含了许多边缘数,因此将边缘的数量及其总体强度作为每个染色体的评价适应度函数的变量因子,意在增强图像的强度和细节度。适应度函数^[13]为

$$f_{\text{itness}}(x) = \lg\{\lg[E[I(x)]]\} \cdot n_{\text{edge}}, \quad (2)$$

式中: $f_{\text{itness}}(x)$ 表示 x 染色体的适应度值; $I(x)$ 表示需要增强的图像; n_{edge} 表示通过 Sobel 边缘检测器计算得到的增强图像中检测到的边缘数量。 $E[I(x)]$ 表示增强图像的强度值之和,为

$$E[I(x)] = \sum_x \sum_y \sqrt{h_{x,y}^2 + v_{x,y}^2}, \quad (3)$$

$$h_{x,y} = g_{x+1,y-1} + 2g_{x+1,y} + g_{x+1,y+1} - g_{x-1,y-1} - 2g_{x-1,y} - g_{x-1,y+1}, \quad (4)$$

$$v_{x,y} = g_{x-1,y+1} + 2g_{x,y+1} - g_{x-1,y-1} - 2g_{x,y-1} - 2g_{x,y-1} - g_{x+1,y-1}, \quad (5)$$

式中: g_1 表示灰度值; $h_{x,y}$ 、 $v_{x,y}$ 表示点 (x, y) 领域内的灰度值。

3 基于 SCBSO 算法的图像增强

3.1 BSO 算法的简介

BSO 算法是在天牛须搜索(BAS)算法的基础

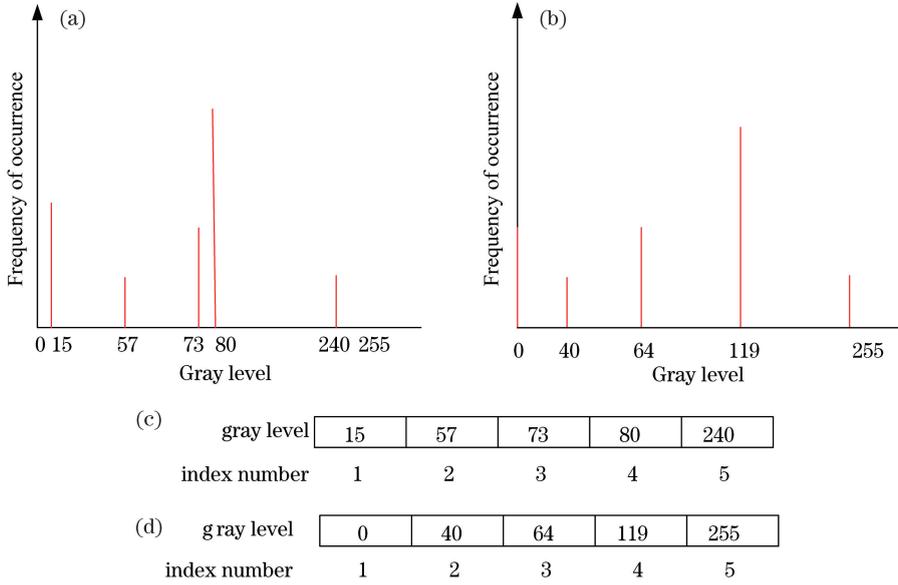


图 2 染色体结构映射前后图。(a)原图像灰度值分布;(b)重新映射后的灰度值分布;
(c)原始图染色体结构;(d)重新映射后染色体结构

Fig. 2 Schematics of chromosome structure before and after mapping. (a) Distribution of gray value of original image; (b) gray value distribution of remapped image; (c) original chromosome structure; (d) remapped chromosome structure

上,将BAS个体搜索策略与PSO算法的群体策略相结合而提出的一种群体优化算法,该方法结合BAS算法个体局部搜索与PSO算法全局搜索的优势^[17],在不提高PSO算法复杂度的前提下,有效提高算法对全局最优解的搜索速度与精度。

对于BSO算法,每个天牛个体均如粒子一样被赋予位置与速度两个属性^[16],对于 N 个群体、 M 维的BSO算法,其中第 i 个体空间坐标用 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iM})$ 表示,群体为 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_N)$, \mathbf{X}_i 个体的当前速度坐标为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iM})$,个体当前最优位置坐标为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iM})$,而群体当前最优位置坐标为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gM})$ 。文献[17]所给出的个体天牛的速度更新公式为

$$\mathbf{V}_i(t+1) = w\mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] + c_2 r_2 [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{X}_i(t)], \quad (6)$$

移动增量大小更新公式为

$$\mathbf{L}_i(t) = \text{step}(t) \cdot \mathbf{V}_i(t) \cdot \text{sign}\{f[\mathbf{X}_{ir}(t)] - f[\mathbf{X}_{il}(t)]\}, \quad (7)$$

个体天牛位置更新公式为

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \mathbf{X}_i(t) + \lambda \mathbf{V}_i(t) + (1 - \lambda) \mathbf{L}_i(t), \quad (8)$$

式中: w 表示惯性权重因子; c_1 与 c_2 表示天牛个

体自我认知系数与群体认知系数,原始BSO算法中,这两个系数为常数; r_1 与 r_2 表示两个处于区间 $[0, 1]$ 的随机数; t 表示当前迭代次数; $\text{step}(\cdot)$ 表示步长; $\text{sign}(\cdot)$ 表示符号函数; $f[\mathbf{X}_{il}(t)]$ 、 $f[\mathbf{X}_{ir}(t)]$ 表示左右须气味道强度; $\mathbf{L}_i(t)$ 表示天牛位置迭代机制; \mathbf{X}_{il} 与 \mathbf{X}_{ir} 分别表示天牛第 i 个体的左右须位置; λ 为区间 $[0, 1]$ 的常数,可以在算法应用中进行调整。 d 表示两须之间的距离,可通过比较左右须适应度大小来决定该个体移动方向,具体计算方法为

$$\mathbf{X}_{il}(t) = \mathbf{X}_i(t) - \mathbf{V}_i(t) \cdot d/2, \quad (9)$$

$$\mathbf{X}_{ir}(t) = \mathbf{X}_i(t) + \mathbf{V}_i(t) \cdot d/2. \quad (10)$$

另外,为加快算法收敛速度,文献[17]给出了惯性权重因子的计算公式,为

$$w = w_{\max} - \frac{t}{T}(w_{\max} - w_{\min}), \quad (11)$$

式中: T 表示最大迭代次数; w_{\max} 和 w_{\min} 分别表示惯性权重因子 W 的最大值和最小值。

3.2 SCBSO算法的提出

正余弦算法(SCA)是2015年由澳洲学者所提出的一种总体优化算法^[18]。该算法凭一组随机初始解,通过不断搜索与开发来搜寻最优解,具体计算过程为

$$\mathbf{X}_i(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_i(t) + r_1 | r_3 \mathbf{X}_{\text{igbest}}(t) - \mathbf{X}_i(t) | \sin r_2, r_4 < 0.5 \\ \mathbf{X}_i(t) + r_1 | r_3 \mathbf{X}_{\text{igbest}}(t) - \mathbf{X}_i(t) | \cos r_2, r_4 \geq 0.5 \end{cases}, \quad (12)$$

$$r_1 = a - \frac{at}{T}, \quad (13)$$

式中： r_1 表示用于确定搜索区域的参数； r_2 表示向当前最优解移动或远离的距离； r_3 表示随机赋予目标解的权值，以控制目标解对当前移动的影响； r_4 表示用于控制正余弦函数之间切换的系数； a 表示控制搜索区域的常数； $\mathbf{X}_{\text{igbest}}(t)$ 表示迄今为止整个群体被发现的最佳位置。

改进的 SCBSO 结合 SCA 的探索与搜索策略^[19]，来增加 BSO 算法的搜索多样性，提高全局搜索能力，进而有效避免 BSO 算法陷入局部最优。前文已经提过原始 BSO 算法在对速度参数进行更新的过程中会涉及两个常数参数 c_1 与 c_2 ，其中 c_1 是用于个体自我探索的自我认知系数，而 c_2 是用于借鉴的社会认知参数，若自我认知参数过大则会导致算法不收敛或收敛过慢，反之若社会认知参数过大则会导致算法易早熟，从而陷入局部最优解。

为使算法在运算前期有较大的探索能力，在后期有较强的搜索能力，对 c_1 与 c_2 参数进行加速度系数的调整，公式为

$$c_1 = \frac{t}{T} c_{1i}, \quad (14)$$

$$c_2 = \frac{t}{T} c_{2i}, \quad (15)$$

式中： c_{1i} 、 c_{2i} 为 i 个体的自我认知系数与群体认知系数，是一常数。加速度系数会随着时间而发生变化，这一措施将有助于算法的收敛。

由(8)式可以看出前一位置 $\mathbf{X}_i(t)$ 和速度 $\mathbf{V}_i(t)$ 是下一次更新迭代结果的影响因素，对粒子移动速度表达式改写为

$$\mathbf{V}_i(t+1) = \omega \mathbf{V}_i(t) + c_1 r_1 [\mathbf{P}_i(t) - \mathbf{X}_i(t)] \cos c_1 + c_2 r_2 [\mathbf{P}_g(t) - \mathbf{X}_i(t)] \sin c_2. \quad (16)$$

为进一步避免算法陷入局部最优解，文中引入 logistic 模型，在算法开始运行时对各个粒子进行初始化并在每一次迭代的过程中生成一个扰动粒子，即

$$x(t+1) = ux(t)[1-x(t)]. \quad (17)$$

式中： $x(t)$ 表示迭代次数为 t 时的变量初值； u 表示控制混沌程度， $u=4$ 时表示全混沌，文中选 u 为 4。

通过上述改进，可得出所提出的 SCBSO 算法的运算流程，如图 3 所示。

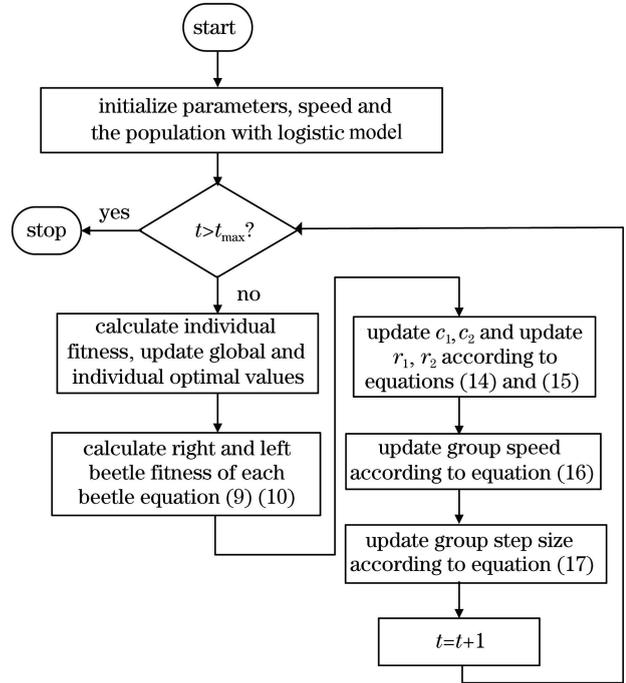


图 3 SCBSO 算法流程图

Fig. 3 Flowchart of SCBSO algorithm

3.3 改进 SCBSO 算法的简单染色体结构图像增强方法

为增强灰度图像的对比度，通常将灰度在图像中的分布转换为每个像素的灰度。然而，传统方法的对比图像往往得不到有效的增强或在视觉上变得不自然。基于此，本文提出一种利用 SCBSO 增强图像对比度的方法。该算法通过评估图像中包含的空间边缘强度来衡量个体的适应度。利用 SCBSO 算法在全局空间中搜索解的能力，确定输入灰度与输出灰度之间的关系，将原始灰度图像转换为对比度较好的增强图像。图 4 总结了利用 SCBSO 的简单染色体结构图像增强的方法，其中 \mathbf{X}_{best} 即为最优增强效果的图像灰度值。

4 算法仿真分析

4.1 实验环境介绍

实验平台在 MATLAB R2016a, 4 GB, 主频为

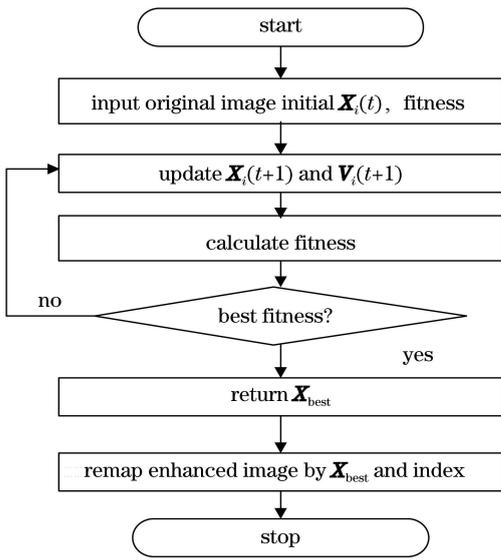


图 4 SCBSO 的简单染色体结构图像增强方法
Fig. 4 Image enhancement method for simple chromosome structure of SCBSO

3.4 GHz, Windows 10 操作系统下运行。

4.2 SCBSO 方法性能测试

为验证算法的有效性,实验利用多维单峰与多维多峰两种典型函数对 SCBSO 算法进行测试^[19],具体测试函数形式如表 1 所示。其中参数设置如下:

表 1 基准函数测试结果

Table 1 Results of benchmark function test

Function	Dimension of independent variable	Range of independent variables	Function minimum
$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i + \prod_{i=1}^n \mathbf{x}_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n -\mathbf{x}_i \sin(\sqrt{ \mathbf{x}_i })$	30	$[-50, 50]$	$-418.9829 \times n$

表 2 不同算法的函数性能比较

Table 2 Comparison of function performances of different algorithms

Function	Algorithm	Function mean	Variance	Time /s
$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i + \prod_{i=1}^n \mathbf{x}_i $	SCBSO	0	0	0.398
	BSO	1.130×10^{-4}	3.5700×10^{-4}	0.477
	PSO	1.225	3.2740	0.401
	GA	0.005	0.0032	1.127
$f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n -\mathbf{x}_i \sin(\sqrt{ \mathbf{x}_i })$	SCBSO	-12569	5.4210	0.421
	BSO	-12214	271.4000	0.494
	PSO	-10989	624.7000	0.417
	GA	-9984	2464.2000	1.629

4.3 基于 SCBSO 算法的图像增强效果

结合染色体结构的图像增强问题,将 SCBSO 算法应用于低照度纹理图像的增强,通过选取包含图像对比度和细节度因子的适应度函数,求得适应

种群均为 300,迭代次数均为 500,对比算法(PSO 与 BSO 算法)中 c_1 与 c_2 值均为 1.2。对于 SCBSO 算法,其 r_1 设定为 5,天牛须初始步长设置为变量范围的 2 倍,须长 c 设定为 10。文中为显示所提算法相对于其他算法的优越性,给定 \mathbf{x}_i 的维度和范围。BSO、PSO 以及 GA 的对比测试结果,如表 2 所示。利用三种优化算法分别对两种类别的函数进行 30 次测试。

由表 2 计算结果可以看出在两种典型函数的 30 次独立运行平均执行时间中,所提 SCBSO 算法计算所用时间分别为 0.398 s 和 0.421 s,相对传统 PSO 算法运行时间稍短。PSO 算法计算用时 0.401 s 和 0.417 s,BSO 算法计算用时 0.477 s 和 0.494 s,GA 运行时间为 1.127 s 和 1.629 s。SCBSO 运行时间比原算法 BSO 分别减少了 16.56%、14.78%;相对于 PSO 算法最优可减少 0.75%;相对于 GA 最优可减少 74.1%,因而有效地验证了 SCBSO 算法运行的快速性。另外,表 2 中还表明计算结果的平均值及均方差值,SCBSO 为两个标准函数测试提供了最小均值和最小标准差,可以看出 SCBSO 算法求解精度相比其他三种算法相对较高。由图 5 与图 6 给出的迭代曲线也可以看出,SCBSO 算法收敛速度快,对最优解搜索精度高。

度函数的最优解,使图像在对比度和细节度达到平衡。由于图像的特性,应先统计图像的灰度值和索引位置,初始化一个以灰度值种类值为维度数的染色体,通过 SCBSO 的搜索策略不断更新染色体结

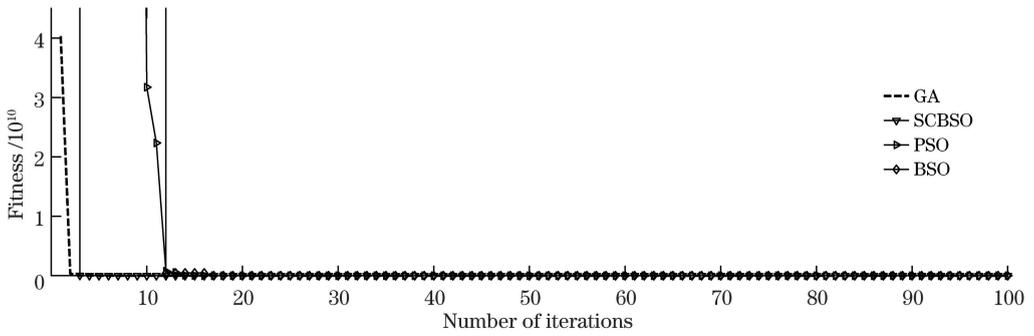


图 5 四种算法关于 $f_1(x)$ 函数的迭代曲线

Fig. 5 Iterative curves of four algorithms for $f_1(x)$ function

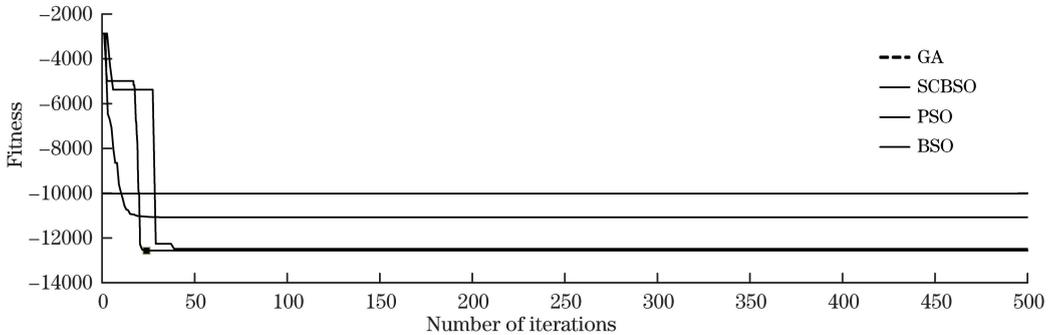


图 6 四种算法关于 $f_2(x)$ 函数的迭代曲线

Fig. 6 Iterative curves of four algorithms for $f_2(x)$ function

构的数值,直至满足迭代次数使结果收敛,并对最终生成的新的染色体进行重新映射,通过索引位置和灰度值重构与初始图像大小尺寸相同的图像,从而达到图像均衡和细节增强的目的。实验图像 1 来源于手指静脉公开数据集 SDUMLA-HMT Database,该数据集采集 106 个人的左手、右手的食指、中指、拇指三个手指,每个手指 6 张图像,图像尺寸为 320×240 。选取一张指静脉图像,如图 7 所示。为防止无关背景对实验结果的影响,先进行简单的感兴趣区域(ROI)提取,如图 8 所示。

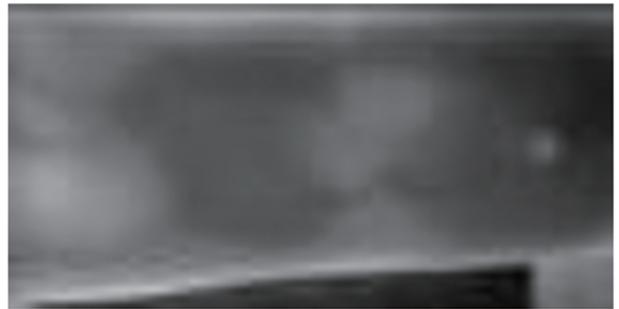


图 8 ROI 中提取的图像

Fig. 8 Image extracted in ROI

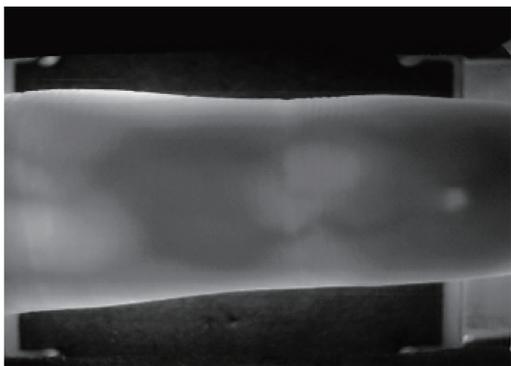


图 7 数据集中的采集图像

Fig. 7 Image collected in database

对 ROI 的特征区域用本文 SCBSO、BSO、GA 进行增强,图 9 分别为使用不同算法增强后的结果

图。从视觉角度,可以看出原始的指静脉图像受采集设备影响,整体较暗,亮度不均匀,纹路特征不够清晰。相对于另两个优化算法增强的结果,图 9(b) 经过 BSO 处理存在微小的失真,这是由于该算法易陷入局部最优解,图像的空间结构发生改变。与 GA 处理的图像相比,使用 SCBSO 算法增强的图像纹理相对更加清晰,整体亮度更加适中,从视觉上指静脉纹路更加清晰,图像的细节边缘得到提升,整体的图像质量得到增强。

接下来对不同算法增强后的图像进行灰度直方图处理,如图 10 所示。原始图像灰度值多数集中在 $40 \sim 160$ 之间,从直方图可以看到使用优化算法增强后的图像都得到了一定的灰度拉伸,经过 SCBSO

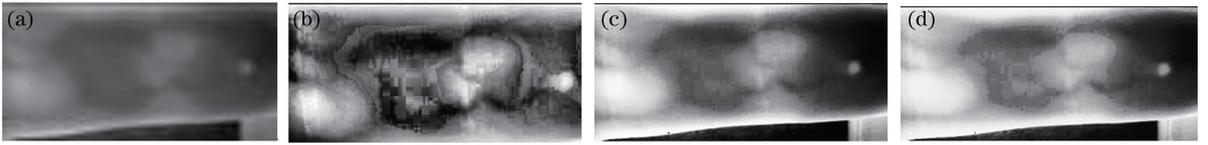


图 9 不同算法增强的实验图像 1。(a)原图增强图;(b)经BSO 增强后的图像;(c)经 GA 增强后的图像;
(d)经 SCBSO 增强后的图像

Fig. 9 Experimental image 1 enhanced by different algorithms. (a) Enhanced image of original image; (b) image enhanced by BSO; (c) image enhanced by GA; (d) image enhanced by SCBSO

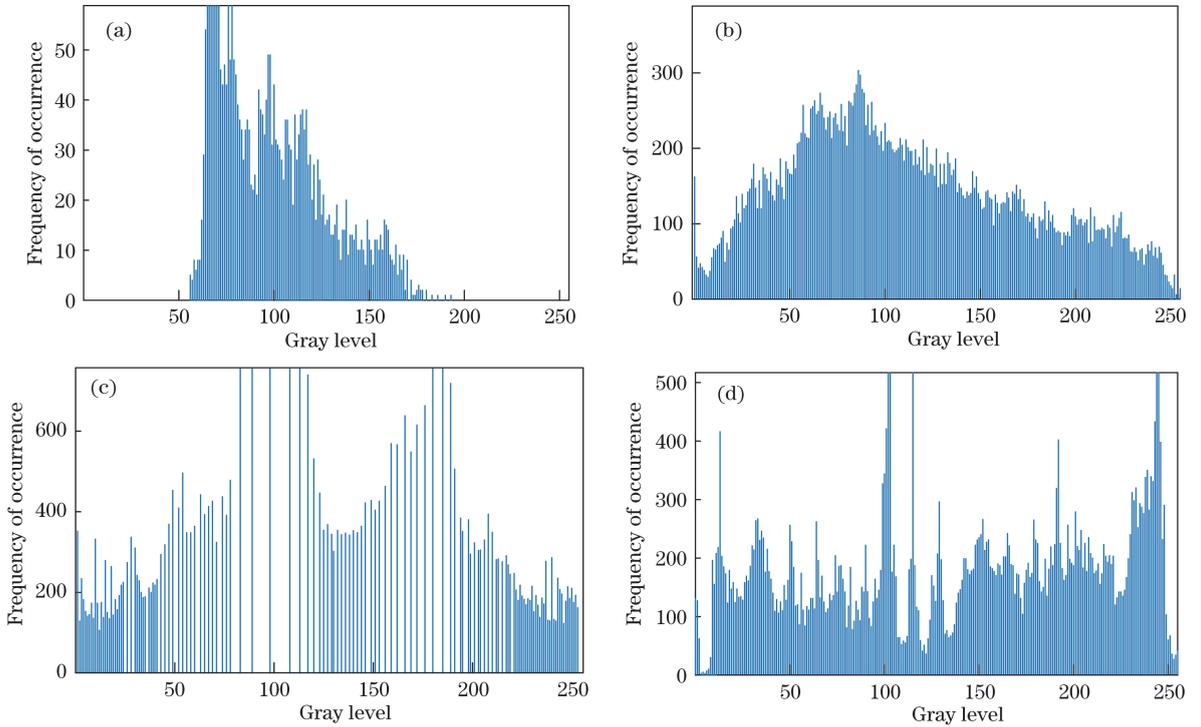


图 10 不同算法增强实验图像后的灰度直方图。(a)原图的灰度直方图;(b)经 BSO 增强的灰度直方图;
(c)经 GA 增强的灰度直方图;(d)经 SCBSO 增强的灰度直方图

Fig. 10 Gray histograms of images enhanced by different algorithms. (a) Gray histogram of original image; (b) gray histogram enhanced by BSO; (c) gray histogram enhanced by GA; (d) gray histogram enhanced by SCBSO

增强的图像相比经过 GA 和 BSO 增强的图像,灰度级分布更均匀,灰度值更均衡。

实验图像 2 来源于香港理工大学 PolyU 掌纹公开数据集。对图 11 (a)中的原图进行增强处理,不同

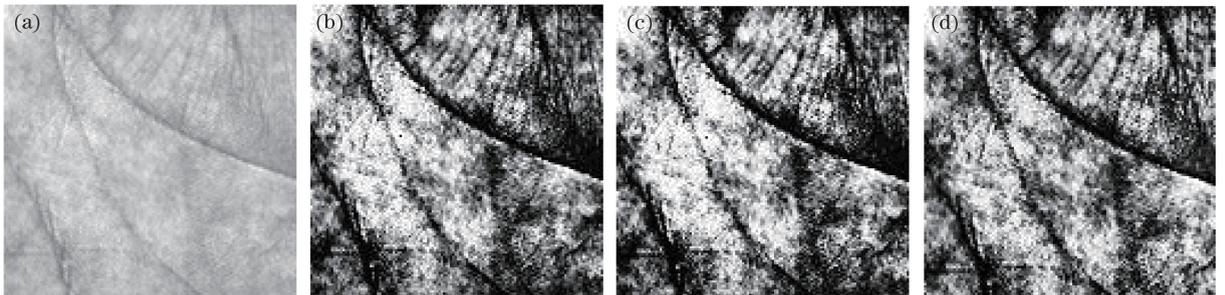


图 11 不同算法增强的实验图像 2。(a)原图;(b)经 BSO 增强后的图像;(c)经 GA 增强后的图像;
(d)经 SCBSO 增强后的图像

Fig. 11 Experimental image 2 enhanced by different algorithms. (a) Original image; (b) image enhanced by BSO; (c) image enhanced by GA; (d) image enhanced by SCBSO

算法得到的增强图像如图 11(b)~(d)所示,可以看出本文 SCBSO 增强的图像在边缘处更加自然,图像整体的亮度较均匀,纹理细节得到了很好的显现。BSO 处理和 GA 处理的图像虽没有失真,但是相对于 SCBSO 处理的结果含有过度曝光的区域。在图 12

的直方图效果中,三种增强算法都对集中在 150~250 灰度值范围的原始图像进行了拉伸,但是 SCBSO 处理得到的直方图频率更均衡,效果更好。综合两类纹理图像的处理结果,从视觉和直方图可以看出本文 SCBSO 算法对图像处理效果更好、更稳定。

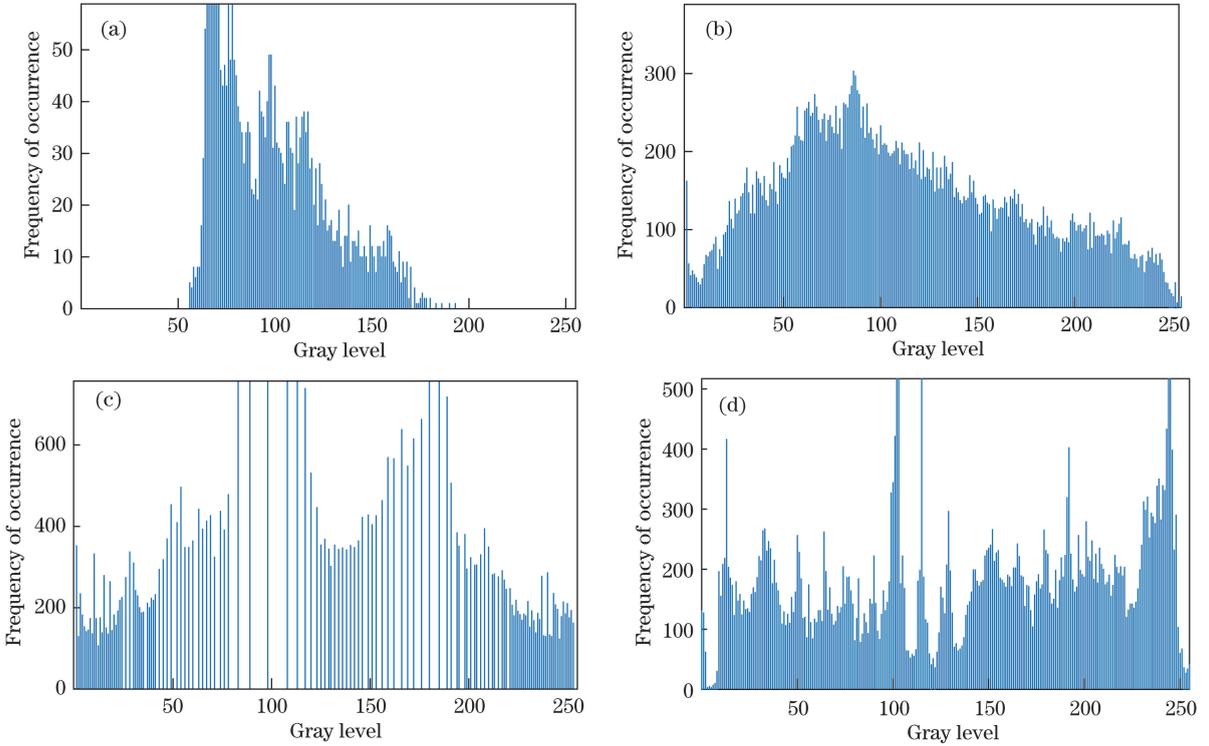


图 12 不同算法增强图像 2 后的灰度直方图。(a)原图的灰度直方图;(b)经 BSO 增强的灰度直方图;(c)经 GA 增强的灰度直方图;(d)经 SCBSO 增强的灰度直方图

Fig. 12 Gray histograms of image 2 enhanced by different algorithms. (a) Gray histogram of original image; (b) gray histogram enhanced by BSO; (c) gray histogram enhanced by GA; (d) gray histogram enhanced by SCBSO

为更好地体现文中所述算法对于图像增强的效果,文中给出近年来图像增强的客观评价指标,包括体现图像亮度还原程度的 LOE 评价指标、反映图像视觉保真程度的 VIF 评价指标、以及图像峰值信噪比 PSNR 评价指标,如表 3 所示。

表 3 不同算法增强后图像的客观评价指标

Table 3 Objective evaluation index of images enhanced by different algorithms

Image	Method	LOE	VIF	PSNR
Image1	SCBSO	37.124	1.1074	18.662
	BSO	70.487	0.7219	16.096
	GA	45.815	1.0119	17.486
Image2	SCBSO	30.223	1.2471	20.095
	BSO	39.912	1.0891	18.781
	GA	38.351	1.1299	19.813

LOE 值越小说明图像的亮度顺序保留得越好, VIF 值越大图像的视觉效果越好, PSNR 越大表示图像的噪声干扰越少。从表 3 数据可以看出,在处

理同一类别的纹理图像比较算法中,本文 SCBSO 算法的三个指标相对于 BSO 和 GA 增强结果都相对较好。其中 BSO 处理的指静脉图像存在失真,亮度不均匀,纹理特征不明显,因此指标相对较差;GA 处理的掌纹图像存在过度曝光区域,自然特性受到影响,根本原因在于所用优化算法在寻优时陷入了局部优解。为避免实验存在随机性,同时验证算法的稳定性,从两个数据集中各选择 40 张图像用本文算法和对标算法进行增强,分别计算三个指标的平均值,结果如表 4 所示。实验结果与表 3 得出的结论基本一致,SCBSO 算法的 LOE 最小,表明算法保留了图像的自然属性,在两个数据集测试中最优,减小了 37.8%、21.7%;VIF 最大表明对图像进行了适度增强,更符合视觉要求,最优提高了 15.3%、11.1%;PSNR 最大体现了在去噪的同时保留了纹理图像的有用信息,最优提高了 10.6%、12.9%。综合三个客观指标,本文 SCBSO 算法性能更稳定,效

果更好,因此本文算法无论是从视觉评价还是客观指标均表现较好。

表 4 不同算法在 40 张图片的平均指标

Table 4 Average indexes of different methods on 40 images

Image	Method	LOE	VIF	PSNR
Database 1	SCBSO	40.925	1.1219	19.742
	BSO	65.797	0.9733	17.844
	GA	47.584	1.0174	18.978
Database 2	SCBSO	31.595	1.2146	20.846
	BSO	40.362	1.0941	19.461
	GA	39.432	1.1764	18.456

5 结 论

针对天牛须群算法易陷入局部优解的不足,提出一种基于经正余弦算法改进的天牛须群算法。首先加入扰动因子增加初始种群遍历性、随机性;其次引入正余弦策略增加 BSO 搜索解的多样性,同时引入时变加速系数对粒子的移动速率公式进行改进,从而达到自动调整的目的。这一策略能有效防止陷入局部优解,改进后的天牛须群算法在两种类别函数下的运行时间较原算法降低了 16.56% 和 14.78%,较经典算法 PSO 算法最优可减少 0.75%,较 GA 减少了 74.1%,算法收敛更快,性能更稳定。将其应用在低照度纹理图像的增强问题中,视觉感受更好,直方图更均衡。客观指标 LOE、VIF、PSNR 数值较对比算法可改进 37.8%、15.3%、12.9%,去除噪声的同时图像得到均衡,纹理细节得到增强。下一步将对 SCBSO 的搜索精度进一步改进,使其自适应性更强,适用图像类型更广泛。

参 考 文 献

- [1] Tao Z Y, Wang H T, Wang L Y. An identification system for actively identifying unknown finger veins [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(12): 121002. 陶志勇, 王浩童, 王黎彦. 一种主动鉴别未知类别指静脉的识别系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(12): 121002.
- [2] Wang J, Wu X S. Medical image fusion based on improved guided filtering and dual-channel pulse coupled neural networks [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(15): 151004. 王建, 吴锡生. 基于改进的引导滤波和双通道脉冲耦合神经网络的医学图像融合[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(15): 151004.
- [3] Bora D J. An optimal color image edge detection approach [C] // 2017 International Conference on

Trends in Electronics and Informatics (ICEI), May 11-12, 2017, Tirunelveli, India. New York: IEEE, 2017: 342-347.

- [4] Du S S, Han C. An improved image inpainting algorithm based on total variation model[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(7): 071005. 杜闪闪, 韩超. 基于总变分模型的改进图像修复算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(7): 071005.
- [5] Das R, Picicco E, Maiorana E, *et al.* Convolutional neural network for finger-vein-based biometric identification[J]. *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, 2019, 14(2): 360-373.
- [6] Liu H P, Zheng M J, Hou X D, *et al.* Enhancement algorithm of fractional differential medical images based on local binary pattern variance[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 091006. 刘洪普, 郑梦敬, 侯向丹, 等. 基于局部二进制模式方差的分数阶微分医学图像增强算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 091006.
- [7] Jiang J G, Zhou J W, Zhou R S, *et al.* Image enhancement method based on improved bacteria foraging optimization algorithm [J]. *Control and Decision*, 2015, 30(3): 461-466. 姜建国, 周佳薇, 周润生, 等. 一种采用改进细菌觅食优化算法的图像增强方法[J]. *控制与决策*, 2015, 30(3): 461-466.
- [8] Kim Y T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization [J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 1997, 43(1): 1-8.
- [9] Sun D H, Zhang L, Zhao M, *et al.* Self-adaptive image enhancement method based on extended Beta function [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(12): 4742-4745. 孙棣华, 张路, 赵敏, 等. 基于广义 Beta 函数的图像自适应增强方法[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(12): 4742-4745.
- [10] Chen H Y, Qian J, Jiang W T, *et al.* Gaussian mixture grayscale image enhancement algorithm based on particle swarm optimization [J]. *Journal of Applied Optics*, 2017, 38(4): 592-598. 陈皓月, 钱钧, 姜文涛, 等. 一种基于粒子群优化的高斯混合灰度图像增强算法[J]. *应用光学*, 2017, 38(4): 592-598.
- [11] Munteanu C, Rosa A. Towards automatic image enhancement using genetic algorithms [C] // Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation. CEC00 (Cat. No. 00TH8512), July

- 16-19, 2000, La Jolla, CA, USA. New York: IEEE, 2000: 1535-1542.
- [12] Li Z N, Wu W M, Lin Z Y. Image enhancement method based on improved antlion optimization algorithm[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(4): 1258-1260, 1265.
李宗妮, 吴伟民, 林志毅. 一种采用改进蚁狮优化算法的图像增强方法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(4): 1258-1260, 1265.
- [13] Saitoh F. Image contrast enhancement using genetic algorithm [C] // IEEE SMC' 99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (Cat. No. 99CH37028), October 12-15, 1999, Tokyo, Japan. New York: IEEE, 1999: IV-899-IV-904.
- [14] Zhang M, Zhang W, Zhang P, *et al.* Parameter optimization in particle swarm algorithm for spectral shape multiplexing demodulation of fiber Bragg grating[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0706001.
张梅, 张伟, 章鹏, 等. 光纤光栅谱形复用解调中粒子群算法的参数优化[J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0706001.
- [15] Hashemi S, Kiani S, Noroozi N, *et al.* An image contrast enhancement method based on genetic algorithm[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13): 1816-1824.
- [16] Wang T T, Yang L, Liu Q. Beetle swarm optimization algorithm: theory and application [J/OL]. (2018-08-01) [2019-04-17]. <http://arxiv.org/abs/1808.00260>.
- [17] Carbonaro A, Zingaretti P. A comprehensive approach to image-contrast enhancement [C] // Proceedings 10th International Conference on Image Analysis and Processing, September 27-29, 1999, Venice, Italy. New York: IEEE, 1999: 6482375.
- [18] Gao S Y. Research of wave impedance inversion based on hybrid particle swarm optimization [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2018.
高松岩. 基于混合粒子群优化算法的波阻抗反演研究[D]. 大庆: 东北石油大学, 2018.
- [19] Ning W D. Research and application of particle swarm optimization based on sine and cosine strategy [D]. Changsha: Hunan University, 2018.
宁维迪. 基于正余弦策略的粒子群算法的研究及应用[D]. 长沙: 湖南大学, 2018.