轻工学报® 2019 年 5 月 第 34 卷 第 3 期
JOURNAL OF LIGHT INDUSTRY Vol. 34 No. 3 May 2019

引用格式:马吉明,陈浩洋,张嵩. 基于混沌扰动机制的天牛须搜索算法及其在图像增强中的应用[J]. 轻工学报,2019,34(3):68 – 76.
中图分类号:TP301 **文献标识码**:A
DOI:10.3969/j.issn.2096 – 1553.2019.03.008
文章编号:2096 – 1553(2019)03 – 0068 – 09

基于混沌扰动机制的天牛须搜索算法及其在图像增强中的应用

Beetle antennae search algorithm based on chaotic disturbance mechanism and its application in image enhancement

马吉明,陈浩洋,张嵩
MA Jiming,CHEN Haoyang,ZHANG Song

郑州轻工业大学 计算机与通信工程学院,河南 郑州 450001
College of Computer and Communication Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, *China*

关键词:
天牛须搜索算法;混沌扰动;图像增强;灰度值

Key words:
beetle antennae search algorithm;
chaos disturbance;
image enhancement;
gray value

摘要:针对天牛须搜索算法(BAS)收敛速度慢、精度低、全局搜索效果较差等问题,提出了一种基于混沌扰动机制的改进天牛须搜索算法(CDBAS). 该算法通过混沌机制对天牛位置进行扰动,在迭代时先进行全局搜索,找到全局适应度值大的区域,然后在该区域中再进行搜索. 对 BAS 和 CDBAS 分别用 7 个测试函数进行实验对比,结果显示 CDBAS 算法具有更好的优化性能,其收敛速度更快,求解精度更高. 将 CDBAS 算法应用于图像增强中,结果表明,CDBAS 算法的增强效果更为明显,图像更加清晰,层次信息更为丰富.

收稿日期:2018 – 12 – 03
基金项目:国家自然科学基金项目(61773018);河南省关键技术研发计划项目(162102210057)
作者简介:马吉明(1965—),男,山西省阳高县人,郑州轻工业大学教授,主要研究方向为智能信息处理、群智能算法、数据库与信息集成.

Abstract: To solve the problem of slow convergence, low precision and poor global search effect of beetle antennae search algorithm (BAS), an improved beetle antennae search algorithm (CDBAS) based on chaotic disturbance mechanism was proposed. The algorithm disturbed the position of longicorn by chaotic mechanism, searched the region with large global fitness value first in iteration, and then searched in the region. Comparation of BAS and CDBAS with 7 test functions showed that CDBAS algorithm had better optimization performance, faster convergence speed and higher accuracy. The CDBAS algorithm was applied to image enhancement. The results showed that the enhancement effect of CDBAS algorithm was more obvious, the image was clearer and the hierarchical information was more abundant.

0 引言

启发式算法在以计算机科学为主要内容的学术社会,以及许多其他实际工程领域中发挥着相当重要的作用,比如背包问题求解[1]、神经网络[2]、PID 控制策略[3]、K 均值分类[4]、多聚焦图像融合[5]的实现等. 启发式算法是相对最优化算法提出的,最优化算法可以求出一个问题中每个实例的最优解,而启发式算法是一个基于直观或经验构造的算法,在可接受的花费(指计算时间和空间)下给出待解决组合优化问题每一个实例的一个可行解,该可行解与最优解的偏离程度一般不能被预计. 由于启发式算法具有简单、灵活和局部最优等特点,在过去几十年中引起了业内学者的广泛关注. S. Mirijalili 等[6]提出了一个灰狼优化器,通过在自然界中模仿灰狼的领导和猎物,使其较强的收敛性能为快速求解出最优值做好铺垫. X. S. Yang 等[7]受到一些杜鹃种群繁殖寄生的启发,开发了一种名为杜鹃搜索的算法用于优化搜索. 乔东平等[8]研究一种蚁群优化方法,该方法受某些蚂蚁种群觅食行为与方法的启发,以探索优化问题的方案. T. Q. Wu 等[9]模仿海豚在搜寻、呼叫、接受、捕猎中,进行回声定位、信息交流、合作分工等行为,提出海豚算法. 本文研究的内容为图像增强,需要对图像进行优化. 为了解决优化问题,本文选择了 X. Y. Jiang 等[10]在 2018 年提出的启发式算法,即天牛须搜索算法(BAS),该算法模拟了天线的功能和自然界中甲虫的随机行走机制,实现了检测和搜索两个主要步骤,具有求解速度快、精度高等特点. BAS 算法不需要梯度信息和函数的具体形式,就可以实现高效寻优与求解. 相对于粒子群算法,BAS 算法只需要一个个体,即一只天牛,因此算法运算量较低.

本文拟综合混沌扰动优化策略的思想,在基本的 BAS 算法基础上,提出一种基于混沌扰动机制的天牛须搜索算法(CDBAS),采用混沌扰动机制优化天牛位置,解决 BAS 易限于局部极值、收敛速度慢的问题,并将其应用到图像处理领域,以期获得更好的图像增强效果.

1 基于混沌扰动机制的天牛须搜索算法

1.1 BAS 算法的基本原理

BAS 算法是一种受天牛觅食原理启发的智能优化算法. 天牛觅食是根据食物气味的强弱来觅食的. 天牛的触角非常长,有的甚至超过了身体的长度,大触角扩大了探索的区域. 如果左边触角收到的气味比右边大,天牛就往左边飞,否则就往右飞,直至找到食物.

描述天牛觅食的简单模型假设如下.

1)天牛左右两须位于质点两边.

2)天牛步长 $step$ 与两须之间的距离 d_0 之比 c 是个固定常数,即 $step = c \times d_0$,因此大天牛(两须固定长)走大步,小天牛走小步.

3)天牛飞到下一步后,头的朝向是随机的.

将天牛在 t 时刻的位置表示为 $x^t(t=1,2,3,\cdots)$，x 位置的气味浓度表示为 $f(x)$，此函数称为适应度函数，其最大值对应于气味的来源点.

基本 BAS 算法的步骤如下.

步骤 1　建立搜索模型，描述一个随机方向的天牛搜索：

$$\vec{b}=\frac{rnd(k,1)}{\|rnd(k,1)\|} \quad ①$$

其中，$rnd(k,1)$ 为随机函数，k 为位置维数.

通过向左边或右边搜索，来模拟天牛须触角的活动.

$$x_r=x^t+d^t\vec{b},\ x_l=x^t-d^t\vec{b} \quad ②$$

其中，x_r 是右侧搜索区域的位置；x_l 是左侧搜索区域的位置；d 是与利用能力相对应的天线的传感长度，该长度需要足够长，能覆盖适当的搜索范围，以便从开始就能从局部最小点跳出，然后随着时间 t 的推移，传感长度逐渐缩短.

步骤 2　为了表达检测行为，进一步生成迭代模型，将搜索行为与气味检测相关联.

$$x^t=x^{(t-1)}+\delta^t\vec{b}sign(f(x_r)-f(x_l)) \quad ③$$

其中，δ 是搜索的步长，其说明了 t 的递减函数的收敛速度，δ 的初始化应该相当于搜索区域；$sign(.)$ 表示符号函数.

搜索参数 d 和 δ 的更新规则分别为

$$d^t=0.95d^{t-1}+0.01 \quad ④$$

$$\delta^t=0.95\delta^{t-1} \quad ⑤$$

如果需要，这两个参数也可以指定为常数.

在 BAS 算法中，由于天牛须是单个个体搜索，不是群搜索，所以它的全局搜索效果较差，不能在大范围内找出理想的结果. 因此需要进行改进，使其能够在大范围内搜索出最佳的适应度值.

1.2　混沌扰动机制

混沌是一种确定的但又不可预测的运动状态，在有限空间中永远运动着，不相交也不闭合，它是自然界普遍存在的一种非线性现象，它看似混乱，却有着精致的内在结构，具有随机性、遍历性、规律性等特点[11].

产生混沌序列的方法有多种，比如，Logistic 映射、Tent 映射、Sin 映射. 由于 Tent 映射的值分布比较平坦、均匀，所以本文选择该映射来产生混沌序列. Tent 映射的公式为

$$X_d=\begin{cases}2x_d & 0\leqslant x_d\leqslant 1/2\\ 2(1-x_d) & 1/2\leqslant x_d\leqslant 1\end{cases} \quad ⑥$$

其中，X_d 是混沌序列 X 的第 d 维变量，$d=1,2,\cdots$；x_d 是一个服从均匀分布的随机数，$x_d\in[0,1]$.

混沌扰动的步骤可以描述如下.

步骤 1　应用 Tent 映射产生混沌变量.

步骤 2　将混沌变量映射回到所要解决问题的解空间：

$$newX_d=min_d+(max_d-min_d)X_d \quad ⑦$$

其中，max_d 和 min_d 分别是第 d 维变量 $newX_d$ 的最大和最小值.

步骤 3　按照下式对个体进行混沌扰动：

$$newX=X+step\times(newX_d-X)/2 \quad ⑧$$

其中，X 为需要进行混沌扰动的个体，$newX_d$ 为产生的混沌扰动量，$newX$ 为混沌扰动后的个体[12].

1.3　改进的天牛须搜索算法

混沌搜索是一种效果较好的搜索机制，由于它具有遍历性，利用混沌变量进行优化搜索会比盲目无序的随机搜索更具优越性，所以将混沌扰动机制引入 BAS，可以在搜索时更容易跳出局部极值[13]. CDBAS 算法开始进行迭代时，前一部分迭代采用混沌扰动机制进行全局搜索，后一部分迭代根据原始行为进行局部搜索，这可以加快算法的收敛速度，提高算法的收敛精度. CDBAS 算法的流程如图 1 所示.

初始化参数之后，如果没有超过迭代次数，则先生成一个天牛的随机方向，再通过气味等相关信息更新方向，迭代的前一部分根据混沌

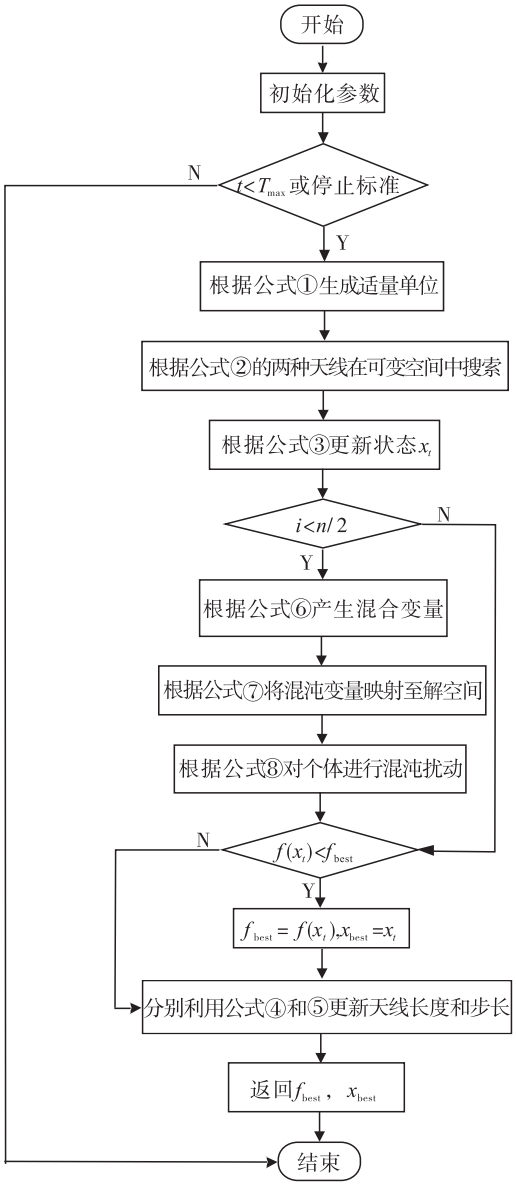


图 1　基于混沌扰动机制的 BAS 算法流程图

Fig. 1　Flow chart of BAS algorithm based on chaotic perturbation mechanism

扰动机制进行搜索,后一部分根据原始的行为搜索. 不管是前一部分迭代还是后一部分迭代,只要发现有更好的适应度值,就进行替换,直到迭代结束.

在前一部分的迭代过程中,扰动分量较大,因此进行全局搜索,在全局中找到适应度值大的区域. 在后半部分的迭代中,对前一部分选中的区域进行再搜索,这时扰动分量较小,收敛精度较高. 扰动次数随着迭代次数的增加而减少,这种“全面撒网,重点捞鱼”的行为,弥补了 BAS 算法的不足,能对收敛速度、求解精度更好地进行优化.

2　仿真实验与分析

2.1　仿真实验设计

为了验证本文提出的 CDBAS 算法的性能,选取 7 个标准测试函数进行仿真测试. 标准测试函数如表 1 所示,测试函数均是非线性函数,理论最小值均为 0. 其中,f_1 是一个典型的单模函数,主要用于测试算法的准确性;f_2 函数的成像几乎是平坦的区域,由余弦波调制形成单独的孔或峰,以使表面起伏,主要是为了寻找函数的最优解;f_3 函数的主要作用是检测在解有规律的一种情况下,算法的实用性;f_4 函数是测试算法收敛性能的经典函数;f_5 函数具有以全局最小值和径向环区域为中心的无限个局部最小点,该函数振荡强烈,并且难以获得全局最优解;f_6 是测量全局优化功能的指数函数,当 $i=1,2,\cdots$ 时,$z_i=1+\frac{x_i-1}{4}$;f_7 函数用于求解多模式最小化问题. 以上 7 个函数的搜索范围均为 $[-10,10]$.

实验环境为 Window10 系统,Matlab R2014a 软件,CPU 为 i5-3470 3.20G Hz,RAM 为 4 GB.

BAS 算法和 CDBAS 算法的参数设置为:天牛步长递减系数 $eta=0.95$,天牛须长与步长之比(须长率)$c=5$,迭代次数 $n=100$,初始化最大步长 $step=1$.

针对每一个函数,两种算法分别在搜索维度为 2,10 和 20 时独立运行 30 次,通过比较计算结果的精度和进化曲线对比算法的性能.

2.2　实验结果及分析

2.2.1　精度对比　将所得最优值、最差值、平均值和方差作为算法精度和鲁棒性的衡量指标,运行结果如表 2—表 4 所示.

表 1　测试函数

Table 1　Test function

序号	函数名	表达式
1	Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^{d} x_i^2$
2	Ackley	$f_2(x) = -20\exp\left[-0.2\sqrt{\frac{1}{d}\sum_{i=1}^{d} x_i^2}\right] - \exp\left[\frac{1}{d}\sum_{i=1}^{d}\cos(2\pi x_i)\right]$
3	Rastrigin	$f_3(x) = 10d + \sum_{i=1}^{d}[x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)]$
4	Zacharov	$f_4(x) = \sum_{i=1}^{d} x_i^2 + \left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{d} ix_i\right)^2 + \left(\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{d} ix_i\right)^4$
5	Salomon	$f_5(x) = -\cos\left(2\pi\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2}\right) + 0.1\sqrt{\sum_{i=1}^{n} x_i^2} + 1$
6	Levy	$f_6(x) = \sin^2(\pi z_i) + \sum_{i=1}^{n-1}(z_i - 1)^2[1 + 10\sin^2(\pi z_i + 1)] + (z_i - 1)^2[1 + \sin^2(2\pi z_i)]$
7	Dixon-Price	$f_7(x) = (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^{d} i(2x_i^2 - x_{i-1})^2$

表 2　搜索维度为 2 维时 7 个函数的性能比较

Table 2　Performance comparison of seven functions when search dimension is 2

函数	算法	最优值	最差值	平均值	方差
f_1	BAS	2.439 0e − 08	4.453 9	0.215 2	0.774 3
	CDBAS	4.142 6e − 08	0.104 2	0.010 1	0.000 9
f_2	BAS	0.000 9	15.615 9	8.042 1	29.824 9
	CDBAS	0.000 3	4.886 3	0.426 6	1.324 4
f_3	BAS	8.127 6e − 04	132.049 4	48.182 2	1.291 8e + 03
	CDBAS	6.548 1e − 05	4.975 0	1.294 2	1.294 2
f_4	BAS	5.759 1e − 07	28.761 6	1.511 4	29.661 9
	CDBAS	1.005 6e − 06	0.607 7	0.028 7	0.013 1
f_5	BAS	0.165 5	1.249 3	0.693 6	0.084 6
	CDBAS	0.000 1	0.200 2	0.088 6	0.004 6
f_6	BAS	1.367 7e − 07	8.624 6	3.465 9	7.753 3
	CDBAS	2.401 9e − 07	0.232 1	0.025 1	0.003 4
f_7	BAS	3.172 1e − 11	1.705 1e − 06	1.128 2e − 07	9.570 0e − 14
	CDBAS	1.106 5e − 12	5.808 5e − 07	6.850 1e − 08	1.680 2e − 14

表 3　搜索维度为 10 维时 7 个函数的性能比较

Table 3　Performance comparison of seven functions when search dimension is 10

函数	算法	最优值	最差值	平均值	方差
f_1	BAS	60.857 7	363.076 5	198.911 6	6.331 1e + 03
	CDBAS	1.579 0	20.783 1	6.888 7	20.694 1
f_2	BAS	8.884 3	15.392 5	12.979 4	1.983 0
	CDBAS	2.176 5	5.616 7	4.137 9	0.623 7
f_3	BAS	149.148 2	510.644 8	333.479 8	7.502 2e + 03
	CDBAS	25.234 9	69.601 8	52.261 5	102.749 5
f_4	BAS	122.738 9	5.372 6e + 06	3.879 1e + 05	1.398 7e + 12
	CDBAS	3.833 2	40.099 0	12.376 3	84.919 3
f_5	BAS	1.020 2	2.492 8	1.771 1	0.103 0
	CDBAS	0.173 2	0.519 8	0.344 7	0.007 8
f_6	BAS	14.310 2	68.154 5	25.566 4	111.002 8
	CDBAS	0.765 9	5.538 5	1.905 6	1.176 1
f_7	BAS	6.379 2e + 03	2.826 4e + 05	1.014 8e + 05	3.920 2e + 09
	CDBAS	24.175 0	1.134 1e + 03	249.443 6	7.728 0e + 04

表 4　搜索维度为 20 维时 7 个函数的性能比较

Table 4　Performance comparison of seven functions when search dimension is 20

函数	算法	最优值	最差值	平均值	方差
f_1	BAS	255.963 6	676.223 9	488.780 0	488.780 0
	CDBAS	6.182 5	35.214 6	17.429 9	41.455 4
f_2	BAS	12.617 0	15.592 8	14.067 8	0.561 7
	CDBAS	3.625 5	5.737 5	4.773 5	0.245 6
f_3	BAS	503.875 8	1.053 3e + 03	1.053 3e + 03	1.931 2e + 04
	CDBAS	112.567 6	185.939 0	148.718 1	267.190 3
f_4	BAS	351.389 9	3.717 7e + 09	3.641 8e + 08	7.975 9e + 17
	CDBAS	12.601 4	112.042 1	32.851 4	538.674 3
f_5	BAS	2.004 3	3.202 4	2.619 3	0.091 1
	CDBAS	0.346 5	0.721 3	0.509 0	0.010 1
f_6	BAS	41.468 1	153.980 7	83.227 6	762.500 8
	CDBAS	1.885 2	14.935 9	6.255 9	10.812 5
f_7	BAS	2.620 0e + 05	1.929 3e + 06	9.283 0e + 05	1.193 4e + 11
	CDBAS	274.240 2	6.647 6e + 03	1.848 4e + 03	2.300 4e + 06

从表 2— 表 4 可以看出,当测试函数在 2 维、10 维和 20 维时,CDBAS 算法总体上比 BAS 算法的精度更高、鲁棒性更好. CDBAS 继承了 BAS 的优点,又增强了全局搜索能力,极易于跳出局部极值,同时扰动量随着迭代次数的增加不断减小,利于局部搜索.

2.2.2　进化曲线对比　由于 2 维、10 维、20 维不同函数的运行结果具有相同的变化趋势,所以本文选取 20 维的进化曲线进行对比,进化曲线如图 2 所示.

从图 2 可以看出,在相同维数和参数条件下,对于所有的函数,CDBAS 的收敛速度远远优于BAS. 这是因为BAS算法收敛到极值后,找不到一种有效机制能使算法跳出局部极值.

3　CDBAS 算法在图像增强中的应用

灰度变换是图像增强的一种重要手段. 常用的灰度非线性变换有 4 种类型,第一种是对较暗区域进行拉伸,第二种是对较亮区域进行拉伸,第三种是拉伸中间区域压缩两端区域,第四种是拉伸两端区域压缩中间区域. J. B. Tubbs[14] 提出用归一化的非完全 Beta 函数 $F(u)$ 来自动拟合这 4 类变换曲线:

$$F(u) = B^{-1}(\alpha,\beta) \times \int_0^u t^{\alpha-1}(1-t)^{\beta-1}\mathrm{d}t$$

$$0 < \alpha,\beta < 50$$

其中,$B(\alpha,\beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1}(1-t)^{\beta-1}\mathrm{d}t$.

不同的 α,β 值能够拟合各类变换曲线,产生不同的效果. 当 $\alpha < \beta$ 时,呈现的区域为第一种类型;当 $\alpha < \beta$ 时,呈现的区域为第二种类型;当$\alpha = \beta$ 时,呈现的区域为第三和第四种类型. 采用Tubbs方法确定α和β值,计算量大,耗时多,效率低.

将 CDBAS 算法应用于图像增强的基本思想是:利用 CDBAS 算法在非线性变换函数的参数 α 和 β 的空间范围内,自适应地搜索每幅待处理图像对应变换函数的最佳 α,β 值,从而使目标函数取得最大值. 具体过程如下.

1)首先对输入进行归一化处理

$$g(x,y) = \frac{f(x,y) - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}}$$

其中,$f(x,y)$为原来函数的灰度值,$g(x,y)$为进行归一化处理后图像的灰度值,$L_{\max}$和 $L_{\min}$分别是图像灰度值的最大值和最小值.

2)采用CDBAS算法进行多次迭代,得出非线性变换函数 $F(u)$的最佳参数 α,β.

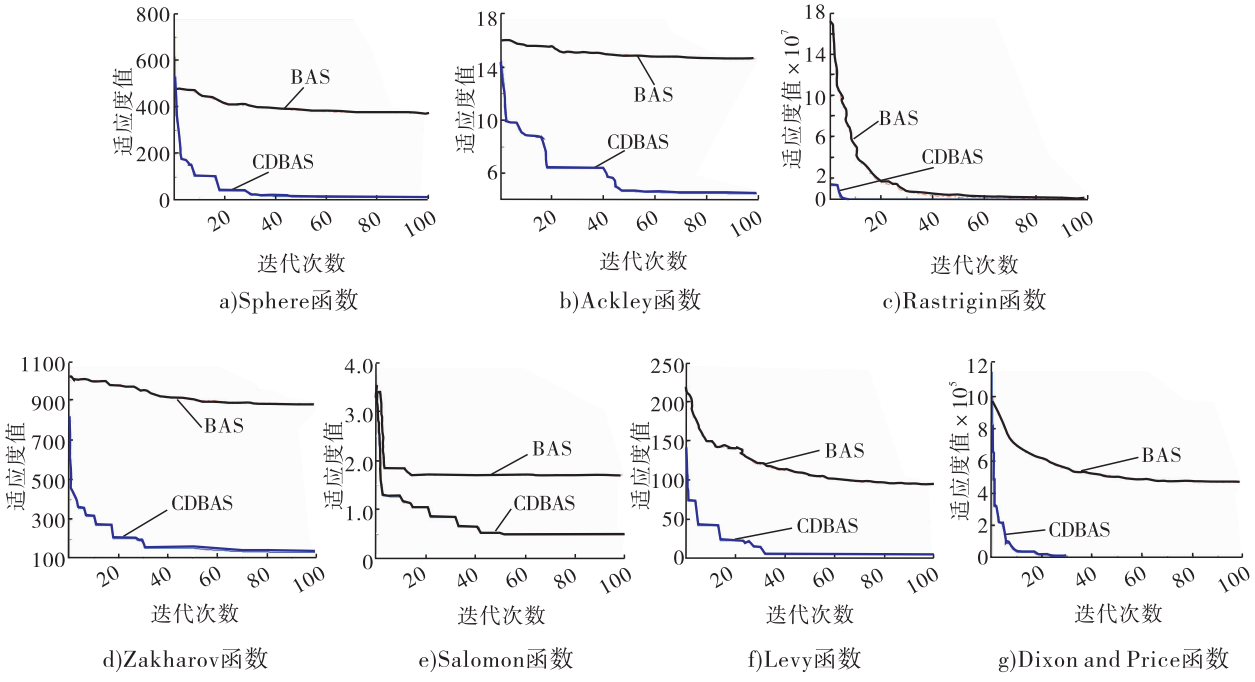


图 2　搜索维度为 20 维时不同函数的进化曲线

Fig. 2　Evolution curves of different functions with 20 search dimensions

3）找到最佳的 α,β 值后，利用式⑨进行非线性变换，对图片进行灰度处理.

$$g'(x,y)=F[g(x,y)] \quad ⑨$$

4）用式⑩进行反归一化处理，得到增强后的图像.

$$f'(x,y)=(L_{\max}-L_{\min})g'(x,y)+L_{\min} \quad ⑩$$

其中，$f'(x,y)$ 表示原来的图像的像素点 (x,y) 经过灰度变换后的灰度值.

5）适应度函数以文献[15]中的图像质量的评价测试函数为标准来确定：

$$fifness=\frac{1}{M\times N}\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{N}f'^{2}(x,y)-\left[\frac{1}{M\times N}\sum_{x=1}^{M}\sum_{y=1}^{M}f'(x,y)\right]^{2}$$

其中，M,N 分别是图像的长和宽；当 $fifness$ 得到的值越大时，说明图像对比度越大，图像增强的效果就越好.

为了验证 CDBAS 算法图像增强的有效性，选取标准图库中的 Lena（512 像素 ×512 像素）图像进行仿真实验. 参数设置为：天牛步长递减系数 $eta=0.95$，须长率 $c=5$，迭代次数 $n=100$，α 和 β 值的范围为[0,50]，初始化最大步长 $step=1$. 最佳的 α,β 和适应度值如表5所示，Lena 图像增强效果及其对应直方图如图 3—图 4 所示.

由图 3 和图 4 可知，输入图像的灰度值很低，使用 CDBAS 算法后，增强了图像的灰度值，并且图像的清晰度更高，亮度更亮，视觉效果得到了很好的改善，鲁棒性增强；与 BAS 算法相比，CDBAS 增强的直方图的灰度值范围更大，层次也更加丰富.

4　结语

本文提出的 CDBAS 算法，在 BAS 算法的

表 5　最佳的 α,β 和适应度值

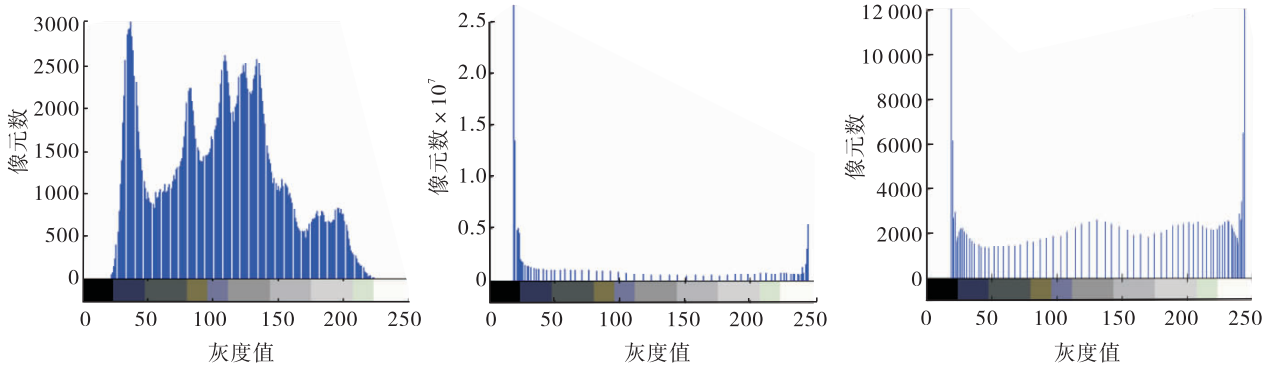
Table 5　Optimum α, β and fitness values

图像	α	β	适应度值
原图	1	1	2.199 7e+03
BAS 增强	41.187 2	21.985 6	4.156 2e+03
CDBAS 增强	20.125 1	29.970 4	9.174 7e+03

a)原图像　　b)BAS增强　　c)CDBAS增强

图 3　Lena 图像增强效果

Fig. 3　Enhancement effect of Lena image



a)原图像　　b)BAS图像增强　　c)CDBAS图像增强

图 4　Lena 图像增强直方图

Fig. 4　Enhancement histogram of Lena image

基础上,引入了混沌扰动机制对天牛位置进行扰动,扰动量随着迭代次数的增加不断减小. 运用 7 个标准测试函数分别在 2 维、10 维、20 维进行对比实验,验证了 CDBAS 算法相比于 BAS 算法的收敛速度和求解精准度更优. 将 CDBAS 算法应用于图像增强,增强效果比 BAS 算法更加明显,图像更加清晰,层次信息更为丰富. 为了扩展改进的天牛须算法的应用领域,下一步将研究该算法在多目标规划问题中的应用.

参考文献:

[1] 李佩泽,王姗姗,樊岩. 基于改进蝙蝠算法的背包问题求解[J]. 计算机应用研究,2015(11):3226.

[2] 冷昕,张树群,雷兆宜. 改进的人工蜂群算法在神经网络中的应用[J]. 计算机工程与应用,2016,52(11):7.

[3] 程准,鲁植雄,唐迪,等. 基于改进 PSO 算法的拖拉机驱动防滑 PID 控制策略[J]. 计算机应用研究,2017,34(1):83.

[4] 王晓东,张姣,薛红. 基于蝙蝠算法的 K 均值聚类算法[J]. 吉林大学学报(信息科学版),2016,34(6):805.

[5] 费春,张萍,李建平. 基于人工鱼群优化分块的多聚焦图像融合[J]. 强激光与粒子束,

2015,27(1):1

[6] MIRJALILI S,MIRJALILI S M,LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software,2014,69(3):46.

[7] YANG X S,DEB S. Cuckoo search: recent advances and applications[J]. Neural Computing and Applications,2014,24(1):169.

[8] 乔东平,裴杰,肖艳秋,等. 蚁群算法及其应用综述[J]. 软件导刊,2017(12):217.

[9] WU T Q,YAO M,YANG J H. Dolphin swarm algorithm[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2016, 17(8): 717.

[10] JIANG X Y,LI S. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems[J]. International Journal of Robotics and Control,2018,1(1):1.

[11] 李兵,蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用[J]. 控制理论与应用,1997(4):613.

[12] 江铭炎,袁东风. 人工蜂群算法及其应用[M]. 北京:科学出版社,2014.

[13] ALATAS B. Chaotic bee colony algorithms for global numerical optimization[J]. Expert Systems with Applications,2010,37(8):5682.

[14] TUBBS J D. A note on parametric image enhancement[J]. Pattern Recognition,1987, 20(6):617.

[15] GONZALE R C,WOODS R E. 数字图像处理(MATLAB 版)[M]. 2 版. 阮秋琦,译. 北京:电子工业出版社,2003.