

一种采用改进细菌觅食优化算法的图像增强方法

姜建国¹, 周佳薇¹, 周润生², 王娟¹

(1. 西安电子科技大学 计算机学院, 西安 710071; 2. 渭南职业技术学院, 陕西 渭南 714000)

摘要: 为了解决现有图像增强技术在细节处理方面的不足以及变换后图像直方图分布偏移的情况, 提出一种采用改进细菌觅食优化算法的灰度图像增强方法. 针对细菌觅食算法在优化高维函数时性能不佳、易陷入早熟收敛的缺陷, 将变高维的灰度图像增强问题转化为固定2维的非完全Beta函数的参数最优化问题. 仿真实验结果表明了所提出方法的有效性, 与其他方法相比, 增强后的图像细节表现更自然, 直方图分布更均匀, 明暗区域分配更合理.

关键词: 图像处理; 灰度图增强; 细菌觅食优化算法; 非完全Beta函数; 局部搜索; 位置扰动

中图分类号: TP751.1

文献标志码: A

Image enhancement method based on improved bacteria foraging optimization algorithm

JIANG Jian-guo¹, ZHOU Jia-wei¹, ZHOU Run-sheng², WANG Juan¹

(1. School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China; 2. Weinan Vocational & Technical College, Weinan 714000, China. Correspondent: ZHOU Jia-wei, E-mail: irene-kay@163.com)

Abstract: A gray image enhancement method is proposed based on an improved bacterial foraging optimization algorithm, so that the problems of the insufficient detail processed by the traditional image enhancement technology and the offset of histogram distribution after the transformation are solved. To avoid becoming prone to fall into the defects of premature convergence and other poor performances in swarm intelligence algorithms when optimizing high dimensional functions, a gray-scale image enhancement problem whose dimensions are high and variational is converted into a fixed two-dimensional parameters optimization problem of the incomplete Beta function. Simulation results show the effectiveness of the proposed method. Comparing with other methods, enhanced image makes the details more natural, the histogram distribution more uniform, and the light and dark areas more reasonable.

Keywords: image processing; grayscale enhancement; bacterial foraging optimization algorithm; incomplete Beta function; local search; position disturbance

0 引言

随着数字化时代的到来, 图像技术已经渗透到人类生活和社会发展的各个方面^[1]. 图像增强作为图像处理领域的最基本方法之一, 目前还没有通用算法. 根据其处理空间的不同可分为空间域方法和频率域方法. 空间域算法以对图像的像素直接操作为基础, 导致对于一些低对比度图像, 存在噪声增大而图像细节增强的不足^[2]; 而频率域处理技术^[3]以修改图像的傅氏变换为基础, 计算量较大, 且人工干预对变换参数的选取影响较大^[4]. Tubbs^[5]针对灰度图像的空间域增强算法提出了一种能完全覆盖图像增强典型变换函数的非完全Beta函数, 增加了空间域方法灰度变换

函数选取的灵活性, 在图像增强领域得到了广泛应用^[6].

群体智能优化算法能够解决传统优化方法无法实现的实际工程最优化问题^[7], 其中细菌觅食优化算法^[8](BFO)因其群体并行性及局部搜索能力强等优点受到关注. 相关学者对其改进提出了多种策略并取得了一定成效^[9-12], 但该算法提出的时间较晚^[13], 目前只有少数先例将其应用于图像处理领域^[14-15]. 因此, 将图像增强转换为最优化问题, 并利用细菌觅食的思想自动拟合灰度变换函数仍是亟待研究的问题.

对此, 本文对经典的BFO进行改进: 将随机化初始种群改进为分布更优、更适应图像增强问题的菌

收稿日期: 2013-12-23; 修回日期: 2014-05-26.

基金项目: 国防基础科研项目(A1120132007).

作者简介: 姜建国(1956—), 男, 教授, 从事图形图像处理、优化理论与算法等研究; 周佳薇(1990—), 女, 硕士生, 从事群智能优化的研究.

群,加速了收敛过程;将趋化操作在某一方向上的游动改进为变次数游动,提高了细菌寻优的精度;将迁徙操作改进为保护精英细菌的有选择性的迁徙,同时为避免算法陷入局部最优设计了位置扰动,加速了菌群寻优过程;最后,将变化维度的图像增强问题转化为固定2维的细菌觅食优化算法最优化问题,并通过仿真实验验证了本文算法能够切实改善经典BFO的搜索效率.采用本文算法增强后的图像效果较好,更符合人的视觉感受.

1 相关技术

1.1 细菌觅食优化算法

Passino^[8]受大肠杆菌觅食行为的启发,提出了细菌觅食优化算法.在该算法中,细菌通过趋化、复制和迁徙3个嵌套循环找到函数值最优的位置.其中:趋化操作反映了细菌的探索和觅食行为;复制操作体现了适者生存的择优过程,对菌群按照适应度值的优劣排序,复制算子 S_r 为将被淘汰掉的细菌数目;迁徙操作改善了菌群陷入局部最优的情况.设菌群规模为 S , X 为细菌的初始化位置, S_{\min} 和 S_{\max} 为优化区间的最小和最大值,则菌群随机初始化公式为

$$X = X_{\min} + \sigma \times (X_{\max} - X_{\min}), \quad (1)$$

其中 $\sigma = \text{rand}(x)$ 为 $[-1, 1]$ 间的随机数.另设 $X(i, j, k, l)$ 为细菌 i 在第 j 次趋向性操作、第 k 次复制操作和第 l 次迁徙操作后的位置,则每次趋化操作后细菌的位置更新公式为

$$X(i, j+1, k, l) = X(i, j, k, l) + C(i) \times \phi(i, j),$$

$$\phi(i, j) = \Delta(i, j) / \sqrt{\Delta^{(T)}(i, j) \Delta(i, j)}. \quad (2)$$

其中: $C(i)$ 为细菌 i 的趋化步长, $\phi(i, j)$ 为细菌 i 在第 j 次翻转时的单位随机方向向量, $\Delta(i, j)$ 为 $[-1, 1]$ 内任意产生的随机方向向量.

1.2 图像增强

Tubbs^[5]提出的归一化非完全Beta函数能够自动拟合图像增强的4类非线性转换曲线,具有很大的灵活性.对应不同的 α, β 值,非完全Beta函数 $F(u)$ 具有不同的变换曲线.但是,确定这两个参数的过程并不直观,没有统一的方法,故本文将非完全Beta函数的参数确定问题转化为最优化问题,利用BFO算法的全局优化搜索能力实现参数 α, β 的动态确定,由此完成图像的自适应增强过程.

归一化非完全Beta函数为

$$F(u) = B^{-1}(\alpha, \beta) \left[\int_0^u t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \right],$$

$$0 < \alpha, \beta < 10. \quad (3)$$

其中: u 为原始图像像素; $B(a, b)$ 为Beta函数,表示为

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt. \quad (4)$$

2 改进的细菌觅食优化算法

2.1 初始种群的构造

经典BFO算法从一组随机解出发,通过迭代寻找最优位置,而随机产生的种群在搜索空间分布不均匀,导致种群多样性不高,算法搜索范围受限,全局寻优能力降低,即初始种群的优劣对算法的搜索能力有较大的影响.好的初始种群应具备分布均匀、不重复和能扩展搜索空间的特点.

利用数论中的佳点集理论和方法构造初始种群^[16],其精度与维数无关,所得种群比随机化方法得到的种群偏差要小得多,可在一定程度上帮助算法更快地收敛.然而,佳点集布点完全不具备随机性,又不利于算法的随机迁徙,可能导致菌群陷入局部最优.因此,本文沿用佳点集布点的思想,对其进行改进以完成初始种群的构造.首先,利用佳点集方法构造若干组初始解 (α, β) ,然后对其按照以下公式进行微扰动:

$$\alpha = \alpha - \text{rand} \times c_1 \times \alpha,$$

$$\beta = \beta + \text{rand} \times c_1 \times (1 - \beta). \quad (5)$$

其中: (α, β) 为非完全Beta函数的两个参数,对应BFO算法中的一个细菌, α 和 β 分别为细菌位置在两个维度上的最小、最大值; c_1 为调节参数.由多次仿真测试可知,非完全Beta函数的两个参数 α 和 β 在差距较大时对图像的增强变换效果更佳,故采用改进佳点集方法得到的初始种群既具备佳点集布点均匀、分布范围广的优点,又能够克服其方向性过强的缺陷,且种群中的各对参数值差距较大,对应的非完全Beta函数对图像增强变换的效果更佳.

2.2 变次数游动策略的提出

游动次数 N_s 为细菌在一次趋向性操作中单向最大趋化次数.经典BFO算法中的细菌每随机翻转一次,便判断计算适应度值是否改善,若改善则沿着该方向以固定次数游动,直到适应度值减小或 N_s 次游动完成为止.在BFO问题中,适应度值的改善意味着细菌正在向食物浓度高的区域趋近,然而固定游动次数的策略将迫使细菌在正确的方向上前进若干步停止后,又重新开始随机搜寻趋化方向,即细菌在方向选择正确时前进的步幅不够,过早放弃了关于方向的信息.由此可知,重搜趋化方向的操作不必要,而且增加了寻优时间.

在采用BFO优化机制的图像增强问题中,菌群对于Beta函数参数的寻优结果较集中, α 和 β 的细微差别都会给增强后图像的适应度值带来较明显的改

变,若细菌在搜索到正确方向时能把握该信息,尽可能多地向前游动,则适应度会得到进一步改善.故本文提出变次数游动策略:如果细菌在该方向上游动时适应度值一直在改善,说明本次翻转方向有利于图像获得更好的增强效果,则细菌将沿着该方向一直游动下去,直至适应度值不再改善;否则说明方向不正确,结束游动,细菌重新翻转.该策略在细菌翻转至正确方向时可以帮助其不断向更优位置靠近,逐渐提高寻优精度,避免不必要的重搜趋化方向的操作,而在方向选择错误时也能够迅速判断,不占用寻优时间,加速趋化操作的进行.

2.3 对迁徙操作的改进

采用群体智能算法的图像增强过程运算较复杂,需要对图像中的每个像素分别进行非完全Beta函数拟合及反归一化处理后才可计算适应度值;而经典BFO算法在迁徙操作时对菌群中的每个细菌随机生成一个值 p ,与既定概率 p_{ed} 进行比较,若 $p \leq p_{ed}$,则该细菌消亡.但是,这样没有保留算法在前期搜索到的有利位置信息,可能导致当前周期内的精英细菌遗失,算法需要从零开始重新寻找最优解,从而增加了自适应确定Beta函数参数的收敛代数和图像增强算法的复杂性,不利于算法收敛,故本文将迁徙操作改进为保留精英细菌的有选择性的迁徙.若当前最优解对应的是第 i 个细菌,则保留第 i 个细菌不被消亡,但为了防止菌群陷入局部极值,对全局最优解对应的细菌设计位置扰动如下:记录全局最优解在连续 N 次迭代过程中的适应度值的偏移量,若偏移量始终小于给定值 e ,则对其对应的细菌在一定范围内进行位置扰动以得到一个新细菌;若新细菌的适应度值有改善,则以新细菌取代原最优解对应的细菌.其中扰动大小为

$$\Delta = C(i) \times \phi(i, j). \quad (6)$$

以上改进能够避免菌群的重复寻优过程,从而增加算法收敛过程的稳定性,加快收敛速度,同时对当前最优解的扰动有助于促使菌群跳出局部收敛,得到更接近全局最优的结果.

2.4 IBFO 算法步骤

IBFO算法的主要操作步骤如下(其中 i, j, k 和 w 的初始值均为0).

Step 1: 初始化参数,包括菌群规模 S 、趋化步长 C 、搜索空间维度 D 、趋化循环次数 N_c 、迁徙次数 N_{ed} 、复制次数 N_{re} 、复制算子 S_r 、迁徙概率 p_{ed} 、偏移量阈值 e 、偏移量可改变的最大次数 N 、当前全局最优解 J_{best} 以及上一次趋化周期的最优解 $J_{previous}$.

Step 2: 初始化菌群位置.采用改进的佳点集方法

初始化细菌的位置,并计算每个细菌的初始化适应度函数值 f .

Step 3: 设置循环变量.其中:迁移循环次数 $l = 1 : N_{ed}$,趋化循环次数 $j = 1 : N_c$,复制循环次数 $k = 1 : N_{re}$, $w = 1 : N$.

Step 4: 进入趋化循环,进行趋化操作.

Step 4.1: 翻转.按照式(2)进行翻转,并计算新位置上的适应度函数值.

Step 4.2: 变次数游动.如果细菌在沿着该方向的游动过程中适应度值一直在改善,则令其一直游动下去;否则提前结束游动,细菌重新翻转得到新的方向.

Step 4.3: 更新 $J_{previous}$ 和 J_{best} ,比较

$$|J_{best} - J_{previous}|$$

和 e 的大小.若前者大于后者,则说明未陷入局部极值, ω 清零,否则 $\omega = \omega + 1$.当 ω 增大至 N 时,认为菌群已陷入局部极值,按照式(6)对当前最优细菌进行位置扰动.

Step 5: 进入复制循环,进行复制操作.对菌群按照适应度值的优劣进行排序,用适应度较好的 S_r 个细菌取代适应度较差的 S_r 个细菌.

Step 6: 进入迁徙循环,进行迁徙操作.记录当前全局最优解 J_{best} 和最优解的位置 X_{best} ;对于非全局最优的其他细菌,则分别生成随机概率,并将其与固定迁徙概率 p_{ed} 进行比较,累加所有小于 p_{ed} 的细菌数目(记为 m),利用改进的佳点集方法重新初始化 m 个细菌.

Step 7: 判断.若循环结束,则输出最优解及对应细菌的位置;否则转Step 4,继续搜索直至满足算法的结束条件.

3 采用改进BFO算法的图像增强方法

传统基于群优化算法的图像增强方法的改进思路是:随机生成数量有限的 s 组 α, β 值,将 s 组参数组合对应的变换后图像作为初始种群,即每个粒子代表一幅图像,粒子的维数为图像大小,粒子运动的过程即是图像调整其像素值的过程.群智能优化算法的一个共同的缺点是在优化高维函数时性能不佳,容易陷入早熟收敛,且优化难度随着函数维数的增加而骤升^[17].相关学者对其改进提出了多种措施,但目前对群智能算法的改进测试函数维数最高只达到了300维^[18],而一幅 18×18 像素的图像对应维数高于300,因此算法的适应性受到了极大的限制.

综上所述,本文在利用细菌觅食思想拟合灰度变换函数时,将传统以图像作为优化对象的思路改为以非完全Beta函数的参数 α, β 作为优化对象,将变高维优化问题转化为固定2维的 α, β 参数最优化问题.

由此,将 BFO 算法映射至灰度图像增强问题,细菌觅食机制的维数始终为 2,不会随着图像大小的变化而变化,从而大大降低了算法运行的空间复杂度,尤其是图像增强算法的维数;且由于避开了群智能算法的高维度缺陷,算法易于收敛至全局最优解,精度与质量均能得到提升.细菌向全局最优解靠近的过程即参数 α, β 不断趋于最佳的过程,在得到每一组参数值之后,用其对应的不同 Beta 函数对原始图像进行拟合,并通过衡量拟合后图像的适应度值完成对最优参数组合及最佳适应度值图像的确定.设原始图像中像素点 (x, y) 的灰度值为 $f(x, y)$,增强后的灰度值为 $f'(x, y)$,则利用 IBFO 算法实现图像自适应增强的过程如下.

Step 1: 对原始图像每个像素点的灰度值进行归一化处理,即

$$u(x, y) = \frac{f(x, y) - i_{\min}}{i_{\max} - i_{\min}}. \quad (7)$$

其中: i_{\max} 和 i_{\min} 为原图像中灰度的最大、最小值, $0 \leq u(x, y) \leq 1$.

Step 2: 对归一化之后的原始图像调用 IBFO 算法.

1) 细菌位置每发生一次改变,意味着非完全 Beta 函数的参数值 α, β 变化,则重新对原始图像按照式 (8) 进行拟合,按照式 (9) 进行反归一化.

2) 比较新图像 f' 与原始图像 f 的适应度值大小,继续算法操作.当算法结束时,返回经过灰度变换后的最优适应度值对应图像,并输出最佳适应度值与其对应的最佳 α, β 参数组合.

利用非完全 Beta 函数进行灰度变换的公式如下:

$$u'(x, y) = F(u(x, y)), \quad (8)$$

其中 $0 \leq u'(x, y) \leq 1$. 图像反归一化的公式如下:

$$f'(x, y) = 255 \times u'(x, y). \quad (9)$$

4 仿真实验

4.1 图像增强适应度函数

IBFO 算法通过适应度函数衡量细菌觅食的优劣,适应度函数能客观地反映增强后图像的信息,兼顾图像的整体与局部、大结构与小细节的平衡体现.本文采用能够更全面反映图像信息的适应度函数^[19]

$$f_{\text{Fitness}} = E \times I_{\text{nc}} \times [F_{\text{ac}} + 2.5 \times C] + F_{\text{br}}. \quad (10)$$

其中: $F_{\text{ac}}, E, F_{\text{br}}, I_{\text{nc}}$ 和 C 分别为图像的方差、信息熵、像素差别、信噪改变量和紧致度; f_{Fitness} 值越大,说明图像增强后的效果越好.

4.2 图像增强仿真

本节将采用降质类型的图像 couple 对 IBFO 算法在灰度图增强方面的效果进行测试.其中: 维度 $D = 2$, 菌群数 $S = 40$, 趋化次数 $N_c = 10$, 复制次数 $N_{\text{re}} = 5$, 复制原则 $S_r = S/2$, 迁徙概率 $P_{\text{ed}} = 0.25$, 偏移量阈值 $e = 0.001 \times J_{\text{best}}$, 偏移量可改变的最大次数 $N = 5$, 式 (5) 中调节参数 c_1 取 0.1. 分别采用 BFO 和 IBFO 算法对两幅灰度图独立运行 20 次,并将测试结果进行对比分析,结果如表 1 所示.

表 1 中: 最优适应度值为 20 次测试中得到的图像增强适应度函数值的最优解; α, β 为适应度值取到最优时对应的非完全 Beta 函数的最佳参数组合.从表 1 可以看出,本文提出的 IBFO 算法在解决图像增强的最优化问题时,解的精度整体有了较大提高,且最优与最差适应度值差距较小,表明 IBFO 算法寻优结果集中,菌群在多次寻优过程中获得的最优值较为接近,算法表现稳定.这得益于本文的改进策略:采用改进的佳点集策略得到的初始种群分布更优,搜索空间大;采用变次数游动策略进一步提高了寻优精度;采用改进的迁徙操作维护了当前搜索到的有用信息不丢失,避免了算法的重复寻优工作.

图 1 给出了 couple 图像分别采用 BFO 和 IBFO 算法增强后的图像及图像的柱状直方图对比,直方图反映了图像的灰度分布情况,描述了图像中该灰度级像素出现的频率,直方图范围越均匀,越宽广,说明图像的对比度越明显,质量越好.

由图 1 可以看出, couple 图像的直方图灰度分布范围较窄,灰度值处于 30 ~ 50 的像素个数居大多数,图像对比度低,整体灰度偏暗;采用经典 BFO 算法增强后的图像效果有了较好的改善,直方图灰度分布较之前相比范围宽广许多,基本覆盖到 256 个灰度值,但 couple 图像的沙发、墙面光线和窗帘等一些细节表现仍不是很明显,且直方图整体灰度分布趋势仍类似增强前的图像,是其一定程度上的拉伸,即整体图像仍偏暗,灰度级低的像素个数居多,随着灰度级的增加直方图分布呈现递减趋势;而采用本文 IBFO 算法增强后的图像视觉效果得到了进一步的改进,图像细

表 1 BFO 与 IBFO 算法应用于灰度图像增强的结果对比

图像	算法	α	β	最优适应度值	最差适应度值	平均适应度值
Lena	BFO	2.0197	9.9881	5.4542e+007	4.7740e+007	5.1543e+007
	IBFO	2.7659	9.9987	5.6372e+007	5.6235e+007	5.6312e+007
Couple	BFO	3.4258	8.3249	3.9245e+007	3.3775e+007	3.6298e+007
	IBFO	3.8258	9.9653	4.0638e+007	4.0631e+007	4.0636e+007

节的清晰度和对比度都有了提高, 视觉效果更饱满, 从直方图上看, 灰度值范围更宽广, 分布更合理, 图像细节表现更真实自然.

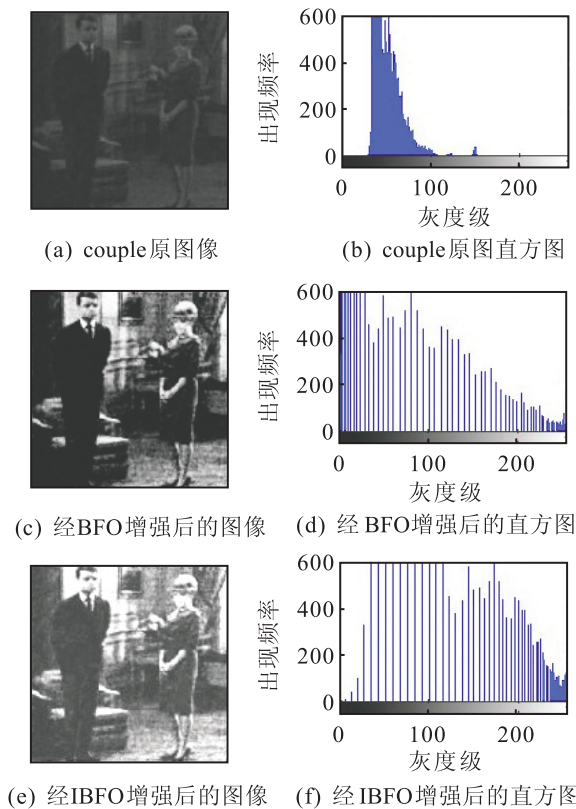


图1 降质图像 couple 和采用 BFO 及 IBFO 算法增强后的图像

图2为对 couple 图像采用其他算法进行增强后的直方图效果对比.

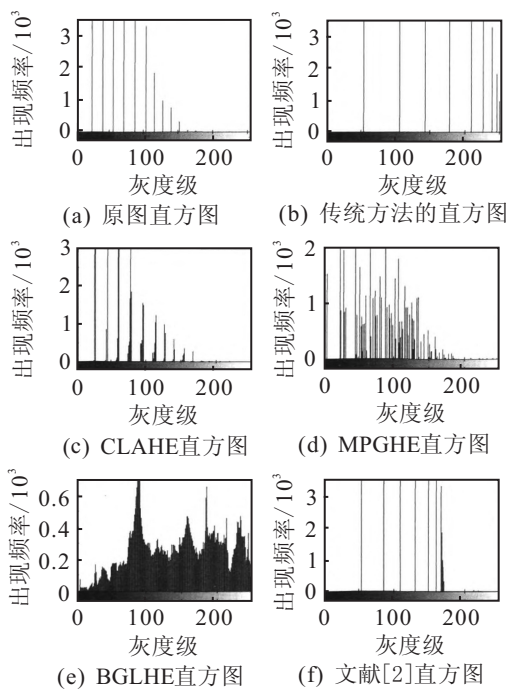


图2 降质图像 couple 被不同算法处理后的效果

由图2可以看出, 经 IBFO 算法优化后得到的 couple 图像直方图分布优于文献[2]中比较的几种

图像增强方法. 采用传统直方图均衡化方法处理后的图像直方图是原图直方图的拉伸及整体右移, 图像亮度过饱和; 采用 CLAHE 算法^[20]后的子块处理结果类似用经典 BFO 算法进行优化的结果, 直方图整体形状变化不大; 采用 multi-peak GHE 算法^[21]处理后的图像直方图较 CLAHE 有改进, 但大部分像素灰度仍汇集于 128 以内, 且图像在边缘部分略显生硬; 采用 bilateral grid 的 LHE 算法^[22]后, 图像本身效果类似于传统直方图均衡化处理的效果; 而文献[2]提出的算法直方图较以上相对最好, 分布均衡且区域范围适中, 没有偏向最亮或最暗区域, 但本文 IBFO 算法增强效果的直方图较文献[2]算法更好, 不仅分布均匀且对原直方图两端区域进行了拉伸, 得到了范围更广的灰度分布.

综上所述, IBFO 算法在解的精度和收敛速度两个方面都优于经典 BFO 算法, 且将其映射到灰度图像增强问题中, 得到的增强后图像自然柔和, 直方图分布均匀, 对于一些低对比度的图像也同样能达到较好的效果.

5 结 论

本文分析了细菌觅食算法的优化原理以及图像增强技术中非完全 Beta 函数自动拟合问题的最优化实质, 提出了一种改进的 IBFO 算法, 并将其映射到空间域的图像增强问题中. 结果表明: 本文所提出的改进佳点集方法得到了更适合图像增强问题的初始菌群, 扩大了搜索空间; 变次数游动策略提高了寻优精度(即增强后图像的适应度值), 有选择性的迁徙在进一步加快收敛速度的同时避免了算法陷入局部最优. 本文将变高维的灰度图像增强问题简化为固定 2 维的 α, β 参数最优化问题, 避开了群智能算法优化高维函数时易陷入早熟的缺陷, 提高了群智能算法在图像增强问题中所得解的质量. 通过引入能更好地衡量增强效果的适应度函数对增强结果进行仿真测试. 测试结果表明, 本文方法得到的增强图像适应度更优、直方图分布更均匀、视觉效果更好, 同时较好地克服了低对比度图像的细节增强不足等问题, 在灰度图像增强方面取得了较好的效果.

参考文献(References)

[1] 孙勇强. 基于群体智能优化算法的图像增强研究[D]. 无锡: 江南大学计算机学院, 2008.
(Sun Y Q. The Research of the image enhancement based on swarm intelligence optimization algorithm[D]. Wuxi: College of Computer Science, Jiangnan University, 2008.)
[2] 陈文飞, 廖斌, 许雪峰, 等. 基于 Piecewise 直方图均衡化的图像增强方法[J]. 通信学报, 2011, 32(9): 153-160.
(Chen W F, Liao B, Xu X F, et al. Piecewise

- histogram equalization based image enhancement[J]. J on Communications, 2011, 32(9): 153-160.)
- [3] 周激流, 吕航. 一种基于新型遗传算法图像自适应增强算法的研究[J]. 计算机学报, 2001, 24(9): 959-964. (Zhou J L, Lü H. Image enhancement based on a new genetic algorithm[J]. Chinese J of Computers, 2001, 24(9): 959-964.)
- [4] Lee J D. Digital image enhancement and noise filter by using local statistics[J]. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19(9): 863-872.
- [5] Tubbs J D. A note on parametric image enhancement[J]. Pattern Recognition, 1987, 20(6): 617-621.
- [6] 黄培. 量子遗传算法及其在图像自适应增强中的应用研究[D]. 无锡: 江南大学计算机学院, 2005. (Huang P. Quantum genetic algorithm and its application on image auto-adaptive optimization[D]. Wuxi: College of Computer Science, Jiangnan University, 2005.)
- [7] 李锦. 小生境混合蛙跳算法研究与应用[D]. 西安: 西安电子科技大学计算机学院, 2012. (Li J. The research and application of the niche shuffled frog leaping algorithm[D]. Xi'an: College of Computer Science, Xidian University, 2012.)
- [8] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. Control System Magazine, 2002, 22(3): 52-67.
- [9] Sun J, Fang W, Palade V, et al. Quantum-behaved particle swarm optimization with Gaussian distributed local attractor point[J]. Applied Mathematics and Computation, 2011, 218(7): 3763-3775.
- [10] 刘小龙, 李荣钧, 杨萍. 基于高斯分布估计的细菌觅食优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(8): 1233-1238. (Liu X L, Li R J, Yang P. Bacterial foraging optimization algorithm based on estimation of distribution[J]. Control and Decision, 2011, 26(8): 1233-1238.)
- [11] Biswas A, Dasgupta S, Das S, et al. Synergy of PSO and bacterial foraging optimization — A comparative study on numerical benchmarks[J]. Innovations in Hybrid Intelligent Systems, 2007, 44(2): 255-263.
- [12] Arijit Biswas, Sambarta Dasgupta, Swagatam Das. A synergy of differential evolution and bacterial foraging optimization for global optimization[J]. Neural Network World, 2007, 17 (6): 607-626.
- [13] 刘小龙. 细菌觅食优化算法的改进及应用[D]. 广州: 华南理工大学工商管理学院, 2011. (Liu X L. Improvement and application of bacterial foraging optimization algorithm[D]. Guangzhou: College of Business Administration, Institutes of Technology of South China, 2011.)
- [14] 马苗, 梁建慧, 郭敏. 基于细菌觅食算法的SAR图像阈值分割[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2011, 38(6): 152-178. (Ma M, Liang J H, Guo M. SAR image thresholding segmentation based on the bacteria foraging algorithm[J]. J of Xidian University: Natural Edition, 2011, 38(6): 152-178.)
- [15] 李杰, 彭月英, 元昌安, 等. 基于细菌觅食优化算法的自适应阈值边缘检测[J]. 计算机工程, 2012, 38(21): 178-181. (Li J, Peng Y Y, Yuan C A, et al. Adaptive threshold edge detection based on bacterial foraging optimization algorithm[J]. Computer Engineering, 2012, 38(21): 178-181.)
- [16] 张铃, 张钊. 佳点集遗传算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(9): 1-6. (Zhang L, Zhang B. Good point set based genetic algorithm[J]. Chinese J of Computers, 2001, 24(9): 1-6.)
- [17] 章国勇, 伍永刚, 谭宇翔. 一种具有量子行为的细菌觅食优化算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(3): 614-621. (Zhang G Y, Wu Y G, Tan Y X. Bacterial foraging optimization algorithm with quantum behavior[J]. J of Electronics and Information Technology, 2013, 35(3): 614-621.)
- [18] 迟玉红, 孙富春, 王维军, 等. 基于空间缩放和吸引子的粒子群优化算法[J]. 计算机学报, 2011, 34(1): 115-130. (Chi Y H, Sun F C, Wang W J, et al. An improved particle swarm optimization algorithm with search space zoomed factor and attractor[J]. Chinese J of Computers, 2011, 34(1): 115-130.)
- [19] 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. (Shi Z B. Fitness function design for optimization algorithm in image enhancement[J]. Electronics Ptics and Control, 2013, 20(5): 49-52.)
- [20] Pisano E D, Zong S, Hemminger B M, et al. Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms[J]. J of Digital Imaging, 1998, 11(4): 193-200.
- [21] Cheng H D, Shi X J. A simple and effective Histogram Equalization approach to image enhancement[J]. Digital Signal Processing: A Review J, 2004, 14(2): 158-170.
- [22] Chen J, Paris S, Durand F. Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid[J]. ACM Trans on Graphics, 2007, 26(3): 103.