

# 基于双混沌量子粒子群算法的模糊图像增强研究

李丹 王洪涛

(河南牧业经济学院计算机应用系, 河南 郑州 450044)

**摘要** 针对模糊图像增强存在的缺陷,提出双混沌量子机制的粒子群优化算法。首先对量子粒子群增设收缩扩张因子来动态改变搜索边界;接着双混沌量子机制系统利用两种不同的混沌机制同时在搜索空间中进行独立搜索,根据两者搜索的最优点的距离情况来缩小搜索空间,得出空间真正的最优值;最后通过非完全 Beta 函数建立双混沌量子粒子群算法与模糊图像增强的关系,给出了算法流程。实验仿真显示本算法增强效果清晰,同时较好地保持了图像的整体视觉效果,直方图显示本算法较其他算法灰度值分布均匀,信噪比改善较大。

**关键词** 成像系统;收缩扩张因子;高斯扰动;双混沌;增强

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/LOP50.101102

## Fuzzy Image Enhancement Based on Dual Chaotic Quantum Particle Swarm Algorithm

Li Dan Wang Hongtao

(Department of Computer Application, Henan University of Animal Husbandry and Economy, Zhengzhou, Henan 450044, China)

**Abstract** Aiming at the problem in fuzzy image enhancement, we proposed a dual chaotic quantum particle swarm optimization algorithm. Firstly, an additional contraction expansion factor is added to the quantum particle swarm to dynamically change the search boundary. Then the dual chaotic quantum mechanism system uses two different chaotic mechanisms to independently search in the search space, and according to the distance between the optimal points obtained with two mechanisms, the search space is narrowed and the true optimal value can be got. Incomplete Beta function is adopted finally to establish the relationship between the dual chaotic quantum particle swarm optimization and fuzzy image enhancement recovery relationship. The experimental simulation shows a clear recovery effect of the proposed algorithm, and the overall visual effect of the image is fairly good. In comparison with other algorithms, the histogram shows that the proposed algorithm results in evenly distributed gray values and can significantly improve the signal-to-noise ratio.

**Key words** imaging systems; contraction expansion factor; Gaussian perturbation; dual chaos; enhancement

**OCIS codes** 110.4155; 110.3080; 120.1880

## 1 引言

在现实生活中,各种各样的外界因素会导致图像模糊,造成大量的信息损失,为了获得更多有价值的信息就需要对模糊图像进行增强处理。

模糊图像增强存在的问题是增强效果不理想,图像的细节信息无法体现。近年来,许多学者提出新的群智能算法求解,例如:免疫算法解决模糊图像对比度差的问题,但使灰度较近、分布较少的图像细节信息被去除;人工神经网络算法只能找到模糊图像参数解的域,很难得到精确的最优解,同时缺乏数学分析,导致不具备普遍意义的理论性分析<sup>[1]</sup>;遗传算法能够对模糊图像解的域缩小范围,但是算法存在初期信息素匮乏、运算时间长等缺点<sup>[2]</sup>;最近比较流行的是粒子群算法(PSO),比遗传算法规则更为简单,但是为了保证模糊图像增强真正的最优解在缩小后的搜索空间中,必须进行多次遍历搜索,搜索的次数很难确定<sup>[3]</sup>。

本文采用双混沌量子粒子群算法(DCQPSO)对模糊图像进行增强。在量子空间中,概率密度函数束缚

收稿日期:2013-05-28;收到修改稿日期:2013-07-15;网络出版日期:2013-08-26

作者简介:李丹(1976—),女,讲师,主要从事计算机应用方面的研究。E-mail: lidan1976@foxmail.com

的粒子以一定概率出现在整个可行搜索空间的任何位置,增设收缩扩张因子来改变搜索边界,又通过高斯扰动防止量子粒子群多样性的退化,双混沌系统利用两种不同的混沌机制同时在搜索空间中进行独立搜索,根据两者搜索的最优点的距离情况来缩小搜索空间,在空间中得到最优值。实验仿真显示本文双混沌量子粒子群算法增强效果在一定程度上可以提高恢复清晰度,具有明显的局部对比度增强,同时较好地保持了图像的整体视觉效果,对噪声有较好的抑制作用,直方图显示该算法较其他算法灰度值分布更均匀。

## 2 DCQPSO 优化算法

### 2.1 PSO 早熟机制

设 PSO 系统有  $n$  个粒子,每个粒子的维数为  $D$ ,粒子  $i$  的当前位置为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}) (d = 1, 2, \dots, D)$ ,其飞行速度  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ ,在解空间中追随适应度最优的粒子进行搜索,在每一次迭代中,粒子的  $d$  维方程通过全局最优解  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{im})$  和局部最优解  $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gn})$  进行动态调整粒子的位置如下:

$$v_{i,d}(t+1) = \omega v_{i,d}(t) + c_1 r_{1,d}(t)[p_{ij}(t) - x_{i,d}(t)] + c_2 r_{2,d}(t)[p_{gj}(t) - x_{i,d}(t)], \quad (1)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1), \quad (2)$$

式中  $\omega$  为惯性权重; $c_1$  和  $c_2$  为加速常数, $c_1$  为调节粒子飞向自身最好位置方向的步长, $c_2$  为调节粒子飞向全局最好位置方向的步长; $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的均匀随机数; $v_{i,d}$  被一个最大速度  $v_{\max}$  限制,在搜索过程中粒子的搜索空间是一个有限的区域,不能覆盖整个可行的空间<sup>[4-5]</sup>。

### 2.2 QPSO 优化算法

QPSO 算法假设量子系统由  $n$  个量子位构成,其中第  $i$  个量子位的状态为  $|\phi_i\rangle = a_i |0\rangle + b_i |1\rangle$ ,其中  $a, b$  为复数且满足  $|a|^2 + |b|^2 = 1$ ,称之为概率幅,  $|0\rangle, |1\rangle$  为  $|a|^2, |b|^2$  出现的概率,因此该量子系统的状态可用  $n$  个单量子比特的直积态表示:

$$|\phi_i\rangle = |\phi_1\rangle \otimes |\phi_2\rangle \otimes \dots \otimes |\phi_n\rangle = a_1 a_2 \dots a_n |00\dots 0\rangle +$$

$$a_1 a_2 \dots a_{n-1} b_n |00\dots 01\rangle + \dots + b_1 b_2 \dots b_n |11\dots 11\rangle = \sum_{i=0}^{2^n-1} \tau_i |i_b\rangle, \quad (3)$$

式中  $|i_b\rangle$  表示  $n$  个量子比特子系统  $|\phi\rangle$  的第  $i$  个基态, $i_b$  表示对应十进制数  $i$  的  $n$  位二进制数, $\tau_i$  为基态  $|i_b\rangle$  的概率幅。 $|\tau_i|^2$  表示相应基态的出现概率<sup>[6]</sup>,归一化为

$$\sum_{i=0}^{2^n-1} |\tau_i|^2 = 1. \quad (4)$$

量子空间中,粒子的主要迭代公式为

$$\begin{cases} m_{\text{best}} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M p_i \\ p(i, j)_d = \varphi p(i, j)_{p_d} + (1 - \varphi) p(k)_{g_d}, \\ \beta = 1 - \frac{i_t}{i_{t_{\max}}} \times 0.5 \end{cases} \quad (5)$$

式中  $i_t$  为当前迭代次数, $i_{t_{\max}}$  为设定的最大迭代次数。

若  $\text{rand}(\cdot) > 0.5$ , 则  $x_{id}(t+1) = p_{id} - \beta |m_{\text{best}} - x(t)| \ln \frac{1}{u}$ , 否则  $x_{id}(t+1) = p_{id} + \beta |m_{\text{best}} - x(t)| \ln \frac{1}{u}$ 。 $m_{\text{best}}$  为粒子群中  $P_i$  的平均值, $p_{id}$  为  $p_{jd}$  和  $p_{gd}$  之间的随机点, $\varphi, u, \text{rand}(\cdot) \in [0, 1]$ ,  $\beta$  为 QPSO 的收缩扩张因子,在实验中发现当  $\beta < 1.7$  时,粒子收敛于当前最佳位置;当  $\beta > 1.8$  时,粒子远离粒子群的当前最佳位置。在 QPSO 系统中粒子进化不能自适应避免早熟趋势,进行如下改变:

$$\begin{cases} B = f_b / f(i) \\ \text{if } B < 0.5 \text{ then } \beta = 2 \times B, \\ \text{if } B \geq 0.5 \text{ then } \beta = 1 \times B \end{cases} \quad (6)$$

式中  $f_b$  为  $p_d$  的适应度; $f(i)$  为第  $i$  个粒子的当前适应度。 $B$  越小粒子越远离粒子群的当前最佳位置,否则以

相反形势运动寻优,以0.5为界限,如果 $B < 0.5$ ,粒子远离群体最佳位置,收缩扩张系数应小于1.7使粒子收敛,并且 $\beta$ 不超过1; $B \geq 0.5$ ,粒子靠近群体的当前最佳位置<sup>[7]</sup>。但是QPSO算法中的所有粒子将收敛到一个公共的点,使得种群的多样性非常低,并且粒子在下次迭代之前没有进一步的搜索。

### 2.3 DCQPSO 机制融合

双混沌的规律性使得新解的产生可由确定的迭代式产生;随机性使得搜索能够避免陷入局部最优;遍历性使最终解可以任意精度逼近真实的最优解。取 $n$ 个有微小差异的量子初值 $z_i \in (0,1)$ 代入(6)式分别迭代数次,得 $n$ 个混沌变量 $z'_i \in (0,1)$ 。

设量子粒子在混沌系统中更新如下。

$x_i^{n+1} = f_k(x_i^n)$ ,  $k=1,2$  是两个混沌系统,对任意量子粒子 $R = (r_1, r_2, \dots) \in \{1,2\}^\infty$ ,则 $x_i^{n+1} = f_m(x_i^n)$ 为混沌系统,记为 $(f_1, f_2, R)$ , $R$ 为复合序列。 $k$ 为1或者2称为双混沌系统的子系统,考虑两个非线性函数

$$\begin{cases} f_1(x) = \begin{cases} 1 - \sqrt{1-2x}, 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ \sqrt{1-2x}, \frac{1}{2} \leq x \leq 1 \end{cases} \\ f_2(x) = \begin{cases} \sqrt{1-2x}, 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 1 - \sqrt{1-2x}, \frac{1}{2} \leq x \leq 1 \end{cases} \end{cases} \quad (7)$$

这样两个非线性函数构成了双混沌系统<sup>[8]</sup>

### 2.4 图像增强过程

图像噪声呈现非线性,如果按线性处理则增强的效果不适合人类视觉效果,只有按非线性处理才能达到较好效果。图像像素灰度非线性变换形式为 $I'(x,y) = F[I(x,y)]$ ,其中 $I'(x,y) \in [0,255]$ 为输出的增强图像像素点 $(x,y)$ 的灰度值, $I(x,y)$ 为模糊图像像素点 $(x,y)$ 的灰度值, $F(\cdot)$ 是非线性变换函数,能够完全覆盖需增强图像的亮、暗、中间区域。 $F(u)$ 变换增强为:

$$F(u) = B^{-1}(\alpha, \beta) \times \int_0^u t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt, \quad (8)$$

式中 $0 < \alpha, \beta < 10$ ,  $B(\alpha, \beta)$ 是非完全Beta函数:

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt. \quad (9)$$

不同的 $\alpha, \beta$ 值可以得到不同的变换曲线,对图像中不同的灰度区域消噪增强<sup>[9]</sup>: $\alpha < \beta$ 对模糊图像暗区域消噪增强, $\alpha = \beta$ 对中间区域消噪增强, $\alpha > \beta$ 对亮区域消噪增强。

对模糊图像 $I(x,y)$ 的增强过程为如下。先对图像灰度值归一化处理:

$$g(x,y) = \frac{I(x,y) - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}}, \quad (10)$$

式中 $L_{\max}$ 和 $L_{\min}$ 分别为模糊图像灰度值的最大值和最小值。

对 $g(x,y)$ 进行变换:

$$g(x,y)' = F[g(x,y)]. \quad (11)$$

$\alpha, \beta$ 取不同值会得到不同的增强效果,只有当 $\alpha, \beta$ 值为最佳组合时,模糊图像的增强效果最佳,通过双混沌量子粒子群算法优化过程使模糊图像增强中 $\alpha, \beta$ 值达到最佳,寻优得到的最优值对应图像灰度分布均匀程度。寻优后得到的增强图像函数为

$$I'(x,y) = (L_{\max} - L_{\min})g(x,y)' + L_{\min}. \quad (12)$$

增强后的图像灰度范围为

$$\left[ L_{\min} \left( 1 - \left| \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta} \right| \right), L_{\max} \left( 1 + \left| \frac{\alpha - \beta}{\alpha + \beta} \right| \right) \right], \quad (13)$$

式中 $\alpha \leq \beta$ ,这样就扩大了图像的灰度区域。

把适应度函数  $f(n)$  作为评价图像质量的标准:

$$f(n) = \sum \sum f^2(x, y) - \sum \sum f'^2(x, y), \quad (14)$$

式中  $n$  是粒子个数。适应度函数  $f(n)$  越大, 模糊图像增强后的灰度分布越均匀, 对比度高, 图像质量好。

算法过程为:

- 1) 输入图像, 进行灰度归一化处理;
- 2) 按照 DCQPSO 优化算法对  $(\alpha, \beta)$  寻优;
- 3) 迭代更新 DCQPSO, 满足适应度函数条件, 确定最佳  $(\alpha, \beta)$ , 终止迭代, 转至步骤 4), 否则转至步骤 2);
- 4) 反归一化处理, 输出图像。

算法流程中的关键问题是第 3) 步: 将随机给出的  $(\alpha, \beta)$  值作为初始粒子的解, 计算  $(\alpha, \beta)$  对应粒子的适应度, 重复局部搜索, 直至满足图像质量的适应度函数, 最终确定  $(\alpha, \beta)$  的最优值。

## 3 实验仿真

### 3.1 增强效果视觉对比

通过 Matlab 7.0 编程, 硬件平台为 CPU 为 3.6 GHz、内存 2048 MB、硬盘为 SATA2.0 接口, 操作系统为 Windows XP, 为了减少误差进行多次蒙特卡罗仿真实验。粒子参数设置为:  $n = 20, c_1 = c_2 = 2, \omega \in [0.2, 0.9], D = 20, i_{\max} = 1000$ 。截取国产某型号战机运行图, 进行均值为 0, 方差为 0.0001 的高斯加噪模

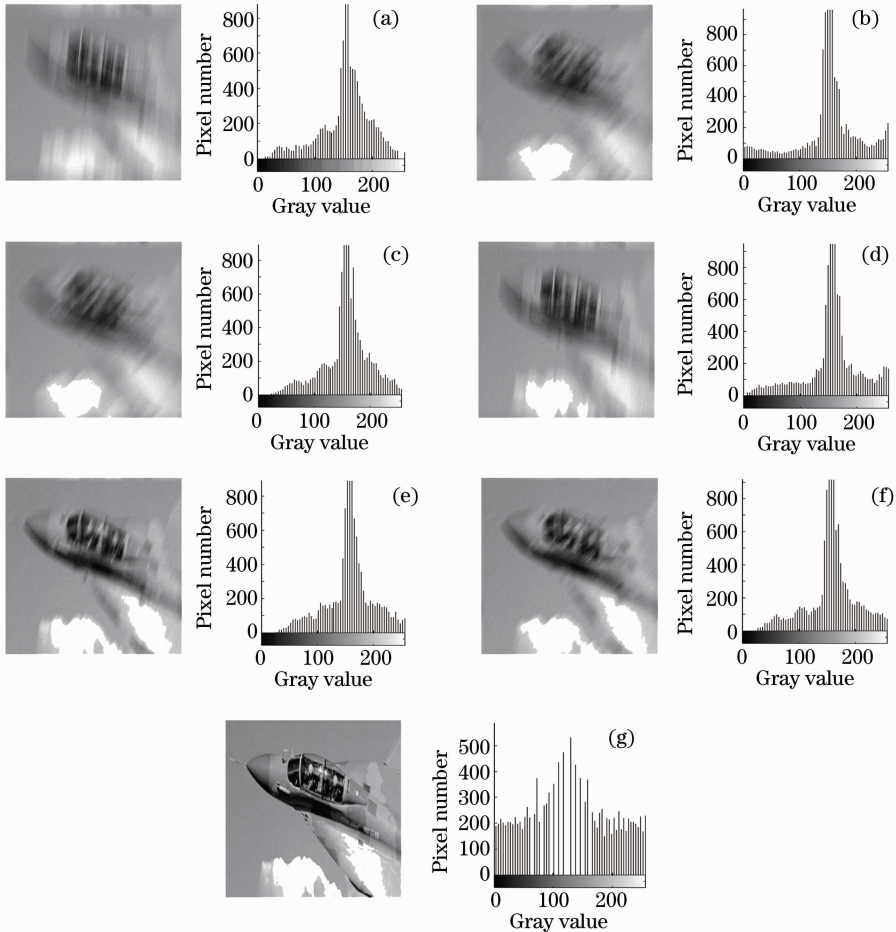


图 1 各种算法对高斯模糊图像的增强处理结果及直方图对比。(a) 高斯模糊图像及直方图; (b) 免疫算法增强; (c) 人工神经网络算法增强; (d) 遗传算法增强; (e) 粒子群算法增强; (f) 量子粒子群算法增强; (g) 双混沌量子粒子群算法增强  
Fig.1 Comparison of restoration effect and histogram different algorithms a Gaussian fuzzy image. (a) Gaussian fuzzy image and histogram; (b) immune restoration; (c) artificial neural network restoration; (d) gene restoration; (e) PSO restoration; (f) QPSO restoration; (g) DCQPSO restoration

糊,如图 1(a)所示;对免疫算法<sup>[10]</sup>、人工神经网络算法<sup>[11]</sup>、遗传算法<sup>[12]</sup>、粒子群算法<sup>[13]</sup>、量子粒子群算法、双混沌量子粒子群算法进行增强处理对比,效果如图 1(b)~(g)所示。

从视觉效果中可以看出,免疫算法、人工神经网络算法、遗传算法、粒子群算法、量子粒子群算法增强效果图像中噪声较多,这是因为这些算法无法在数据寻优后期找到真正的最优解。而图 1(g)为本文双混沌量子粒子群算法增强效果,显然该方法在一定程度上可以提高恢复清晰度,具有明显的局部对比度增强,同时较好地保持了图像的整体视觉效果,对噪声有较好的抑制作用。直方图显示本文算法较其他算法灰度值分布均匀,这是因为双混沌量子粒子群算法的收缩扩张因子调整了搜索空间范围,高斯扰动增加了粒子群的多样性,通过量子粒子空间采样在双混沌状态下寻找出真正的最优值。

采用叠加椒盐噪声和高斯噪声的复杂模糊 Lena 图像进行增强,其结果如图 2 所示。

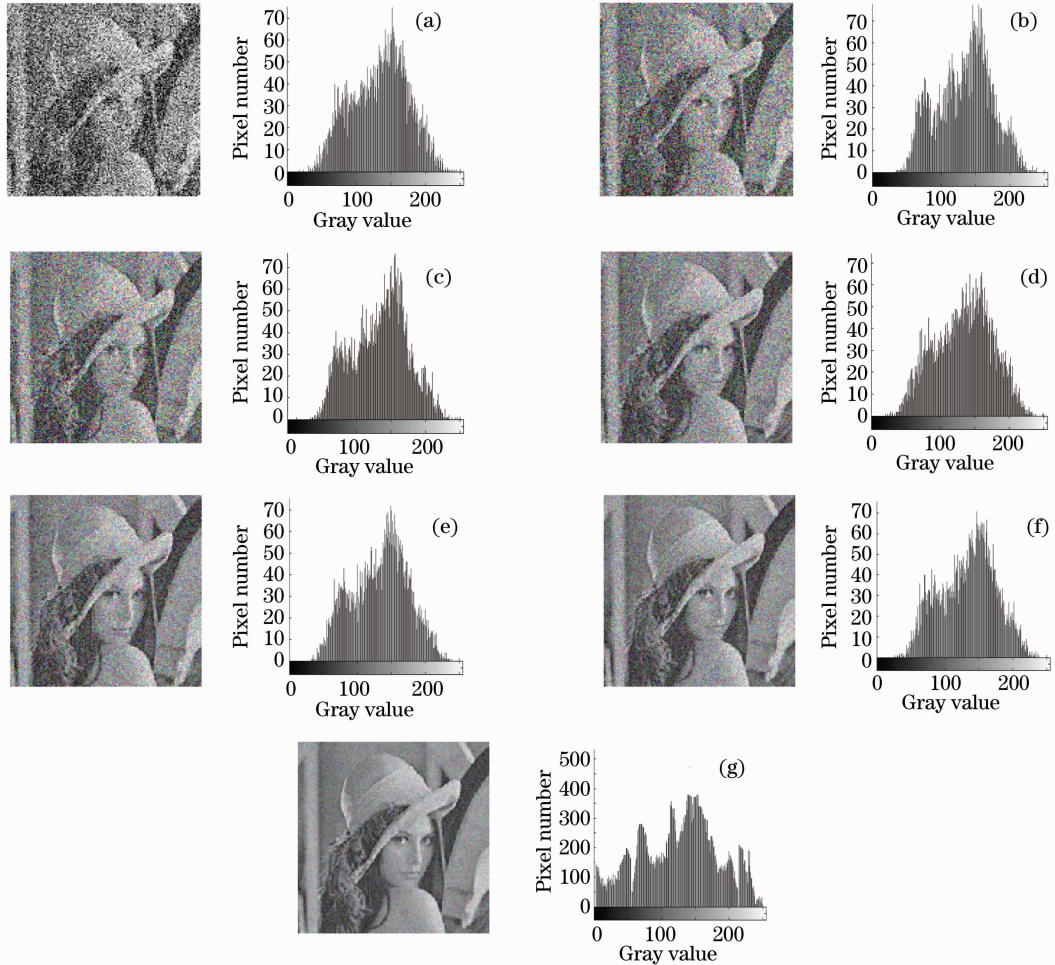


图 2 各种算法对复杂模糊图像的增强处理结果及直方图对比。(a) 复杂模糊图像及直方图;(b) 免疫算法增强;(c) 人工神经网络算法增强;(d) 遗传算法增强;(e) 粒子群算法增强;(f) 量子粒子群算法增强;(g) 双混沌量子粒子群算法增强

Fig. 2 Comparison of restoration effect and histogram with different algorithms for a Gaussian and saltperpper noise fuzzy image. (a) Gaussian fuzzy image and histogram; (b) immune restoration; (c) artificial neural network restoration;

(d) gene restoration; (e) PSO restoration; (f) QPSO restoration; (g) DCQPSO restoration

从图 2 可以看出,本文算法增强效果清晰度高,细节丰富,直方图分布均匀,Lena 图像中帽子、脸部等细节信息丰富,姿态清晰明确,这时因为当确定 $(\alpha, \beta)$ 满足图像适应度函数的时候粒子才停止寻优。

### 3.2 评价函数对比

采取改善信噪比(ISNR)进行客观评价: $R_{\text{ISNR}} = 10 \lg \frac{\|g - f\|^2}{\|g - f'\|^2} = R_{\text{PSNR}}(f') - R_{\text{PSNR}}(f)$ ,其中  $g$  是清晰图像,  $f$  模糊图像,  $f'$  增强图像,  $f_{\text{ISNR}} < 0$ , 增强图像质量比较差,  $R_{\text{ISNR}} > 0$ , 增强图像质量比较接近清晰图

像<sup>[14]</sup>,  $R_{\text{ISNR}}$  越大, 增强效果越好,  $R_{\text{PSNR}}$  表示峰值信噪比。表 1 给出了 ISNR 对比结果。

表 1 改善信噪比对比结果

Table 1 Comparison of ISNR

Algorithm	ISNR /dB
Immune algorithm	10.9723
Artificial neural network algorithm	10.3021
Genetic algorithm	9.3457
PSO	10.3247
QPSO	12.4573
DCQPSO	14.3496

从表 1 可以看出本文双混沌量子粒子群算法的 ISNR 明显比其他算法较高, 表明该算法能改善图像质量, 增加丰富信息量。这是因为双混沌量子粒子群算法采用两种完全不同的混沌机制进行各自独立的搜索, 避免了多次的盲目搜索, 当两种混沌寻优量子粒子的结果同时落入某空间时, 按照最大似然估计的思想, 通过采样得出最优值。

### 3.3 处理时间对比

对复杂模糊的图像进行处理时间对比, 如表 2 所示。

表 2 处理时间对比

Table 2 Comparison of processing time

Algorithm	Time /s
Immune algorithm	5.3890
Artificial neural network algorithm	3.3482
Genetic algorithm	3.2764
PSO	2.8091
QPSO	2.5739
DCQPSO	1.3069

从表 2 可以看出, 本文算法处理时间最少, 这时因为粒子经过量子双混沌后, 粒子的搜索覆盖整个可行的空间, 混沌的遍历性使所得解以任意精度逼近真实的最优解。

## 4 结 论

提出了一种有别于其他智能算法的双混沌量子粒子群算法, 通过增设收缩扩张因子来动态改变粒子搜索边界, 又通过高斯扰动防止量子粒子群多样性的退化, 搜索空间范围做局部搜索, 再将搜索结束后的最优值作为量子粒子群最优位置, 用两种不同的混沌机制同时在搜索空间中进行独立搜索。该算法恢复模糊图像效果整体视觉效果好, 对噪声有较好的抑制作用, 直方图显示本文算法较其他算法灰度值分布均匀, 改善信噪比较大。如果对具有量子行为的粒子进行大权值优化、空间飞行速度的设定, 将使粒子群具有更快的收敛速度, 这方面也是后续工作的一个研究点。

## 参 考 文 献

- Luo Jianping, Li Xia, Chen Minrong. Improved shuffled frog leaping algorithm for solving CVRP[J]. J Electronics & Information Technology, 2011, 32(2): 429-434.
- 骆剑平, 李霞, 陈泯融. 基于改进混合蛙跳算法的 CVRP 求解[J]. 电子与信息学报, 2011, 32(2): 429-434.
- Li Yin, Li Fei. Codebook design of image vector quantization based on quantum particle swarm optimization[J]. Video Engineering, 2012, 36(17): 26-29.
- 李殷, 李飞. 基于量子粒子群优化算法的矢量量化码书设计[J]. 电视技术, 2012, 36(17): 26-29.
- Rong Huaiyang, Zhang Yong. Small infrared target tracking algorithm based on frequency region feature[J]. Laser & Infrared, 2012, 42(8): 959-964.
- 戎怀阳, 张涌. 基于频域特征提取的红外小目标跟踪算法[J]. 激光与红外, 2012, 42(8): 959-964.
- Yu Yihua, Zheng Xuanyuan. Particle filter with ant colony optimization for frequency offset estimation in OFDM systems with unknown noise distribution[J]. Signal Processing, 2011, 91(5): 1339-1342.
- Rehab F, Abdel Kader. Hybrid discrete PSO with GA operators for efficient QoS-multicast routing[J]. Ain Shams

- Engineering Journal, 2011, 2(1): 21–31.
- 6 Lee Ming Jer, Antonsen Thomas M, Ott Edward, *et al.*. Theory of chaos regularization of tunneling in chaotic quantum dots[J]. Phys Rev E, 2012, 86(5): 056212.
- 7 B Vasumathi, S Moorthi. Implementation of hybrid ANN-PSO algorithm on FPGA for harmonic estimation [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(3): 476–483.
- 8 Ju Lynn Ong, AbdKrim Seghouane. Feature selection using mutual information in CT colonography [J]. Pattern Recognition Lett, 2011, 32(2): 337–341.
- 9 Qinghua Hu, Lei Zhang, David Zhang, *et al.*. Measuring relevance between discrete and continuous features based on neighborhood mutual information[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(9): 10737–10750.
- 10 Nabil Sabor, Ahmad F Al-Ajlouni, Mohammed Abo-Zahhad, *et al.*. A new method for fastening the convergence of immune algorithms using an adaptive mutation approach[J]. J Signal and Information Process, 2012, 3(1): 86–91.
- 11 Yutao Qi, Fang Liu, Meiyun Liu, *et al.*. Multi-objective immune algorithm with Baldwinian learning[J]. Applied Soft Computing Journal, 2012, 12(8): 2654–2674.
- 12 N Nagaveni, R Vidya Banu. Low dimensional data privacy preservation using multi-layer artificial neural network[J]. International J Intelligent Information Technologies, 2012, 8(3): 17–31.
- 13 Rajib Kar, Durbadal Mandal, Sangeeta Mondal, *et al.*. Crazyness based particle swarm optimization algorithm for FIR band stop filter design[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2012, 7(10): 58–64.
- 14 Fu Lihui. Investigation on optical performance monitoring based on optimized radial basis function artificial neural networks [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(8): 080602.
- 付丽辉. 基于递阶粒子群优化径向基函数神经网络的光性能监控[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(8): 080602.