

基于量子比特编码算法的图像盲复原重建研究

田丽芳 周原

黄淮学院信息工程学院, 河南 驻马店 463000

摘要 为了提高图像盲复原质量,提出了量子比特编码算法。首先在免疫系统中的对量子克隆选择,并且对量子抗体克隆比例控制;然后量子抗体随机赋值,使抗体都以随机概率处于所有可能状态的线性叠加态中,以量子态进行观测,将得到确定的某一个二进制;接着建立图像盲复原重建模型,量子编码卷积算法来填充空洞像素;最后给出了算法流程。实验仿真显示该算法对图像盲复原重建清晰,画质好,全图最大局域误差最小,结构相似度接近于1。

关键词 量子光学;量子比特;编码;卷积;盲复原

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP52.021002

Blind Image Restoration Research Based on Quantum Bit Code Algorithm

Tian Lifang Zhou Yuan

College of Information Engineering, Huang Huai University, Zhu Madian, Henan 463000, China

Abstract In order to improve the quality of blind image restoration, quantum bit code algorithm is proposed. Quantum clone is selected in immune system, and antibody controlled. Antibody is determined value in state of linear superposition at random, state of quantum is observed and obtained by binary. Blind image restoration model is built, quantum code convolution is filled void pixel. Finally, process is given. Simulation shows that blind image restoration reconstruction of this algorithm is clear and better, local manimum error (LME) is least, structural similarity (SSIM) is closed to 1.

Key words quantum optics; quantum bit; code; convolution; blind restoration

OCIS codes 110.4155; 110.3080; 120.1880

1 引言

图像盲复原重建是图像处理中一个重要研究分支,图像在形成、传输和记录过程中,由于成像系统、传输介质和设备的不完善,使图像的质量变差,有时图像的降质模型未知或具有较少的先验知识,必须进行盲复原重建^[1-2]。

Baker等^[3]提出基于学习算法的重建技术,随着分辨率放大系数的增加,需要提供的输入图像样本数量急剧增加,但是达到放大系数的上限后,无论增加多少输入样本图像,都无法改善重建效果。Pestak^[4]提出了基于插值算法的重建方法,该算法没有考虑算法的误差,且其中的门限尺寸阈值对不同的图像需取不同值,过小或过大会造成空洞或模糊。Greenspan等^[5]提出的基于多分辨率图像中边缘形状不变特性,通过非线性滤波外推出新的分量,现有的频率空间非线性外推增强算法的剪切策略并不合理,实际由外推分量所带来的增强效果并不显著。智能优化算法的兴起给出了一种解决方案,田莹等^[6]给出了用遗传算法(GA)求解该问题,由于GA较强的搜索能力,得到的图像复原结果优于传统方法,但是GA消耗时间太多。Chan等^[7]提出的总变分模型,很好地解决了边缘模糊问题,但是该模型的算法收敛速度慢,计算量较大。

本文采用量子比特编码算法,在免疫系统量子克隆选择中采用概率量子克隆,使任意未知的非正交量子态可以被精确克隆;量子比特编码中量子态逐渐趋近于1或0,量子逐渐收敛到一个确定的状态;图像重建使用8位量子编码来表示像素的特征,量子卷积来填充像素空洞。实验仿真显示本文算法对图像盲复原重建没有振铃效应,重建后的清晰度显著优于其他算法,评价指标优。

收稿日期: 2014-06-25; 收到修改稿日期: 2014-09-13; 网络出版日期: 2015-01-15

基金项目: 河南省科技发展计划(132102210463)、河南省科技攻关重点(122102210404)

作者简介: 田丽芳(1981—),女,硕士,讲师,主要从事系统建模、软件测试等方面的研究。E-mail: hhtlf1220@126.com

2 量子编码过程

2.1 免疫系统量子克隆选择

设 A_i 为量子抗体种群中的第 i 个抗体^[8-9], $A = [A_1, A_2, \dots, A_N]$ 为量子抗体种群, $A(k)$ 在免疫算子作用下的演化过程可描述为

$$T_c[A(k)] \rightarrow T_g(Y(k)) \rightarrow T_s[Z(k) \cup A(k)] \rightarrow A(k+1), \quad (1)$$

式中 T_c 为克隆操作, T_g 为免疫基因操作, 主要包括交叉和变异, T_s 为克隆选择操作, 经免疫算子作用后的量子新抗体种群 $A(k+1)$ 。

本文采取概率量子克隆, 以某种概率精确克隆量子信息, 即克隆效率总小于 1, 但保真度为 1, 使任意未知的非正交量子态可以被精确克隆。量子门分别作用于各叠加态和纠缠态的方式; 子代个体的产生不是由父代群体决定, 而是由父代的最优个体及其状态的概率幅决定^[10-12]。

设选出的 M 个抗体按亲和力降序排列为 p_1, p_2, \dots, p_M , 根据抗体亲和力越高, 其克隆产生的抗体数目越多, 本文给出的抗体 p_k 的克隆数目 N_k 为

$$N_k = \left\lfloor \frac{\rho N}{k} \right\rfloor, \quad (2)$$

式中 $\lfloor \cdot \rfloor$ 为按四舍五入取整, ρ 为确定规模的乘数因子控制参数, 为保持种群规模稳定, 若 $\sum_{i=1}^M N_i < N - M$, 对克隆子群所缺染色体数目可用原种群 M 对应位置染色体补足; 否则取前 $N - M$ 个抗体。

量子抗体克隆比例控制: 对抗体种群 $P' = \{P_1, P_2, \dots, P_N\}$ 实施比例克隆后得到抗体种群 P' 具体表示如下

$$\begin{cases} P' = \{P_1^1, P_1^2, \dots, P_1^q\} + \dots + \{P_N^1, P_N^2, \dots, P_N^q\}, \\ P_j^i = P_j \quad (i = 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, N) \end{cases}, \quad (3)$$

式中 $P_j^i = P_j \quad (i = 1, 2, \dots, q; j = 1, 2, \dots, N)$ 。

为了使解更好地向量子群体前端收敛, 直接将免疫优势抗体种群中的解复制到抗体种群中。

2.2 量子编码

量子比特编码简称为量子位编码^[13], 用一对复数来表示一个量子比特, 一个具有 m 个量子位编码的系统为

$$\mathbf{q}_m = \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \dots & v_m \\ \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_m \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_m \end{bmatrix}, \quad (4)$$

式中 $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_m)$ 为图像重建决策向量, m 为图像重建决策向量的维数, v_i 为第 i 个图像重建决策变量。 v_i 初始化按照均匀分布随机给出, v_i 满足 $v_{i\min} \leq v_i \leq v_{i\max}$, $v_{i\max}$ 、 $v_{i\min}$ 为第 i 个图像重建决策变量上下界。 $|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1 \quad (i = 1, 2, \dots, m)$, $|\alpha_i|^2$ 、 $|\beta_i|^2$ 表示量子比特处于状态 0 和状态 1 的概率, 而终态取决于观察的结果。一个量子比特码随着观察的不同, 会塌缩为不同的状态, 因而具有并行计算的潜力。其终态可以表示为

$$|\psi\rangle_i = \alpha_i|0\rangle + \beta_i|1\rangle, \quad (5)$$

式中 α_i 、 β_i 为代表相应状态出现概率的两个复数 ($|\alpha_i|^2 + |\beta_i|^2 = 1$), 第 i 个量子位的相位可表示如下:

$$\omega_i = \arctan(\beta_i/\alpha_i), \quad (6)$$

在对量子比特编码初始化时, 将对量子抗体的所有 ω_i 随机赋值, 每一个抗体都以随机概率处于所有可能状态的线性叠加态中。例如一个具有如下概率幅的四量子比特位系统, 它的 4 对概率幅为

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{\sqrt{3}}{2} & \frac{1}{2} & 1 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{2} & \frac{\sqrt{3}}{2} & 0 \end{bmatrix}, \quad (7)$$

则 4 对概率幅表示的量子系统可描述为表示为

$$\begin{aligned} & \frac{\sqrt{3}}{8}|0000\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|0001\rangle + \frac{3}{8}|0010\rangle + \frac{1}{8}|0011\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|0100\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|0101\rangle + \frac{3}{8}|0110\rangle + \frac{1}{8}|0111\rangle + \frac{1}{8}|1000\rangle + \\ & \frac{3}{8}|1001\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|1010\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|1011\rangle + \frac{3}{8}|1100\rangle + \frac{1}{8}|1101\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|1110\rangle + \frac{\sqrt{3}}{8}|1111\rangle \end{aligned} \quad (8)$$

式中 16 个基本状态 $|0000\rangle$ 、 $|0001\rangle$ 、 $|0010\rangle$ 、 $|0011\rangle$ 、 $|0100\rangle$ 、 $|0101\rangle$ 、 $|0110\rangle$ 、 $|0111\rangle$ 、 $|1000\rangle$ 、 $|1001\rangle$ 、 $|1010\rangle$ 、 $|1011\rangle$ 、 $|1100\rangle$ 、 $|1101\rangle$ 、 $|1110\rangle$ 、 $|1111\rangle$ 出现的概率分别为： $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{9}{64}$ 、 $\frac{1}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{9}{64}$ 、 $\frac{1}{64}$ 、 $\frac{1}{64}$ 、 $\frac{9}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{9}{64}$ 、 $\frac{1}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 、 $\frac{3}{64}$ 。

四比特量子系统能够同时包含 16 个状态的信息。而传统的编码方式只能表示一个具体的状态,量子编码具有 4 个二进制编码的信息,能够使种群拥有更好的多样性, $|\alpha_i|^2$ 、 $|\beta_i|^2$ 逐渐趋近于 1 或 0 时,种群的多样性将逐渐消失,量子逐渐收敛到一个确定的状态,这就表明同时具有探索与开发两种能力^[14]。

在量子编码个体 q_i 中,有 3 个长度为 h 的二进制串与之对应,分别为

$$\begin{cases} b_i = [b_i(1), \dots, b_i(j), \dots, b_i(h)] \\ j \in (1, 2, \dots, h), b_i(j) \in (0, 1) \\ c_i = [c_i(1), \dots, c_i(j), \dots, c_i(h)] \in (0, 1) \\ A_i = [A_i(1), \dots, A_i(j), \dots, A_i(h)] \in (0, 1) \end{cases} \quad (9)$$

式中 b_i 表示量子个体 q_i 进化中的最优解, c_i 为对量子个体 q_i 的观测值, A_i 为个体 q_i 历史最优解。在克隆进化中, c_i 和 A_i 将进行比较,如果 A_i 好于 c_i , 择取 A_i 为最优解。

算法收敛控制系数:

$$\sigma = 0.04\pi \left(1 - \varepsilon \frac{\gamma}{\varphi + 1} \right), \quad (10)$$

式中 γ 为当前进化代数, φ 为终止代数, ε 为 $[0,1]$ 之间的常数, σ 选取 0.6π 。

为防止量子染色体收敛于一个状态,对量子态进行观测^[15],将得到确定的某一个二进制,对 q_m 进行一次观察,可得到由 0-1 码组成的 τ ,具体操作是产生一个 $[0,1]$ 的随机数 s ,若 $s \geq \tau$,相应量子比特位为 1;否则,为 0。

2.3 图像盲复原重建模型

2.3.1 图像退化过程

图像退化过程:

$$g = \kappa * f + n, \quad (11)$$

式中 f 表示原始真实图像, g 表示退化图像, κ 表示模糊算子, n 表示高斯白噪声,*表示卷积。图像盲恢复是在不知道 κ 的情况下,根据退化图像来获取高质量的图像,以便进一步观察或处理。依据最大似然原理,通过求解:

$$\min_{u, \kappa} J(u, \kappa) = \frac{1}{2} \|\kappa * u - g\|^2 + \psi_1 \int_{\Omega} |\nabla u|^{\varphi(|\nabla u|)} dx + \psi_2 \int_{\Omega} |\nabla \kappa| dx, \quad (12)$$

式中 u 是恢复图像, Ω 为图像范围, ψ_1 和 ψ_2 为大于 0 的参数,它主要是调节 u 和 κ 的规范性,保证图像的可靠复原。由于随机噪声的存在, (u, κ) 求解往往是一个病态问题,通过把求解精度问题转化为量子编码优化,图像中的像素由于取值空间在 $[0,255]$, 必须用 8 bit 来表征,当图像中某点的梯度大于某一个值(阈值),说明该点处于图像的边缘,应尽量保持;而当梯度小于某一个值,说明该点处于图像的平滑区,应重点去噪^[16]。

函数 φ 为

$$\varphi(|\nabla u|) = \begin{cases} 1, & |\nabla u| \geq \delta \\ 2, & |\nabla u| < \delta \end{cases} \quad (13)$$

式中 δ 是阈值,本文选取为 120。

本文图像重建使用 8 位量子编码来表示像素的特征。

2.3.2 空洞像素量子编码卷积

图像重建映射完成之后可能在高分辨率网格中还留有一些尚未赋值的空洞像素^[17]。采用量子编码卷积

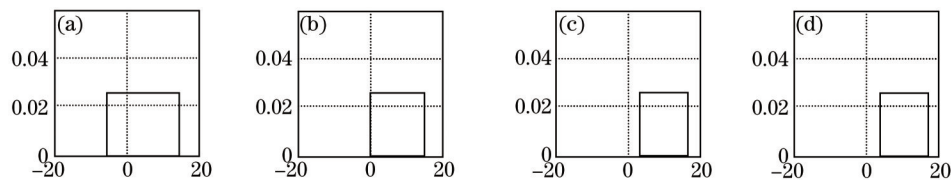
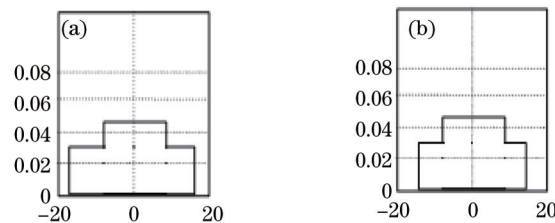
算法来填充空洞像素,遇到空洞像素时将量子编码中的像素区域与空洞邻域中对应像素值的乘积相加。表1给出以 α_i 、 β_i 为代表相应状态出现概率的示例。

表1 量子编码示例

Table 1 Samples of quantum code

Individual	Pixel area	
α_i	$\alpha_1 = (-5, 15)$	$\alpha_2 = (0, 15)$
β_i	$\beta_1 = (5, 15)$	$\beta_2 = (5, 15)$

表1表示的是两个量子个体 α_i 、 β_i 的初始像素区域范围,图1表示了表1中两个量子个体 α_i 、 β_i 的概率实数编码。图1中,个体 α_1 由中心为-5,宽度为15的像素区域矩形框及 α_2 由中心为0,宽度为15的像素区域矩形框组成,图2表示两个个体 α_1 和 α_2 进行交叉的结果,从图2可以看出,当两个个体进行交叉时, α_1 和 β_1 分别代表的矩形区域进行叠加来产生新的个体,叠加后的矩形框高度表示在该区域取值的概率^[18]。但是空洞较多的图像一般进行2到3轮卷积也可以全部填满,空洞比例过高,由于低分辨率图像中可用于重建的信息量不够,此时卷积迭代次数较多,重建效果较差。

图1 各个量子像素区域分量。(a) α_1 分量; (b) α_2 分量; (c) β_1 分量; (d) β_2 分量Fig.1 Region components of individual quantum pixel. (a) α_1 weight; (b) α_2 weight; (c) β_1 weight; (d) β_2 weight图2 像素区域交叉卷积结果。(a) α_1 ; (b) α_2 Fig.2 Cross convolution result of pixel region. (a) α_1 ; (b) α_2

2.3.3 算法过程

- 1) 输入图像,随机产生量子种群;
- 2) 通过(2)式免疫克隆更新量子种群;
- 3) 图像像素映射为量子编码;
- 4) 对空洞像素进行卷积填充;
- 5) 满足阈值 δ , 执行步骤6), 否则执行步骤2);
- 6) 输出图像。

3 实验仿真

程序采用 Matlab 实现, h 是标准差为 1 的高斯函数,如图 3 所示,其中原始清晰图像[图 3(a1), (b1), (c1)]通过与高斯函数进行卷积得到,图像被随机噪声所干扰[图 3(a2), (b2), (c2)]。



图3 随机噪声干扰图像。(a1)~(c1)原始图; (a2)~(c2)干扰图

Fig.3 Random noise image. (a1)~(c1) Initial image; (a2)~(c2) interference image

3.1 视觉仿真结果分析

不同算法对噪声干扰图像进行盲复原重建视觉仿真结果如图4所示。

其中图4(a3)、(b3)、(c3)是学习算法仿真结果,图4(a4)、(b4)、(c4)是插值算法仿真结果,图4(a5)、(b5)、(c5)是非线性滤波算法仿真结果,图4(a6)、(b6)、(c6)是遗传算法仿真结果,图4(a7)、(b7)、(c7)是本文算法仿真结果。通过图4可以看出,本文算法明显没有振铃效应,重建后的清晰度显著优于其他算法,重建图像在屋顶、Lena肩头、Barbara眼睛等边缘处的振铃比其他算法复原图像减少许多,同时很好地保持了图像边缘等细节,其他算法仿真结果都出现不同程度的振铃效应。在量子克隆编码随着迭代次数的增加,重建图像会变得更加清晰,但变清晰的速率不断减小,同时,随着迭代次数的增加,会存在一定的噪声放大,并导致时间复杂度增加,算法执行3次迭代之后,重建图像质量的改善变得缓慢,且噪声的放大趋于明显,为此,本文的迭代次数设置为3,同时进行两轮卷积填充像素空洞,当进行第3轮卷积时,图像模糊,重建效果较差。

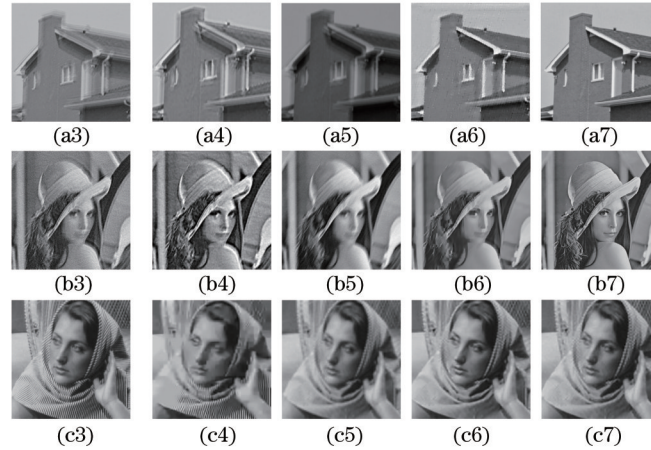


图4 不同算法盲复原重建视觉仿真结果。(a3)~(c3)学习算法仿真;(a4)~(c4)插值算法仿真;(a5)~(c5)非线性滤波;
(a6)~(c6)遗传算法仿真;(a7)~(c7)量子编码仿真

Fig.4 Blind reconstruction of visual simulation results of different algorithms. (a3)~(c3) Learning algorithm;
(a4)~(c4) interpolation algorithm; (a5)~(c5) nonlinear filtering algorithm; (a6)~(c6) genetic algorithm;
(a7)~(c7) quantum bit code algorithm

3.2 参数指标分析

3.2.1 全图最大局域误差

全图最大局域误差(LME, L_{ME})评价处理后图像与原始影像每一固定大小区域之间的最大误差,误差越大,处理后图像质量越差。

$$L_{ME} = MAX_{s,t} \left\{ \sum_{i=s}^{m+s} \sum_{j=t}^{n+t} \exp(i,j) \right\}, \quad (14)$$

式中 $1 \leq s \leq M - m, 1 \leq t \leq N - n, \exp(i,j) = |u(i,j) - g(i,j)|$, M, m 是处理后图像与原始影像固定区域的宽, N, n 是处理后图像与原始影像固定区域的高。其结果如表2所示。

从表2得出,本文算法的全图最大局域误差最小,这是因为量子编码卷积填充了空洞像素。

表2 不同算法全图最大局域误差

Table 2 Maximum local errors of different algorithms

Algorithm	LME
Learning algorithm	1.3430
Interpolation algorithm	1.9012
Nonlinear filtering algorithm	1.4551
Genetic algorithm	1.3742
Quantum bit code algorithm	0.4318

3.2.2 结构相似度

结构相似度(SSIM, S_{SSIM})从处理后图像与原始影像的结构,亮度和对比度之间的相似性出发,评价一幅

重建影像的质量优劣。两幅相同图像,相似度为1,重建图像质量越差,相似度越接近0。

$$S_{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}, \quad (15)$$

式中 μ_x, μ_y 为两幅图像的均值,代表图像的亮度分量, σ_x, σ_y 为两幅图像的方差,代表图像的对比度分量, $\frac{\sigma_{xy} + C}{\sigma_x\sigma_y + C}$ 代表两幅图像的结构分量。其结果如表3所示。

表3 不同算法结构相似度

Table 3 Structure similarity of different algorithms

Algorithm	SSIM
Learning algorithm	0.8713
Interpolation algorithm	0.5049
Nonlinear filtering algorithm	0.6701
Genetic algorithm	0.4511
Quantum bit code algorithm	0.9465

从表3得出,本文算法的结构相似度接近1,这是因为为了防止量子染色体收敛于一个状态,对量子态进行观测,将得到确定的某一个二进制,而不是简单的随机对量子态赋值。

4 结 论

提出了一种复原质量高的图像重建方法,该方法能够充分利用量子运算的优势来提高算法执行速度,同时利用量子编码来对空洞像素进行卷积填充,实验结果证明,该算法的评价指标较优,因此为图像盲复原重建提供了一种新的解决思路。

参 考 文 献

- 1 Tang Yanqiu, Zhang Xingxiang, Li Xin'e, *et al.*. Image processing method of dynamic range with wavelet transform based on human visual gray recognition characteristics[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2012, 27(3): 385-390.
唐艳秋, 张星祥, 李新娥, 等. 基于人眼视觉灰度识别特性的图像动态范围小波变换处理方法[J]. 液晶与显示, 2012, 27(3): 385-390.
- 2 Yin Ming, Liu Wei. Image denoising using mixed statistical model based on quaternion wavelet[J]. Journal of Graphics, 2012, 33(2): 77-82.
殷 明, 刘 卫. 基于四元数小波混合统计模型的图像去噪[J]. 图学学报, 2012, 33(2): 77-82.
- 3 S Baker, T Kanade. Limits on super-resolution and how to break them[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2002, 24(9): 1167-1183.
- 4 T C Pestak. Development of an Efficient Super-Resolution Image Reconstruction Algorithm for Implementation on a Hardware Platform[D]. Dayton: Department of Electrical Engineering, Wright State University, 2010. 30-45.
- 5 H Greenspan, C H Anderson, S Akber. Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space[J]. Image Process, 2000, 9(6): 1035-1048.
- 6 Tian Ying, Yuan Weiqi. Application of the genetic algorithm in image processing[J]. Journal of Image and Graphics, 2007, 12(3): 389-396.
田 莹, 苑玮琦. 遗传算法在图像处理中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(3): 389-396.
- 7 C F Chan, J Shen. Aspects of total variation regularized l1 function approximation[J]. Siam J Appl Mathematics, 2005, 65(5): 1817-1837.
- 8 Nie Duxian. Image restoration research based on adaptively regularized parameter PSO[J]. Computer Technology and Development, 2009, 19(1): 106-108.
聂笃宪. 基于 PSO 自适应正则化参数图像恢复的研究[J]. 计算机技术与发展, 2009, 19(1): 106-108.
- 9 Li Panchi, Song Kaoping, Yang Erlong. Chaos quantum immune algorithm based on phase encoding[J]. Control Theory and Applications, 2011, 28(3): 375-380.

- 李盼池, 宋考平, 杨二龙. 基于相位编码的混沌量子免疫算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(3): 375-380.
- 10 H Y Liao, M K Ng. Blind deconvolution using generalized cross-validation approach to regularization parameter estimation[J]. IEEE Trans Image Process, 2011, 20(3): 670-680.
- 11 Ma Ying, Tian Weijian, Fan Yangyu. Quantum adaptive immune clone algorithm based on cloud model[J]. Chinese Journal of Computational Physics, 2013, 30(4): 627-632.
- 马颖, 田维坚, 樊养余. 基于云模型的自适应量子免疫克隆算法[J]. 计算物理, 2013, 30(4): 627-632.
- 12 Zhu Minghao. Quantum Clonal Multiobjective Evolutionary Algorithm Study on the Application of Mathematics[D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2011. 21-30.
- 朱命昊. 量子克隆多目标进化算法研究应用数学[D]. 西安: 西安科技大学, 2011. 21-30.
- 13 Li Yangyang, Shi Hongzhu, Jiao Licheng, *et al.*. Quantum-inspired evolutionary clustering algorithm based on manifold distance[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(10): 2343-2347.
- 李阳阳, 石洪竺, 焦李成, 等. 基于流形距离的量子进化聚类算法[J]. 电子学报, 2011, 39(10): 2343-2347.
- 14 Liang Changyong, Bai Hua, Cai Meiju, *et al.*. Advances in quantum genetic algorithm[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(7): 2401-2405.
- 梁昌勇, 柏桦, 蔡美菊, 等. 量子遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(7): 2401-2405.
- 15 Qian Jie, Zheng Jianguo. A quantum evolutionary algorithm based on population statistical learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2012, 46(2): 51-58.
- 钱洁, 郑建国. 采用群体统计学习的量子进化算法[J]. 西安交通大学学报, 2012, 46(2): 51-58.
- 16 Zhou Luoyu, Zhang Bao, Yang Yang. Image blind deblurring based on super total variation regularization with self adaptive threshold[J]. Optics and Precision Engineering, 2012, 20(12): 2759-2767.
- 周箩鱼, 张葆, 杨扬. 自适应阈值的超变分正则化图像盲复原[J]. 光学精密工程, 2012, 20(12): 2759-2767.
- 17 Li Zhan, Han Guoqiang, Chen Xiangji, *et al.*. Fast super-resolution image reconstruction based on kernel registration and interpolation[J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2011, 39(5): 84-90.
- 李展, 韩国强, 陈湘骥, 等. 基于Keren配准和插值的快速超分辨率图像重建[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2011, 39(5): 84-90.
- 18 Qian Jie, Zheng Jianguo, Zhang Chaoqun, *et al.*. Reviews of current studying progress on quantum evolutionary computation[J]. Control and Decision, 2011, 26(3): 321-326.
- 钱洁, 郑建国, 张超群, 等. 量子进化算法研究现状综述[J]. 控制与决策, 2011, 26(3): 321-326.

栏目编辑: 张浩佳