

# 量子遗传算法在图像锐化中的应用<sup>①</sup>

李 锋, 莫乐群

(广东交通职业技术学院, 广州 510650)

**摘 要:** 图像平滑处理会导致轮廓边界模糊不清, 此时需对图像进行锐化使边缘变得清晰. 传统锐化算法适应性不强, 计算量大, 参数不能人工干预. Tubbs 将图像锐化中的非线性变换函数表示为归一化非完全 Beta 函数  $B(\alpha, \beta)$ , 但算法复杂, Beta 参数难以确定. 本文提出一种基于 Beta 非线性变换参数的量子遗传算法用于图像锐化, 最后通过实验验证该算法的有效性.

**关键词:** 灰度图像; 量子遗传算法; 图像锐化; 图像平滑; 量子比特

## Application of Quantum Genetic Algorithm in Image Sharpening

LI Feng, MO Le-Qun

(Guangdong Communication Polytechnic, Guangzhou 510650, China)

**Abstract:** Image smoothing will lead to boundaries blurred, so image must be sharpen the edges of the image becomes clear. Traditional way of sharpen picture quantity has many problems. Tubbs used Beta function  $B(\alpha, \beta)$  to sharpen picture, but how to determine the Beta parameters is still a complex issue. This paper describes the use of quantum genetic algorithm for nonlinear transformation parameters  $\alpha$  and  $\beta$ , which adaptive to achieve gray-scale image enhancement. Finally, through simulation experiments verify the effectiveness of genetic algorithms to sharpen image.

**Key words:** gray-scale image; quantum genetic algorithm; image sharpening; image smoothing; quantum bit

图像平滑是指用于突出图像的宽大区域、低频成分、主干部分, 或者抑制图像噪声和干扰高频成分, 从而使图像梯度平缓渐变, 改善图像质量<sup>[1]</sup>. 然而图像平滑处理通常会导致图像边界、轮廓模糊不清, 此时需对图像锐化. 图像锐化常用的有 Laplacian 锐化算法和 Roberts 梯度算法. Laplacian 锐化算法只考虑边缘点位置, 对于阶跃状边缘其二阶导数在边缘点会出现零交叉现象, 图像锐化生硬不自然<sup>[2]</sup>. Roberts 梯度算法适用于边缘明显且噪声较少的图像, 但通常会在图像边缘区域产生较宽低频, 使得边缘定位精度不高. 本文提出一种于 Beta 非线性变换参数的量子遗传算法用于图像锐化, 实验证明新算法在锐化边缘和抑制噪声上优于上述两种算法, 改善图像细节, 边缘过渡自然, 具有很好的应用价值.

## 1 量子遗传算法

遗传算法(Genetic Algorithms) 源于达尔文的进化论和孟德尔、摩根遗传学理论, 通过模拟生物“适者生存、优胜劣汰”的自然法则进行搜索计算和最优问题求解. 量子遗传算法(Genetic Quantum Algorithm, GQA) 是量子计算与遗传算法相结合产生的一门新兴科学, 通过量子比特几率量化染色体编码, 量子状态的叠加性使得一条染色体可以表达多个状态, 并利用量子旋转门和量子非门模拟染色体变异革新, 从而实现对目标问题的优化求解. 但图像锐化质量的缺乏统一参考标准, 难以利用变异行为为改善群体质量提供进化依据, 因此算法会陷入局部最优现象. 本文在 Tubbs 将图像锐化中的非线性变换函数表示为归一化非完全 Beta 函数  $B(\alpha, \beta)$  基础上, 提出用量子遗传算法界定函

<sup>①</sup> 基金项目:2012 年广东省高等学校教学质量与教学改革工程省级精品资源共享课程(粤教高函[2013]13 号);2013 年广东省高职教育教学指导委员会教学改革项目(xxjs-2013-2001);2013 年广东省高职高专校长联席会议教改项目(GDXLHQ012)

收稿时间:2013-07-08;收到修改稿时间:2013-09-04

数参数值( $\alpha, \beta$ ), 通过变异和种群迭代找出全局最优解, 同时加速解的收敛速度, 提高算法搜索效率.

### 1.1 量子比特编码

量子位不同于传统比特位, 一个量子位除了“0”和“1”两个基本状态外, 还可以处于“0”和“1”的叠加态. 在对多状态基因编码时, 用一个量子比特位表示基因的两个状态, 那么两个量子比特位则可以表示基因的四个状态, 如此类推. 因此, 量子遗传算法能够在相同种群规模下以更短时间找出问题全局最优解. 另外遗传算法采用量子位染色体编码, 利用量子门完成父代个体更新从而产生新的子代个体.  $k$  个量子比特可以表示基因的  $2k$  个状态.  $k$  个量子比特概率可以表示为:

$$q_j^i = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 & \dots & \alpha_k \\ \beta_1 & \beta_2 & \dots & \beta_k \end{bmatrix}$$

因此包含有  $m$  个基因染色体概率为:

$$q_j^t = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \dots & \alpha_{1k} & \alpha_{21} & \alpha_{22} & \dots & \alpha_{2k} & \dots & \alpha_{m1} & \alpha_{m2} & \dots & \alpha_{mk} \\ \beta_{11} & \beta_{12} & \dots & \beta_{1k} & \beta_{21} & \beta_{22} & \dots & \beta_{2k} & \dots & \beta_{m1} & \beta_{m2} & \dots & \beta_{mk} \end{bmatrix}$$

其中,  $q_j^t$  表示第  $t$  代第  $j$  个个体的染色体,  $m$  是染色体基因个数,  $k$  为编码每一个基因的量子比特数.

量子遗传算法基因用量子比特表示, 此时每一个基因表达的不再是某一确定信息, 而是包含全部所有状态的信息, 使得量子遗传算法比传统遗传算法拥有更多的种群多样性特征, 有利于加速解的收敛速度, 获得全局更优解.

### 1.2 量子交叉变异

量子交叉变异是量子遗传算法的一个重要组成部分, 用于防止陷入局部最优现象. 量子遗传算法对染色体实施变异操作如下: 首先依据染色体变异概率, 将状态“1”变为状态“0”. 此时变异后有两者情况, 如变异后适应度小于变异前适应度值, 则恢复染色体状态; 若变异后适应度提高, 则更新染色体状态.

### 1.3 量子的旋转门

量子遗传算法通过量子逻辑门作用于量子态概率实现种群多样性. 量子门的更新采用二进制位、适应值和概率幅比较法, 各个状态间的转移是通过量子门变换矩阵实现, 量子旋转门的旋转角度同样可以表示量子染色体的变异. 量子旋转门  $G$  表示如下:

$$G = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

其中  $\theta$  为量子旋转门, 取值为  $\theta = k \times f(\alpha_i, \beta_i)$ ,  $k$  是与收敛系数, 函数  $f(\alpha_i, \beta_i)$  使算法朝着最优解方向搜索, 从而确定量子门旋转方向.

## 2 量子遗传算法在锐化图像中的应用

量子遗传算法比传统遗传算法搜索能力更强, 求解效率更高, 更容易求解最优解. 本文利用量子遗传算法找出归一化非完全 Beta 函数参数最优值. 由于不同的  $\alpha, \beta$  对应于不同类型的图像非线性变换曲线, 通过找出全局最优参数值实现图像锐化.

### 2.1 典型图像增强变换函数

从视觉角度上看, 图像有偏暗、偏亮和灰度在某一区域过于集中三种现象, 与之相对应的变换函数有四类<sup>[3]</sup>, 图 1 是几种典型的灰度变换图. 图中横坐标表示原图像灰度, 纵坐标表示处理后图像灰度,  $a$  变换适合对暗区域进行拉伸,  $b$  变换适合对亮区域进行拉伸,  $c$  变换适合对中间区域拉伸而对两端压缩,  $d$  区域适合对两端拉伸而对中间区域压缩.

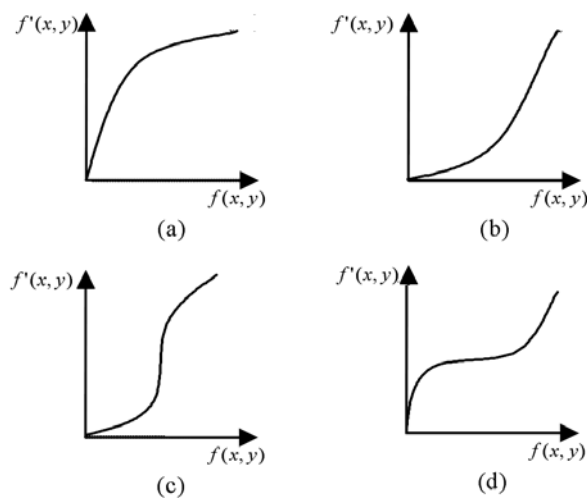


图 1 四种典型的灰度变换函数曲线

利用归一化非完全 Beta 函数函数实现四类变换曲线的自动拟合, 归一化的非完全 Beta 函数  $F(u)$  定义为:

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

其中  $B(\alpha, \beta)$  为 Beta 函数,

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 t^{\alpha-1} (1-t)^{\beta-1} dt \quad (2)$$

通过调整不同的  $\alpha, \beta$  值对应图 1 四种典型的灰度

变换曲线, 此时归一化非完全 Beta 函数进行灰度转换如下:

$$T(i_{xy}) = f(i_{xy}, \alpha, \beta) = \int_0^{i_{xy}} \frac{t^{\alpha-1}(1-t)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)} dt \quad (3)$$

## 2.2 利用量子遗传算法找出全局最优 $\alpha, \beta$ 参数

利用量子遗传算法对每幅图自适应选择非线性函数最优的  $\alpha, \beta$  参数, 过程如下:

第一步, 设非线性变换函数为  $T(u)$ , 初始图像灰度值为  $f(x, y)$ , 处理后图像灰度值为  $f'(x, y)$ . 先对  $f(x, y)$  做归一化处理得到  $g(x, y)$ :

$$g(x, y) = \frac{f(x, y) - L_{\min}}{L_{\max} - L_{\min}}, \quad 0 \leq g(x, y) \leq 1 \quad (4)$$

其中  $L_{\min}$  和  $L_{\max}$  为图像灰度的最大值和最小值.

第二步, 每个染色体各包含一个  $\alpha, \beta$  基因, 根据公式(1)和(2), 每个个体都对应一个非线性变换函数  $F(u)$ , 用非线性函数对图像灰度进行处理:

$$g'(x, y) = T[g(x, y)], \quad 0 \leq g'(x, y) \leq 1 \quad (5)$$

第三步, 根据  $g'(x, y)$  值得到处理后图像  $f'(x, y)$ :

$$f'(x, y) = (L_{\max} - L_{\min})g'(x, y) + L_{\min} \quad (6)$$

第四步, 非线性函数改进方法是分别构建四种函数, 取其加权:

$$T(u) = w_1 T_1(u) + w_2 T_2(u) + w_3 T_3(u) + w_4 T_4(u) \quad (7)$$

其中  $w_1, w_2, w_3$  和  $w_4$  为加权比重值.

第五步, 适应度函数:

$$\text{Fitness}(i) = \frac{1}{n} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f^2(x, y) - \left[ \frac{1}{n} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \right]^2 \quad (8)$$

其中  $M, N$  分别为图像的宽和高,  $n=M \times N$ ,  $i$  表示染色体, 适应度越大, 表示图像灰度越均匀, 对比度更高, 图像越锐利.

第六步, 通过遗传算法, 选取适应度最大的个体, 利用量子旋转门对个体进行更新, 得到新的群体, 直到得到最优非线性变换函数  $\alpha$  和  $\beta$  两个参数.

## 3 实验仿真

初始图像大小为  $472 \times 650$ , 初始化种群数量为 20, 量子位数数目为 10, 最大遗传代数为 200, 利用量子遗传算法搜索到的非线性变换函数  $\alpha$  值为 6.3,  $\beta$  值为 7.2. 利用量子遗传算法的并行搜索能力, 可以自适应选择

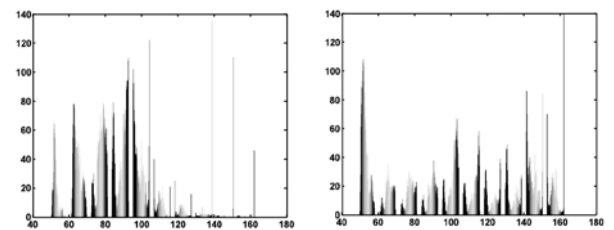
最佳  $\alpha$  和  $\beta$  参数, 实现图像锐化. 实验结果见图 2 所示.



(a) 初始图像 (b) 处理后图像

图 2 处理后效果图

处理后图像的视觉效果和对比度显著提高, 图像更锐利更清晰. 另外图 3 给出两种图像的直方图, 从直方图可以看出, 初始图的灰度值较为集中, 而处理后灰度分布更均匀, 范围更广.



(a) 初始图像直方图 (b) 处理后图像直方图

图 3 直方图比较

图 4 是量子遗传算法搜索到的非线性变换曲线, 其系数  $\alpha, \beta$  分别取值为 6.3 和 7.2.

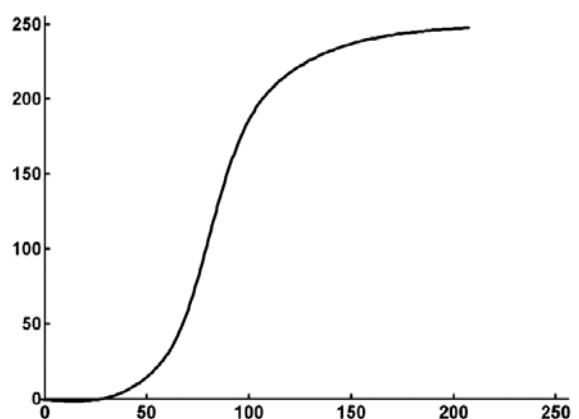


图 4 非线性变换曲线

## 4 结语

本文基于 Tubbs 提出的图像灰度归一化思想, 将量子遗传算法用于灰度图像的非线性变换. 通过实验

证明,灰度图像的非线性变换是一种有效的图像增强方法,利用量子遗传算法强大的搜索能力,可以快速的获得非线性函数  $\text{BetaB}(\alpha, \beta)$  参数值,实现灰度图像的自适应能力。

### 参考文献

- 1 韦芙芽,刘洪武,付春林.基于量子粒子群优化算法的光纤光栅参数重构.中国激光,2011,16(2):56-71.
  - 2 黄力明,徐莹,于瑞琴.改进的量子遗传算法及应用.计算机工程与设计,2009,21(8):16-21.
  - 3 朱筱蓉,张兴华.基于改进量子遗传算法的连续函数优化研究.计算机工程与设计,2007,8(21):147-152.
  - 4 封安辉,苏宏升.一种改进的量子遗传算法及其应用.计算机工程,2011,13(5):212-218.
  - 5 宣兆新,陆金桂,石云,吴慧.基于改进的遗传算法的图像恢复.计算机应用与软件,2010(3):32-36.
  - 6 许少华,许辰,郝兴,王颖.一种改进的双链量子遗传算法及其应用.计算机应用研究,2010,7(6):44-49.
  - 7 朱筱蓉,张兴华.基于改进量子遗传算法的连续函数优化研究.计算机工程与设计,2007,13(21):192-197.
  - 8 黄沙日娜,赵国亮.模糊量子遗传算法及其应用.计算机工程与应用,2011,21(5):103-107.
  - 9 Kouda N, Matsui N, Nishimura H. Image compression by layered quantum neural networks. Neural Processing Letters, 2002, 16(1): 213-219.
  - 10 Yang J, Li B, Zhuang Z. Research of quantum genetic algorithm and its application in blind source separation. Journal of Electronics(China), 2003, 20(1): 149-155.
  - 11 Benioff P. Quantum mechanical hamiltonian models of turing machines. Journal of Statistical Physics, 1982, 29(3): 71-78.
  - 12 Benioff PA. Quantum mechanical Hamiltonian models of discrete processes that erase their own histories. International Journal of Theoretical Physics, 1982, 21(3): 22-30.
  - 13 Feynman RP. Simulating physics with computers. International Journal of Theoretical Physics, 1982, 21(6): 27-35.
  - 14 Kačur J, Mikula K. Slow and fast diffusion effects in image processing. Computing and Visualization in Science, 2001, 3(4): 92-101.
  - 15 Zhou J, Gan Q, Krzyżak A, Suen CY. Recognition of handwritten numerals by quantum neural network with fuzzy features. International Journal on Document Analysis and Recognition, 1999, 2(1): 137-142.
  - 16 Han KH, Kim JH. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problems. Proc. of IEEE Conference on Evolutionary Computation, 2000, 9(14): 162-168.
  - 17 Han KH, Park KH, Lee CH, et al. Parallel quantum- inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problems. Proc. of IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 2001, 14(7): 152-160.
  - 18 Han KH, Kim JH. Genetic quantum algorithm and its application to combinatorial optimization problems. Proc. of IEEE Conference on Evolutionary Computation, 2000, 8(15): 133-140.
- (上接第 247 页)
- 1 统的研究.合肥工业大学学报(自然科学版),2006,29(10): 1231-1233.
  - 2 单康康,张兴明.RADIUS 协议在 ACR 中的研究.广西大学学报:自然科学版,2011,S1:65-68.
  - 3 杨凌凤.使用 USBKey 提高 FreeRadius 证书认证的安全性.计算机安全,2008,2:42-44.
  - 4 于周锋,蒋泽军,王丽芳.支持第三方认证的 RADIUS 系统设计.微电子学与计算机,2010,7:210-213,217.
  - 5 梁振方,盛焕焯.无线网网的分布式 AAA 系统.微计算机信息,2009,33:90-91,134.