

文章编号: 1007-2780(2012)06-0837-05

基于量子克隆多宇宙算法的图像融合研究

邵明省¹, 杜广朝²

(1. 鹤壁职业技术学院, 鹤壁 河南 458030, E-mail: wapinetcn@yahoo.com.cn;

2. 黄河水利职业技术学院, 河南 开封 475004)

摘 要: 针对量子化算法对图像融合的优点, 提出量子克隆多宇宙算法。首先对量子克隆、变异和选择变换获得新的量子群, 然后将宇宙各自独立化并且内部为并行拓扑结构, 采用量子旋转门更新量子宇宙个体, 宇宙之间联合交叉, 实现信息的交流, 最后给出了图像融合流程。实验结果表明, 该方法能够更加有效、准确地融合图像中的特征, 是一种有效可行的图像处理算法。

关 键 词: 多宇宙; 并行; 量子克隆; 图像融合

中图分类号: TN957; TP 31

文献标识码: A

DOI: 10.3788/YJYXS20122706.0837

Image Fusion Processing Based on Multi-Universe Quantum Cloning Algorithm

SHAO Ming-sheng¹, DU Guang-chao²

(1. Hebi Occupation Technology College, Hebi 458030, China, E-mail: wapinetcn@yahoo.com.cn;

2. Yellow River Conservancy Technical Institute, Kaifeng 475004, China)

Abstract: The presented multi-universe quantum clone algorithm is used to reverse the short-coming of quantum evolutionary algorithm in image fusion. Firstly, the new quantum group is created by action of clone, mutation and selection. Then the universes are settled as independent parts and the inner structure is constructed as parallel topology. The quantum rotation gate is applied to update individual universe, information among the universes is exchanged by adopting the quantum crossover operation. Finally, the processing of image fusion is described. The experiment results show that this proposed mechanism is an efficient image processing method that can correctly and efficiently fuse the characters of image.

Key words: multi-universe; parallel; quantum cloning; image fusion

1 引 言

图像融合的前提是待融合图像已配准好且像素位宽一致, 综合和提取两个或多个多源图像信息, 获得对同一场景或者目标更为准确、全面和可靠的图像, 使之更加适合于人眼感知或计算机后续处理^[1]。

目前的融合规则主要有以下几种: ①基于单个像素的融合算法, 这种方法计算简单, 但融合效果差, 忽视了图像的高频成分; ②基于方向对比度取大算法。它又可分为两种情况, 第一, 当对比度取大(取小)时, 融合后所产生的新的像素点的值为对比度取大(取小)的局部窗口的中心像素的值; 第二, 融合后产生的新图像的局部窗口的所有

收稿日期: 2012-02-12; 修订日期: 2012-06-12

基金项目: 河南省教育厅科学技术研究重点项目(No. 12B510016); 鹤壁职业技术学院校本项目(No. HZY-2011-59); 河南省社科联暨经团联项目(No. SKL-2012-3244)

作者简介: 邵明省(1980—), 男, 河南滑县人, 硕士, 讲师, 主要研究方向为数字图像处理技术、通信技术。

像素均来自参加融合的某一图像的局部窗口^[2]。

③基于量子进化融合方法,传统的量子进化算法虽具有简单通用、高效性等特点,但在搜索后期由于其算法的盲目性和随机性,就会出现退化早熟现象。为了防止这类现象的发生,就要增大优良个体的比例减少坏个体的不良影响,即利用有用信息来指导进化^[3]。

本文在量子进化算法中增加了克隆思想,在克隆中为了保持解的多样性而扩大空间搜索范围,采取对父代进行克隆复制的策略,其解空间变大是以计算时间增长为代价的。由于具有量子并行运算的特点,利用多个量子宇宙的并行搜索,增大搜索范围,宇宙之间的联合交叉,实现信息的交流,不同的宇宙向着各自的目标演化,从而整体上具有比量子算法更快的收敛速度和良好的全局搜索能力。而宇宙之间信息的交换也是量子克隆算法能克服早熟收敛的有效途径,体现了宇宙之间的相互纠缠,即一个宇宙内的信息发生变化,通过信息的交互,迅速引起其他宇宙的信息发生变化。实验仿真给出了图像融合对比结果,本文的融合效果好。

2 多宇宙并行量子克隆算法

2.1 量子克隆算法

量子克隆能有效扩大群体的规模,它的实质是将一个低维空间的问题转换到更高维的空间中解决,然后将结果投影到低维空间中,从而获得对问题更全面的认识。依据抗原与抗体的亲和度函数^[4],亲和度函数 $f(*)$ 定义为: $f(A \Rightarrow B) = S(A \Rightarrow B) + q(A \Rightarrow B)$, $f(A \Rightarrow B)$ 表明在各种规则的竞争中,只有支持度和可信度都高才有可能生存下来。亲和度函数将解空间中的一个点 $a_i(x) \in A(x)$ 分裂成 q_i 个相同的点 $a'_i(x) \in A'(x)$,然后经过克隆算子获得新的抗体群。

2.2 克隆算子

量子克隆算子包括克隆、变异和选择 3 个步骤^[5],其种群的状态转移情况可以表示为: $A(X)$ 克隆 $A'(X)$ 变异 $A''(X)$ 选择 $A'''(X+1)$ 。

这样在一代进化中,在候选解的附近,根据适应度的大小,产生一个变异解的群体,从而扩大搜索范围。

2.2.1 克隆

将选中的 n 个抗体 $A_n(k)$ 进行复制。操作如下:

$$T_c(A'(k)) = [T_c(A_1(k)), T_c(A_2(k)), \dots, T_c(A_n(k))]^T$$

其中: $T_c(A'(k)) = I_i \times A_i(k)$, $i = 1, 2, \dots, n$, I_i 为 q_i 维行向量。 q_i 为抗体 $A_i(k)$ 的克隆规模,

$$q_i = \text{Int} \left\{ N_c \times \frac{f(A_i(k))}{\sum_{j=1}^n f(A_j(k))} \right\},$$
$$i = 1, 2, \dots, n,$$

$N_c > n$ 是与克隆有关的克隆规模值,克隆增殖操作后,量子种群包括两部分群体集合,一部分是被克隆形成的子抗体的集合,记为 $A'(k)$,另一部分是未被克隆的母体集合。

2.2.2 克隆变异

与一般变异不同,克隆变异只对 $A'(k)$ 中的基因变异,并不直接作用于抗体原始种群的信息。克隆变异记为:

$$p_m \{ T_v[A'(k)] = A''(k) \} = \begin{cases} f_c(t) & A'(k) \in A(k) \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

式中 $f_c(t)$ 为周期变异概率函数,可以选为如下

$$f_c(t) = \frac{\alpha [t - (k + 0.5)T]^2}{T^2}$$

式中: t 为进化代数, T 为变化周期, α 为概率调整系数, k 为周期数。只需要人工确定两个参数 T 和 α , T 变化周期一般选为期望的最小进化代数; α 是变异概率 p_m 的极值情况^[6]。从而形成新的抗体为: $A''(k) = \{A'(k_1^1, k_1^2, \dots, k_1^{k_1}), \dots, A'(k_n^1, k_n^2, \dots, k_n^{k_n})\} = \{[A'(k_1^1), A'(k_1^2), \dots, A'(k_1^{k_1})], \dots, [A'(k_n^1), A'(k_n^2), \dots, A'(k_n^{k_n})]\} = \{(k_1^1, k_1^2, \dots, k_1^{k_1}), \dots, (k_n^1, k_n^2, \dots, k_n^{k_n})\}$

2.2.3 选择

从各自子代和相应父代中选择优秀的抗体,从而形成新的种群,即

$$A(t+1) = T_s[A(t) \cup A''(t)]$$

其中 $A''(t)$ 为经过免疫基因操作后的抗体种群^[7]。根据亲合度, $\forall i = 1, 2, \dots, N$, 有: $b_i(t) = \{a''_{ij}(t) | \max D(a''_{ij}(t)), j = 1, 2, \dots, q_i - 1\}$ 使得: $D\{a_i(t) < D[b_i(t)]\}$, $i = 1, 2, \dots, N$ 则: $a_i(t+1) = b_i(t)$, $i = 1, 2, \dots, N$ 即用 b_i 代替原抗体 a_i , 否则保持不变。免疫选择完成后得到下一代抗体群 $A(t+1)$ 。

2.3 多宇宙并行融合

由于量子具有并行性,所有的量子克隆个体按照相应的拓扑结构分成独立的子群体,即宇宙;各宇宙并行独立演化,不同的宇宙向着各自的目标演化,宇宙之间的交换信息,充分利用所有量子克隆的信息,具有更快的收敛速度,同时具有良好的全局搜索能力^[8]。

2.3.1 多宇宙并行拓扑结构

由于量子具有内在并行性,在多宇宙并行模型确定后,宇宙内部的拓扑结构直接影响着算法的性能,在需要考虑宇宙之间信息交互的路径和交互方式后。多宇宙将整个宇宙群划分为多个子宇宙群,每个子宇宙群独自运行。在每个子种群内部进行选择、交叉、变异操作,且每经过一定遗传代数再在各子种群间交换优秀个体来丰富各子种群的多样性,减小了未成熟收敛的可能性。本研究根据宇宙数目的多少选取不同的拓扑结构^[9],当宇宙数目较少时采用星形结构,如图 1(a)所示;当宇宙数目较多时采用超星形结构,即首先进行分组,组内采用星形结构,组与组之间再采用星形结构,如图 1(b)所示,图中,U 代表一个宇宙,U 后的数据代表宇宙号。

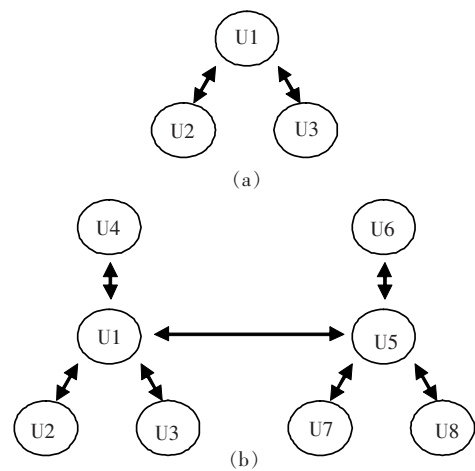


图 1 多宇宙拓扑结构。(a)星形结构;(b)超星形结构。
Fig.1 Many topological structure. (a)Star structure. (b) star shaped structure.

2.3.2 宇宙内部更新演化机制

本文采用量子旋转门更新完成各个宇宙向目标解的演化,量子非门实现量子变异。这种实现方式能充分利用多态性、叠加性和概率幅描述,以及量子旋转门的演化能力;同时量子变异也避免了信息演化过程中向目标解逼近易造成的早熟收

敛。各宇宙之间的量子旋转门变化使得大宇宙内的信息发生变化,能迅速引起其他宇宙的信息发生变化。

采用量子旋转门更新宇宙个体如下:

$$F(\Delta\theta) = \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta \\ \sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$

其中, $\Delta\theta$ 为旋转角。它的值太大可能使结果发散或早熟收敛到局部最优解,太小又会影响收敛速度,根据进化代数和移民周期因素,将 $\Delta\theta$ 设置在 $(0.1\pi,0.005\pi)$ 范围动态调整^[10]。

具体计算如下:

$$\Delta\theta = 0.1\pi - \frac{0.1\pi - 0.005\pi}{n} \times t$$

其中, t 为进化代数, n 为整个进化过程中移民的总次数。

在克隆中为了保持解的多样性而扩大空间搜索范围,采取对父代进行克隆复制的策略,利用多个宇宙的并行搜索,增大搜索范围,宇宙之间的联合交叉,实现信息的交流,从而整体上提高算法的搜索效率。

2.4 融合图像规则

将两幅 A、B 已配准好且像素位宽一致的待融合源图像分成若干个大小为 $m \times n$ 的像素子块,其中 A_i 和 B_i 分别表示图像 A 和 B 的第 i 个子块,计算每个子块的最佳灰度 dA_i 和 dB_i ,获得融合图像的第 i 个子块:

$$BF_i = \begin{cases} A_i, dA_i > dB_i \\ B_i, dA_i < dB_i \end{cases}$$

这样将最佳灰度问题转化为多宇宙量子克隆算法寻优问题^[11]。

2.5 融合图像效果的客观评价

2.5.1 图像的熵

图像的熵是包含平均信息量多少的度量,其定义为:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p(i) \log_2 p(i)$$

其中 $p(i)$ 为灰度 i 的分布概率,其范围是 $[0,1, \dots, L-1]$,熵值越大说明融合后图像信息量越多,效果相对越好^[12]。

2.5.2 空间频率

已知融合图像 F 大小为 $M \times N$, M 为图像行数, N 为图像列数。

则图像 F 的整个空间频率 F_s 为:

$$F_s = \sqrt{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=2}^N [F(i,j) - F(i,j-1)]^2 + \frac{1}{MN} \sum_{i=2}^M \sum_{j=1}^N [F(i,j) - F(i-1,j)]^2}$$

其中 $F(i,j)$ 为像素 (i,j) 的空间频率, 整个空间频率反映图像的全面活跃水平, 其值越大, 图像质量越好^[13]。

2.6 算法步骤

- 算法过程完整的描述如下：
- ①对图像预处理, 将原来灰度范围不同的待融合图像映射到一个相同的灰度区间；
 - ②多宇宙并行结构划分, 根据图像的大小 $M \times N$, 确定宇宙数量和宇宙中个体的数量；
 - ③初始化宇宙中的个体, 按量子克隆对宇宙个体进行更新, 得到共包含 n 个个体的第一代量子群；
 - ④根据第 2 节的步骤对个体进行图像融合计算, 并获得空间频率指标。空间频率即作为对个体进行评价的亲 and 度评价函数, 并保留此代中的最优个体, 若得到满意解, 则算法终止并输出融合结果, 否则继续迭代计算；
 - ⑤使用宇宙内部更新演化策略更新宇宙；
 - ⑥对宇宙之间信息的交换来更新克隆量子多样性；
 - ⑦克隆代数 $t=t+1$, 算法转至④继续进行；
 - ⑧计算融合图像评价指标；
 - ⑨输出融合计算结果。

3 实验仿真

本文的所有算法都是运用 Matlab7.0 实现。图 2、图 3 是两幅已配准好且像素位宽一致的待融合源图像, 其中图 2、图 3 为图像融合。图 4 是仅用量子克隆算法融合图, 图 5 是本文算法融合

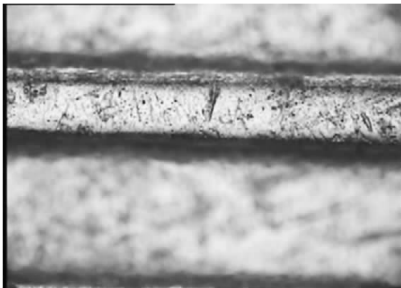


图 2 待融合源图像 A
Fig. 2 Source image A to be fused



图 3 待融合源图像 B
Fig. 3 Source image B to be fused

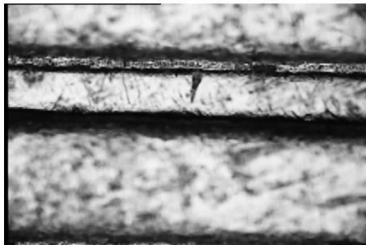


图 4 量子克隆融合图
Fig. 4 Quantum cloning fusion image

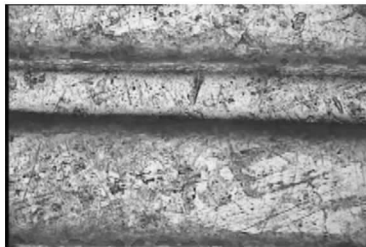


图 5 多宇宙并行量子克隆融合图
Fig. 5 Multi-universe parallel quantum cloning fusion image

后得到的图像。

图 4 和图 5 的融合图像均不同程度地综合了两幅待融合图像的特征信息, 增加了图像中目标的信息量, 具体表现在: ①相比于待融合光图像, 融合图像加入了图像目标的特征点; ②相比于待融合光图像, 融合图像加入了可见光图像目标的轮廓信息。进一步观察, 图 4 中的背景噪声比较明显, 目标边缘保持不好, 图 5 的融合效果最好, 综合了图像的特征, 同时背景消噪。

根据本文融合的图像选取了不同评价指标,

其结果如表 1 所示。表 1 是对所有图像的客观数据统计, H 、 F_s 指标本文算法所得到的融合图像包含的信息量比其他算法丰富。这表明:使用该方法的融合图像包含了原图像的大量有用的信息,为后续的目标识别奠定了良好的基础。可以

表 1 融合效果评价
Table 1 Fusion effect evaluation

评价指标	不同算法		
	方向对比度 取大算法	量子克隆 算法	本文算法
H	6.089 6	6.318 2	6.454 3
SF	8.520 8	10.476 1	12.239 9

看出通过客观评价得到与视觉判断的结论一致,本文方法的结果令人满意。

4 结 论

设计了一种多宇宙并行量子克隆算法。从不同角度与其他融合规则进行了对比实验,结果表明本文方法融合效果比较理想,融合计算时间少,因此多宇宙并行量子克隆算法是有效可行的。后续的研究可以从两个方面考虑:一是从克隆参数的设置对算法收敛速度的影响方面进行探讨,进一步优化算法性能;二是深入分析研究多宇宙内在机理,设计新的并行计算模型,如超立方体模型,同时进一步扩大算法的应用领域。

参 考 文 献:

[1] 付梦印,赵诚. 基于二代 Curvelet 变换的红外与可见光图像融合 [J]. 红外与毫米波学报,2009,28(4):254-258.

[2] 刘松涛,沈同圣,杨绍清. 基于自适应融合规则的多分辨率图像融合算法 [J]. 激光与红外,2007,37(8):788-791.

[3] 邵明省,王其华. 基于蛙跳算法的模糊图像复原 [J]. 激光与光电子学进展,2012,49(2):0210031-0210036.

[4] 符保龙. 基于规则提取量的 Web 日志关联规则挖掘方法 [J]. 计算机应用研究,2010,27(2):500-502.

[5] 罗海波,史泽林. 红外成像制导技术发展现状与展望 [J]. 红外与激光工程,2009,38(4):565-573.

[6] 黄宝娟,庄健,于德弘. 基于改进的免疫克隆算法的 PID 参数优化 [J]. 工业仪表与自动化装置,2009,(6):100-103.

[7] 李阳阳,焦李成. 量子克隆多播路由算法 [J]. 软件学报,2007,18(9):2063-2069.

[8] 李絮,季智勇,刘松兵,等. 多宇宙并行量子多目标进化算法 [J]. 计算机工程与应用,2008,44(27):37-40.

[9] 杨俊安,邹谊,庄镇泉. 基于多宇宙并行量子遗传算法的非线性盲源分离算法研究 [J]. 电子与信息学报,2004,26(8):1210-1217.

[10] 刘静,须文波,孙俊. 基于量子粒子群算法求解整数规划 [J]. 计算机应用研究,2007,24(3):79-81.

[11] 许学斌,张新曼,张德运. 基于多宇宙并行量子遗传算法的多传感器图像融合方法 [J]. 微电子学与计算机,2008,25(12):37-40,44.

[12] 陈浩,刘艳滢. 基于提升小波变换的红外图像融合算法研究 [J]. 激光与红外,2009,39(1):97-100.

[13] 孟伟,金龙旭,韩双丽. 二维提升小波的 VLSI 结构设计及 FPGA 验证 [J]. 液晶与显示,2011,26(3):404-408.