

# 量子遗传算法研究现状\*)

杨俊安 庄镇泉

(中国科学技术大学电子科学与技术系 合肥230026)

## Actuality of Research on Quantum Genetic Algorithm

YANG Jun-An ZHUANG Zhen-Quan

(Department of Electric Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei 230026)

**Abstract** Quantum Genetic Algorithm (QGA) is the combination of quantum computation and genetic algorithm. In this paper, actuality of research on QGA is summarized. QGA and Multi-universe Parallel Quantum Genetic Algorithm (MPQGA) are discussed in detail. Application progenies in respective regions are introduced. The subsequent research on QGA is also prospected.

**Keywords** Quantum information, Quantum computation, Quantum genetic algorithm, Multi-universe parallel quantum genetic algorithm

## 1 引言

量子信息是信息科学和量子力学相结合的新兴交叉科学。诺贝尔物理学奖获得者 Feynman 曾指出:量子力学的精妙之处在于引入了几率幅(量子态)的概念<sup>[1]</sup>。量子信息科学采用这个奇妙的量子态作为信息单元(量子比特)。一旦用量子态来表示信息,就实现了信息的量子化。于是,信息的传输、处理和提取的过程必须服从量子物理原理。信息的传输就是量子态在通道中的传送,信息处理就是对信息实施么正变换,而信息的提取就是对信息系统进行量子测量。

量子世界的奇妙特性(如叠加性、相干性和纠缠性)使得量子信息系统突破经典信息系统的极限。如量子计算机能轻易攻破现有的密码体系,量子密码能提供绝对安全的保密体系,等等。量子信息领域的权威 Bennett 和 DiVincenzo 在《自然》杂志撰文对量子信息做了总结性评价:从经典信息到量子信息的推广,就象从实数到复数的推广一样<sup>[2]</sup>。量子计算正是利用了量子理论中有关量子态的叠加、纠缠和干涉等特性,通过量子并行计算有可能解决经典计算中的 NP 问题。尤其是 1994 年 Shor 提出第一个量子算法,用来求解大数质因子分解的经典计算难题。该算法可应用于公开密钥系统 RSA<sup>[3]</sup>。1996 年 Grover 提出随机数据库搜索的量子算法,在量子计算机上可实现对未加整理数据库  $\sqrt{N}$  量级的加速搜索<sup>[4]</sup>。从此之后,量子计算以其独特的计算性能引起了广泛瞩目,迅速成为研究的热点。国内在量子计算领域也作了一定的工作,尤其是中国科学技术大学在量子神经网络等领域<sup>[5]</sup>、国防科学技术大学在量子算法模拟系统领域<sup>[6]</sup>都作了卓有成效的工作。

量子遗传算法是量子计算与遗传算法相结合的产物。目前,这一领域的研究主要集中在两类模型上:一类是基于量子多宇宙特征的多宇宙量子衍生遗传算法<sup>[7]</sup>(Quantum Inspired Genetic Algorithm),另一类是基于量子比特和量子态叠加特性的遗传量子算法<sup>[8]</sup>(Genetic Quantum Algorithm, GQA)。前者的贡献在于将量子多宇宙的概念引入遗传算法,

利用多个宇宙的并行搜索,增大搜索范围,利用宇宙之间的联合交叉,实现信息的交流,从而整体上提高了算法的搜索效率。但算法中的多宇宙是通过分别产生多个种群获得的,并没有利用量子态,因而仍属于常规遗传算法。后者将量子的态矢量表达引入遗传编码,利用量子旋转门实现染色体的演化,实现了比常规遗传算法更好的效果。但该算法主要用来解决 0-1 背包问题,编码方案和量子旋转门的演化策略不具有通用性,尤其是由于所有个体都朝一个目标演化,如果没有交叉操作,极有可能陷入局部最优。文[9]对 QGA 进行了改进,提出量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)。QGA 采用多状态基因量子比特编码方式和通用的量子旋转门操作,引入动态调整旋转角机制和量子交叉,比文[8]的方法更具有通用性,且效率更高。但该方法仍是一个群体独自演化,没有利用量子信息的多宇宙和宇宙间的纠缠特性,效率有待进一步提高。文[10]提出一种多宇宙并行量子遗传算法(Multi-universe Parallel Quantum Genetic Algorithm, MPQGA)。算法中将所有的个体按照一定的拓扑结构分成一个个独立的子群体,称为宇宙;采用多状态基因量子比特编码方式来表达宇宙中的个体;采用通用的量子旋转门策略和动态调整旋转角机制对个体进行演化;各宇宙独立演化,这样可扩大搜索空间,宇宙之间采用最佳移民、量子交叉和量子变异操作来交换信息,使算法的适应性更强,效率更高。

本文首先分别讨论量子遗传算法和多宇宙并行遗传算法,介绍其在各自的应用领域取得的成果,并对量子遗传算法的发展提出展望。

## 2 量子遗传算法

量子遗传算法建立在量子的态矢量表述基础上,将量子比特的几率幅表示应用于染色体的编码,使得一条染色体可以表达多个态的叠加,并利用量子旋转门和量子非门实现染色体的更新操作,从而实现了目标的优化求解。

### 2.1 量子比特编码

\*)国家自然科学基金重点项目(60171029)、973国家重点基础研究发展规划项目(G1998030413)资助课题。杨俊安 副教授,博士生,研究方向为量子计算、盲信号处理、数据融合。庄镇泉 教授,博士生导师,研究方向为神经网络、遗传算法、智能信息处理。

在量子计算机中,充当信息存储单元的物理介质是一个双态量子系统,称为量子比特(qubit)。量子比特与经典位不同就在于它可以同时处在两个量子态的迭加态中,比如

$$|\varphi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

( $\alpha, \beta$ )是两个复常数,满足

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (2)$$

其中 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 分别表示自旋向下和自旋向上态。所以一个量子比特可同时包含态 $|0\rangle$ 和 $|1\rangle$ 的信息。

在量子遗传算法中,采用量子比特存储和表达一个基因。该基因可以为“0”态或“1”态,或它们的任意叠加态。即该基因所表达的不再是某一确定的信息,而是包含所有可能的信息,对该基因的任一操作也会同时作用于所有可能的信息。

采用遗传算法中的二进制编码,对存在多态的问题进行量子比特编码,如两态用一个量子比特进行编码,四态用两个量子比特进行编码。该方法的优点是通用性好,且实现简单。采用多量子比特来编码多状态基因如下所示。

$$q_j^t = \begin{pmatrix} \alpha'_{11} & \alpha'_{12} & \cdots & \alpha'_{1k} & \alpha'_{21} & \alpha'_{22} & \cdots & \alpha'_{2k} & \alpha'_{m1} & \alpha'_{m2} & \cdots & \alpha'_{mk} \\ \beta'_{11} & \beta'_{12} & \cdots & \beta'_{1k} & \beta'_{21} & \beta'_{22} & \cdots & \beta'_{2k} & \beta'_{m1} & \beta'_{m2} & \cdots & \beta'_{mk} \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, $q_j^t$ 代表第 $t$ 代、第 $j$ 个个体的染色体, $k$ 为编码每一个基因的量子比特数, $m$ 为染色体的基因个数。

采用量子比特编码使得一个染色体可以同时表达多个态的叠加,使得量子遗传算法比经典遗传算法拥有更好的多样性特征。采用量子比特编码也可以获得较好的收敛性,随着 $|\alpha|^2$ 或 $|\beta|^2$ 趋于0或1,量子比特编码的染色体将收敛到一个单一态。

## 2.2 量子遗传算法流程

量子遗传算法的算法流程如下:

- (1)初始化种群 $Q(t_0)$ ;
- (2)对初始种群中的各个体实施一次测量,得到一组状态 $P(t_0)$ ;
- (3)对各状态进行适应度评估;
- (4)记录下最佳个体状态及其适应度值;
- (5)While 非结束状态 do

begin

- ① $t=t+1$ ;
- ②对种群 $Q(t)$ 实施一次测量,得到一组状态 $P(t)$ ;
- ③对各状态进行适应度评估;
- ④依据一定的调整策略,利用量子旋转门 $U(t)$ 和量子非门对种群进行更新,得到子代种群 $Q(t+1)$ ;
- ⑤记录下最佳个体状态及其适应度值。

End

算法的第一步是初始化种群 $Q(t_0)$ ,种群中全部染色体的所有基因( $\alpha, \beta$ )都被初始化为 $(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})$ ,这意味着一个染色体所表达的是其全部可能状态的等概率叠加:

$$|\Psi_{q_j^0}\rangle = \sum_{k=1}^{2^m} \frac{1}{\sqrt{2^m}} |S_k\rangle \quad (4)$$

其中, $S_k$ 为该染色体的第 $k$ 种状态,表现形式为一长度为 $m$ 的二进制串 $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ ,其中 $x_i (i=1, 2, \dots, m)$ 要么为0,要么为1。

算法的第二步是对初始种群中的个体进行一次测量,以获得一组确定的解 $P(t) = \{p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t\}$ ,其中, $p_j^t$ 为第 $t$ 代种群中第 $j$ 个解(第 $j$ 个个体的测量值),表现形式为长度为

$m$ 的二进制串,其中每一位为0或1是根据量子比特的概率 $(|\alpha_i|^2$ 或 $|\beta_i|^2, i=1, 2, \dots, m)$ 选择得到的。测量过程为:随机产生一个 $[0, 1]$ 数,若它大于概率幅的平方,则测量结果取值1,否则取值0。然后,对这一组解进行适应度评估,记录下最佳适应度个体作为下一步演化的目标值。

随后,算法进入循环迭代阶段,随着迭代的进行,种群的解逐渐向最优解收敛。在每一次迭代中,首先对种群 $Q(t)$ 进行测量,以获得一组确定解 $P(t)$ ,然后计算每个解的适应度值,再根据当前的演化目标和事先确定的调整策略,利用量子旋转门 $U(t)$ 对种群中的个体进行调整,获得更新后的种群 $Q(t+1)$ ,记录下当前的最优解并与当前的目标值进行比较,如果大于当前目标值,则以新的最优解作为下一次迭代的目标值,否则,保持当前的目标值不变。

## 2.3 量子旋转门调整策略

作为演化操作的执行机构,量子门可根据具体问题进行选择,目前已有的量子门有很多种,根据量子遗传算法的计算特点,选择量子旋转门较为合适。量子旋转门 $U(t)$ 的调整操作如下式所示:

$$\begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \cos(\theta_i) & -\sin(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & \cos(\theta_i) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{pmatrix} \quad (5)$$

其中, $(\alpha_i, \beta_i)$ 为染色体中的第 $i$ 个量子比特, $\theta_i$ 为旋转角,其大小和方向根据一个事先设计的调整策略而确定。

量子遗传算法中,旋转门是最终实现演化操作的执行机构。文[9]提出了一种通用的、与问题无关的调整策略,如表1所示。

表1 旋转角选择策略

$x_i$	$b_i$	$f(x_i) > f(b_i)$	$\Delta\theta_i$	$s(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i \cdot \beta_i > 0$	$\alpha_i \cdot \beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	False	0	—	—	—	—
0	0	True	0	—	—	—	—
0	1	False	$\delta$	+1	-1	0	$\pm 1$
0	1	True	$\delta$	-1	+1	$\pm 1$	0
1	0	False	$\delta$	-1	+1	$\pm 1$	0
1	0	True	$\delta$	+1	-1	0	$\pm 1$
1	1	False	0	—	—	—	—
1	1	True	0	—	—	—	—

旋转角 $\theta_i = s(\alpha_i, \beta_i) \Delta\theta_i$ ,  $s(\alpha_i, \beta_i)$ 和 $\Delta\theta_i$ 分别代表旋转的方向和角度,其值根据表1的选择策略确定。该调整策略是将个体 $q_j^t$ 当前的测量值的适应度 $f(x_i)$ 与该个体当前的目标值的适应度值 $f(b_i)$ 进行比较,如果 $f(x_i) > f(b_i)$ ,则调整 $q_j^t$ 中相应位量子比特 $(x_i \neq b_i)$ ,使得几率幅对 $(\alpha_i, \beta_i)$ 向着有利于 $x_i$ 出现的方向演化;反之,如果 $f(x_i) < f(b_i)$ ,则调整 $q_j^t$ 中相应位量子比特 $(x_i \neq b_i)$ ,使得几率幅对 $(\alpha_i, \beta_i)$ 向着有利于 $b_i$ 出现的方向演化。

表1中, $\delta$ 为每次调整的角步长。 $\delta$ 的值太小将影响收敛速度;太大可能会使结果发散,或早熟收敛到局部最优解。文[8]中采用固定旋转角策略。文[9]采用动态调整旋转角的策略,即根据遗传代数的不同,将 $\delta$ 值的大小在 $0.1\pi$ 和 $0.005\pi$ 之间动态调整。实验结果表明:动态调整旋转角策略的收敛速度优于固定旋转角策略。

## 2.4 量子变异

变异的作用主要在于阻止未成熟收敛和提供算法局部搜索能力。文[10]通过量子非门设计了一种量子变异操作。具体

方法如下:

- (1)以一定的概率  $P_m$  从种群中随机选取若干个个体;
- (2)对选中的个体按确定的概率随机确定一个或多个变异位;
- (3)对选中位量子比特的几率幅执行量子非门操作,即完成该量子比特的变异操作。

量子变异操作实际上是更改了该量子比特态叠加的状态,使得原来倾向于坍缩到状态“1”的变为倾向于坍缩到状态“0”,或者相反。显然,该变异操作对染色体的所有叠加态均同时有效。

### 3 多宇宙并行量子遗传算法

遗传算法是一种模拟自然界中物种进化机制的启发式搜索算法,但由于种群的规模和解空间的大搜索范围导致其计算开销特别大。QGA 引入了量子比特的概率描述和量子旋转门演化机制,能有效地提高算法的运算效率,但从整体上看, QGA 并没有利用生物界物种演化的混沌和并行特点。生物界所有种群、每个个体无时不在维系它们的生命,丝毫不停地从事着它们的进化,可见它们的行为是并发的。因此,描述这种自然进化现象的模型理应是并行的。实现 QGA 的并行化可加快执行速度,提高算法的执行效率。由此,文[10]提出了多宇宙并行量子遗传算法(MPQGA)。MPQGA 采用多宇宙并行结构。在多宇宙并行结构中,不同的宇宙向着各自的目标演化,宇宙之间采用移民和量子交叉的策略交换不同进化环境下的优良个体,能有效克服早熟收敛现象,具有比 QGA 更快的收敛速度和精度。

#### 3.1 多宇宙并行拓扑结构

“分而治之”是并行算法的基本思想。一个计算任务常分解成多个子任务映射到多种群中执行。这与 QGA 的内在并行性不谋而合。并行算法的实现途径有:主从式并行化方法、粗粒度模型和细粒度模型。QGA 的内在并行性使得它特别适合粗粒度的并行计算。

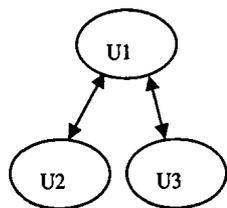


图1 星形结构

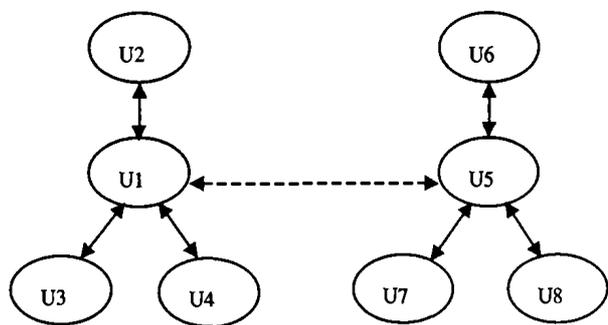


图2 超星形结构

在并行模型确定后,网络的拓扑结构直接影响着算法的性能,包括宇宙之间信息交互的路径和交互方式。目前使用较多的网络结构有:线性阵列、环形、二叉树、星形、超立方和立

方环等。其中,星形结构的网络直径最短,而网络直径直接影响了信息交互的速度。但星形网络的节点度较大,在宇宙数目较多时将使得网络结构非常复杂。故文[10]根据宇宙数目的多少选取不同的网络拓扑结构。当宇宙数目较少时采用星形结构,如图1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2所示。图中,U 代表一个宇宙,U 后的数据代表宇宙号。

#### 3.2 多宇宙之间信息的交换

多宇宙之间信息的交换是 MPQGA 能克服早熟收敛的有效途径。本研究采用了移民和量子交叉两种策略来实现多宇宙之间信息的交换。通过各宇宙之间的移民和量子交叉,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。

3.2.1 移民操作 是粗粒度模型中普遍采用的信息交互方式,一般采用最佳移民和最差删除方法。实现的关键是移民策略、移民规模和移民周期的选择。

移民策略包括“一对多”和“一对一”。所谓“一对多”是每个宇宙对应有若干相邻宇宙,每个宇宙将自己的最佳个体传送给其所有相邻宇宙,并且接收来自所有相邻宇宙的最佳个体,将这些个体与本宇宙的个体同时考虑,淘汰适应度差的个体。“一对一”是指每个宇宙都将自己的最佳个体传送给与之相邻的一个宇宙。“一对多”中的通信开销较大。尤其在宇宙中个体数较少时,这种移民策略往往会导致各宇宙中的个体雷同,失去并行的目的。故本文中采用“一对一”的移民策略。

大规模的移民有利于优良个体在多个宇宙中传播和收敛速度的提高,但同样会增大通信开销,并导致宇宙中个体多样性下降,失去并行算法在多个方向上同时搜索的特点。典型的移民规模是宇宙中个体数目的10%~20%。

移民周期小有利于各宇宙之间的融合,使得优良个体能及时传播到其他宇宙,但同时会增大通信开销,而且某些优良个体在宇宙中的统治地位会降低宇宙中个体的多样性,使整个宇宙类似于串行算法中的随机交配群体。一般的移民周期可根据具体情况选择每隔几代移民一次。

3.2.2 量子交叉 在遗传算法中,交叉的作用是实现两个个体间结构信息的互换,通过这种互换使得具有低阶、短距、高平均适应度的模式能够合并而产生高阶、高适应度的个体。量子交叉也应具有这种能力。在 MPQGA 中最能体现各宇宙结构信息的是各宇宙的演化目标。

基于上述考虑,我们提出了一种满足上述要求的量子交叉操作。其基本思想是,通过在两宇宙之间暂时交换各自的演化目标,使得本宇宙的结构信息有效地传递给另一参加交叉的宇宙,并对对方宇宙的演化方向产生影响,同时本宇宙也从对方宇宙的演化目标中获得对方的演化信息。

具体实现如下:

- (1)按确定的选择概率从宇宙中随机选取一个或若干个个体;
- (2)对它们分别进行一次测量,得到一组确定解  $p_{Ai}$  和  $p_{Bi}$ ,计算它们的适应度值;
- (3)随机选取一个或若干个其他宇宙,以各宇宙的演化目标作为个体当前的演化目标,对个体进行一次量子旋转门演化操作;
- (4)重复(1)~(3)操作,直至全部宇宙都进行量子交叉操作。

- (2):208~220
- 5 Yuan Y, Zhuang H. A genetic algorithm for generating fuzzy classification rules. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 84: 1~19
  - 6 Medsker L, Tan M, Turban E. Knowledge acquisition from multiple experts: problems and issues. *Expert Systems with Applications*, 1995, 9(1): 35~40
  - 7 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. Knowledge integration by genetic algorithms. In: *Proc. of the Seventh International Fuzzy Systems Association World Congress*, 1997, 2: 404~408
  - 8 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A genetic fuzzy-knowledge integration framework. In: *The Seventh Intl. Conf. of Fuzzy Systems*, 1998. 1194~1199
  - 9 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. Integrating membership functions and fuzzy rule sets from multiple knowledge sources. *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, 112: 141~154
  - 10 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A Genetics-Based Approach to Knowledge Integration and Refinement. *Journal of Information Science and Engineering*, 2001, 17
  - 11 Mathias K E, Whity L D. Transforming the Search Spacs with Gray Coding. In: *Proc. of the 1st IEEE Intl. Conf. On Evolutionary Computation*, Orlando, Florid, USA, IEEE Press, 1994. 519~542
  - 12 Wang C H, Hong T P, Tseng S S. A Coverage-based Genetic Knowledge-integration Strategy. *Expert Systems with Applications*, 2000, 19: 9~17
  - 13 曾黄麟. 粗集理论及其应用——关于数据推理的新方法. 重庆: 重庆大学出版社, 1998

(上接第15页)

移民操作和量子交叉操作都可实现宇宙间信息的交互,但两者侧重点不同。前者是将最佳个体按确定的拓扑结构和移民策略,在各宇宙中传递;后者是将各宇宙的演化目标通过量子交叉的方式进行交互。两者相辅相成,使得整个系统的收敛速度加快,运算效率提高,且能有效地避免早熟收敛。

#### 4 量子遗传算法的应用现状

量子遗传算法的研究尚处于起步阶段,因而相关的研究也局限于有限的几个方面。

文[8]采用 GQA 求解 0-1 背包问题,验证了算法的高效性。实验中分别采用 100 个、250 个和 500 个物体的标准数据,采用 GQA 进行优化求解,其结果明显优于 CGA。

文[12]采用 QGA 进行函数优化。分别选取 De Jong 提出的单峰函数和 Rosenbrock 多峰函数作为优化的对象,其结果明显优于 CGA 和 GQA。

文[13]将 QGA 应用于金融信息的数据挖掘,求解时间序列中频繁模式发现问题,取得了优于 CGA、小生境遗传算法和 GQA 的满意效果。

文[9, 10]将 QGA 和 MPQGA 与独立分量分析 (Independent Component Analysis, ICA) 算法相结合,提出了基于 QGA 和 MPQGA 的盲源分离新算法。仿真结果表明 QGA 和 MPQGA 的运算效率比 CGA 高 5~15 倍<sup>[11]</sup>。

文[10]还采用马尔可夫链证明了 MPQGA 算法的各态遍历性,从而在理论上证明了算法的全局收敛性。

从理论上说,凡是可采用遗传算法进行优化求解的领域都是量子遗传算法的应用对象,因而比起 CGA,上述应用范围是远远不够的。扩大量子遗传算法的应用范围是当务之急。

#### 5 量子遗传算法的研究方向

量子遗传算法的发展可以归结为求解具有挑战性的计算问题的应用研究和基础理论研究两个方面:

(1) 面向应用是量子遗传算法研究的主攻方向。其应用研究内容应包括:

① 面向具体的重大挑战问题的算法设计是应用研究的主流,特别是与并行计算的结合,具有重大的现实意义;

② 把量子遗传算法与传统的优化算法结合,是面向问题的算法设计的一条有效途径,可以充分发挥两者的潜能,构造出性能更优良的算法;

③ 与其他学科和技术结合,如电子学、工程学、机器人学等结合,可望形成全新的学科领域。

(2) 量子遗传算法问世不久,其理论基础尤显薄弱,后续的理论研究可集中在下列范畴:

① 算法的收敛性分析是理论研究的一个主要方面,对算法的设计和改进行有直接指导意义;

② 建立量子遗传算法机理分析的数学模型,是改进收敛性与收敛速度分析和算法各成分分析的基础;

③ 量子遗传算法的计算复杂性研究也是理论研究的一个重要方面,目的是对算法的实际性能提供客观的评价标准;

④ 量子遗传算法的统一理论基础的建立更是算法理论研究的重任,是理论研究的根本目标。

#### 参考文献

- 1 Feynman R P. Simulating Physics with Computers. *International Journal of Theoretical Physics*, 1982, 26(21): 467~488
- 2 Bennett C H, DiVincenzo D P. Quantum Information and Computation. *Nature*, 2000, 404: 247~255
- 3 Shor P W. Algorithms for Quantum Computation; Discrete Logarithms and Factoring. In: Goldwasser S, ed. *Proc. of the 35<sup>th</sup> Annual Symposium on the Foundation of Computer Sciences*, Los Alamitos: IEEE Computer Society Press, 1994, 20~22
- 4 Grover L K. A Fast Quantum Mechanical Algorithm for Database Search. In: *Proc. 28<sup>th</sup> Annual ACM Symposium on the Theory of Computing*, Philadelphia, Pennsylvania, ACM Press, 1996, 212~221
- 5 解光军,庄镇泉. 量子神经网络. *计算机科学*, 2001, 28(7): 1~6
- 6 宋辉,戴葵,王志英. 量子算法模拟系统现状. *计算机科学*, 2000, 27(9): 1~3
- 7 Narayanan A, Moore M. Quantum Inspired Genetic Algorithms. In: *Proc. of the 1996 IEEE Intl. Conf. on Evolutionary Computation (ICEC96)*, Nogaya, Japan, IEEE Press, 1996. 41~46
- 8 Han K-H. Genetic Quantum Algorithm and its Application to Combinatorial Optimization Problem. In: *IEEE Proc. Of the 2000 Congress on Evolutionary Computation*, San Diego, USA, IEEE Press, July 2000. 1354~1360
- 9 Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Research of Quantum Genetic Algorithm and Its Application in Blind Source Separation. *Journal of Electronics (China)*, 2003, 20(1): 62~68
- 10 Yang Junan, Zhuang Zhenquan. Multi-Universe Parallel Quantum Genetic Algorithm and Its Application in Blind Source Separation. *Network; Computation in Neural Systems*, Submitted
- 11 Yang Jun'an, Zhuang Zhenquan. Research & Realization of Image Separation Method Based on Independent Component Analysis & Genetic Algorithm. *International Congress on Image and Graph 2002 (ICIG2002)*, Hefei, China, SPIE Press, 2002. 575~582
- 12 Li Bin, Zhuang Zhenquan. Genetic Algorithm based-on the Quantum Probability Representation. *Intelligent Data Engineering and Automated Learning 2002 (IDEAL 2002)*, Manchester, UK, Springer-Verlag, 2002. 500~505
- 13 李斌. 金融时间序列数据挖掘关键算法研究. [中国科学技术大学博士学位论文]. 2001, 7