

文章编号: 1001-0920(2008) 12-1321-06

量子进化算法研究进展

王 凌^{1,2}

(1. 清华信息科学与技术国家实验室, 北京 100084; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084)

摘 要: 在介绍量子进化算法(QEA)的原理、特点和基本流程的基础上, 重点综述 QEA 的改进, 包括改进基本算子、引入新算子、改变种群规模、扩展为并行算法和构造新型算法框架等. 介绍了 QEA 的应用研究, 进而提出了 QEA 在理论、算法、组合优化、多目标优化与约束优化、不确定优化及应用方面的若干进一步的研究内容.
关键词: 量子进化算法; 量子位; 量子计算
中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Advances in quantum-inspired evolutionary algorithms

WANG Ling^{1,2}

(1. TNList, Beijing 100084, China; 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China.
E-mail: wangling@tsinghua.edu.cn)

Abstract: After introducing the mechanism, features and basic procedure of quantum-inspired evolutionary algorithm (QEA), the improvements on QEA are surveyed in detail, including improving the basic operators, introducing novel operators, varying population size, extending to parallel algorithms, constructing novel algorithmic framework, and so on. Moreover, the applications of QEA are surveyed as well. Furthermore, some future research contents with respect to theory, algorithms, combinational optimization, multi-objective optimization, constrained optimization, stochastic optimization and applications are pointed out.
Key words: Quantum-inspired evolutionary algorithms; Q-bit; Quantum computing

1 引 言

关于量子计算(Quantum computing)的研究可追溯到上个世纪中叶, 然而在 20 世纪 90 年代中期才真正引起人们的广泛关注. 这期间提出了 Shor 量子因子分解算法^[1]和 Grover 量子搜索算法^[2]. 这两类算法展示了量子计算可从根本上超越经典计算机的计算能力以及在信息处理方面的巨大潜力^[3]. 量子计算利用量子理论中有关量子态的叠加和纠缠等特性, 通过量子并行计算来求解问题, 这一独特的计算方式近年来引起了各研究领域众多学者的兴趣.
进化计算是目前研究很热的一类并行算法, 它基于“适者生存”的思想, 将问题的求解表示成“染色体”的适者生存过程, 通过染色体群的不断进化, 最终收敛到问题的最优解或满意解^[4]. 量子进化算法(QEA)是量子计算与进化计算相融合的产物, 它建立在量子态矢量表达的基础上, 将量子比特的概率幅表示方式应用于染色体的编码, 使得一个染色体

可以表达多个模态的叠加, 从而比传统的进化计算更具并行性. 同时, QEA 利用当前最优个体的信息来更新量子旋转门, 以加速算法收敛, 若进一步引入量子交叉、变异和灾变等操作, 则可以克服早熟收敛现象. Narayanan 等^[5]提出了量子衍生遗传算法(QGA)的概念, 将 Shor 提出的量子因子分解算法中的“宇宙”概念类比为遗传算法中的种群, 同时指出量子态的干涉作用可通过遗传算法的交叉操作加以实现, 并设计了求解旅行商问题的量子衍生遗传算法的框架. 最近, Han 等^[6]提出了一种量子衍生遗传算法, 并成功地应用于背包问题, 由此掀起了一系列的改进和应用研究.
目前, 量子进化算法的研究已成为国际学术界计算智能领域的一项重要内容. 本文在介绍基本 QEA 的原理、特点和基本流程的基础上, 重点综述 QEA 的一些代表性改进工作和应用研究, 并指出 QEA 在多方面的若干进一步的研究内容.

收稿日期: 2007-09-11; 修回日期: 2007-12-24.
基金项目: 国家自然科学基金项目(60774082); 国家 863 计划项目(2007AA04Z155); 国家 973 计划项目(2002CB312200).

作者简介: 王凌(1972—), 男, 江苏武进人, 副教授, 博士, 从事智能优化理论与方法的研究.

2 基本 QEA 及其流程

量子进化算法的基本特征主要体现在以下几方面: 由特殊的量子位表示形式带来的种群多样性; 从量子位表示形式到二进制编码的转换机制; 通过量子旋转门的驱动向最优解的进化过程; 以量子位个体概率幅的分散性为目标的个体移民策略; 以算法收敛到最优解的概率为依据的终止准则. 也就是说, 在量子进化算法中, 染色体不是用确定性的值表示, 譬如二进制串、浮点数、实数等, 而是采用量子位(Q-bit) 或概率幅的方式表示. 通常, 一个量子位可表示如下:

|Ψ> = α|0> + β|1>, (1)

其中α和β为复数, 分别表示状态|0>和|1>的概率幅. 从而, |α|²和|β|²表示了该量子位处于状态0和状态1的概率大小. 显然, 必须满足归一化条件 |α|² + |β|² = 1. 因此, 一个长度为 m 的量子染色体可表示为

[α₁ | α₂ | ... | α_m]
[β₁ | β₂ | ... | β_m], (2)

其中 |α_i|² + |β_i|² = 1, i = 1, 2, ..., m.

例如, 考虑如下长度为 3 的量子染色体:

[1/√2 | 1/√2 | 1/√2]
[1/√2 | -1/√2 | √3/2], (3)

其表示的量子位状态为

1/4 |000> + √3/4 |001> - 1/4 |010> -
√3/4 |011> + 1/4 |100> + √3/4 |101> -
1/4 |110> - √3/4 |111>. (4)

这意味着量子位状态取 |000>, |001>, |010>, |011>, |100>, |101>, |110> 和 |111> 的概率分别为 1/16, 3/16, 1/16, 3/16, 1/16, 3/16, 1/16, 3/16. 因此, 式(3) 所表示的个体同时包含了 8 个量子位状态的信息. 正是这种表示形式, 使得单个染色体可表达多个状态的线性叠加, 从而使采用量子位表示的进化算法有着优秀的种群多样性特征.

基本量子遗传算法(QGA) 的步骤描述如下^[6]:

Step1: 令 t = 0, 随机产生 N 个初始个体, 以构成种群 P(t) = {p¹_t, ..., p^N_t}, 其中 p^j_t 为第 t 代种群中的第 j 个个体, 即

p^j_t = [α¹_t | α²_t | ... | α^m_t]
[β₁ | β₂ | ... | β_m].

m 为量子位数目, 即量子染色体的长度.

Step2: 根据 p^j_t 中概率幅的取值情况构造长度

为 m 的二进制串 r^j_t. 具体产生方法如下: 首先产生 0 ~ 1 之间的一个随机数 s, 若 |αⁱ_t|² > s, 则对应位置取值为 1; 否则取 0. 由此, 得到二进制串构成的种群 R(t).

Step3: 评价 R(t) 中的各个体, 并保留最优个体 b. 若满足终止条件, 则终止算法; 否则, 继续以下步骤.

Step4: 采用量子旋转门 U(θ) 更新 P(t).

Step5: 令 t = t + 1, 并返回 Step2.

在上述算法中, 量子门是最终实现进化操作的执行机构, 其构造是设计算法的关键, 直接影响着算法的性能. 根据薛定谔方程, 量子门应满足 U(t) · U(t)['] = I. 量子门的设计有多种形式, 如非门、受控非门、Hadamard 门等^[3]. 最常用的量子旋转门如下:

[α_i]
[β_i] = U(θ) [α_i]
[β_i] = [cos(θ_i) - sin(θ_i)][α_i]
[sin(θ_i) cos(θ_i)][β_i]. (5)

其中: (α, β) 为第 i 个量子位, θ 为旋转角.

由于量子位的特殊表示形式, 一个量子个体可以表示若干个量子位状态的叠加, 从而一个小种群的量子个体可对应于传统表示方法下很大数量的个体. 同时, 量子门操作的存在, 使得量子遗传算法有着极强的全局搜索能力. 另一方面, 随着 QGA 的收敛, 各个量子位上的取 1 或取 0 的概率幅将趋于 1, 由量子旋转门驱动搜索过程将自动地由全局搜索变为局部搜索, 这使得算法取得了粗搜索(exploration) 与细搜索(exploitation) 能力的均衡. 这些特征正是由量子算法内在的概率机制所决定的.

综上所述, 量子进化算法具有如下优点: 算法通用, 不依赖于问题信息; 算法原理简单, 容易实现; 种群分散性好, 小种群染色体可以对应多个搜索状态; 群体搜索, 具有极强的全局搜索能力; 协同搜索, 算法利用当前最优个体的信息驱动进一步的搜索; 收敛速度快, 能够很快地发现最优解; 易于与其他算法混合.

3 QEA 的改进研究

目前, 量子进化算法的改进研究工作主要可归纳为如下几方面.

3.1 改进基本算子

基本 QGA 通过量子门实现进化操作, 因此改进往往从量子门的旋转操作着手. Han 等^[7] 对原有量子旋转门在概率幅趋近于 1 或 0 的情况进行了修

正, 提出一种基于 H_e 门的旋转门操作, 使得算法可有效避免陷入局部极小. 量子旋转门操作需要多次比较和计算才可以确定旋转角, 因此算法的计算量和复杂性较大. Chen 等^[8] 提出了一种混沌更新旋转门, 用以替代原有的量子旋转门操作. 实际上, 量子概率幅本身具有混沌特性, 而量子旋转门操作则是为了完成进化操作, 并使量子概率幅随着算法的收敛由混沌向确定转化. 因此, 采用预先生成的混沌序列来更新量子门可大幅减少计算量, 进而提高算法在实时环境下的使用能力. 另外, Chen 等在 Jordan^[9] 构造的理论框架下, 证明了基于其混沌旋转门的 QGA 的完全收敛性. 此外, Yang 等^[10] 提出了一种算术形式的量子旋转门操作, 采用当前最好个体作为量子旋转的指导, 并将该个体所带有的信息在下一代种群中进行分享.

3.2 引入新算子

基本 QGA 步骤中没有传统的遗传操作, 因此可通过引入交叉、变异、灾变等遗传算子来改善算法的性能. Li 等^[11] 对 QGA 进行了改进, 提出了基于量子概率表达的一种遗传算法, 其核心是利用量子概率编码个体的独立搜索能力, 通过多个个体同时搜索来增强算法的搜索性能, 并设计了一种新的交叉算子和一个单量子比特变异算子. Yang 等^[12] 引入量子非门作为变异操作, 依一定的概率从种群中选择一个或多个个体, 然后随机选择一个或多个位置实施变异. Li 等^[13] 在基本 QGA 中引入了量子交叉和变异, 用以克服早熟收敛, 增强算法搜索能力. Yang 等^[10] 借鉴量子相干特性, 提出了一种全干扰交叉算子, 同时引入多个个体进行交叉操作, 将多个个体的染色体拆开, 依照预先拟定的准则重组, 以构造新的个体, 即使在多个交叉个体完全相同的极端情况下, 该交叉操作也可以产生新个体.

基本 QGA 利用量子旋转门进行种群的进化, 同时通过观察量子染色体的状态来生成所需要的二进制解. Li 等^[14] 认为这一概率操作过程具有很大的随机性和盲目性, 个体在进化的同时存在着退化的可能. 同时, 每个实际问题都会有一定的特征信息或先验知识, 但基本 QGA 却忽视了这些信息对求解问题的帮助作用. 为此他们引入了免疫算子, 并应用于待评价的种群. 另外, Wang 等^[15-17] 除在 QGA 中引入遗传操作外, 还引入了灾变操作, 从而增强了算法避免陷入局部极小的能力.

3.3 改变种群规模

传统遗传算法中染色体与解之间是一对一关系, 而 QGA 则可采用一个染色体表示多解. 因此, 算法可以用较小的种群规模表示问题的多个解.

Talbi 等^[18, 19] 将“小生境”概念引入基本量子遗传算法, 并应用于旅行商问题. 该算法中, 初始种群仅包含 4 个路径生成矩阵, 且每个矩阵的每个元素均用量子位表示. 算法运行过程中, 由量子位表示的矩阵生成若干个可行路径矩阵, 然后通过交叉、变异、矩阵内各行随机移动等操作来生成新的个体. 对于种群的更新, 算法选取 3 个最优个体, 并随机选择 1 个来保持种群的多样性. 该算法充分利用了量子位表示方式可表示多个解的特性, 保持解种群的分散特性.

3.4 扩展为并行算法

QGA 的表示形式决定了种群中的每个个体可以同时表示多个状态. 但是, 在基本 QGA 中种群的每个个体仅由其本身概率幅和当前最好解个体决定, 个体与个体之间的联系不紧密. 因此, 将整个种群划分为若干个子种群, 每个子种群独立进行进化操作, 并在一定的进化代数之后进行个体的交换, 即采用所谓“移民”操作来传递信息, 如此可实现并行算法. Han 等^[6, 7] 在基本 QGA 的基础上, 引入了两种“移民”策略, 以加强种群个体之间信息的交互, 其中包括“局部移民”操作和“全局移民”操作. 前者用于将搜索得到的优秀解所包含的信息在种群个体间进行交互; 后者用于将搜索得到的优秀解所包含的信息在种群个体与最优解个体间进行交互. 另外, Han 等^[20] 分别设计了针对 4 个和 16 个处理单元信息“星型”交互结构, 采用粗粒度并行策略进行最优解个体的交互. Zhang 等^[21] 也提出了一种新型的粗粒度并行 QGA, 采用一种“分等级环形模型”的交互式结构. Yang 等^[22] 则提出一种多宇宙并行 QGA, 将所有个体按照一定的拓扑结构分成一个个独立的子群体. Li 等^[23] 基于粗粒度模型, 提出了一种结合并行量子进化算法和局部搜索算法的混合算法.

3.5 构造新型算法框架

Han 等^[7] 研究发现, 量子位的初始值对 QGA 的性能有着显著的影响, 并由此提出一种两阶段的复合 QGA 框架. 在第 1 阶段中随机初始化量子位, 经过若干次量子进化搜索后, 将所得到的优良结果用于第 2 阶段 QGA 的初始化, 进行进一步的解空间的全局搜索. Wang 等^[15-17] 提出了混合 QGA 的框架, 在该混合算法中, 纵向为 QGA 基于量子门更新的搜索过程, 横向则是传统遗传算法基于二进制、实数编码或组合空间的遗传搜索过程. 基于不同的解表征空间上搜索的混合以及基于不同的解表征方式的多种遗传操作的混合, 有利于丰富搜索行为, 增强搜索能力, 进而避免早熟收敛. 同时, 算法还将纵向

QGA 得到的优良结果与横向传统遗传算法上代的搜索结果采用整体保优策略进行更新,从而可避免优良解的遗失,并加快种群的整体收敛过程.从某种意义上说,这种算法框架融合了微空间和宏空间上的搜索,增强和均衡了全局和局部搜索能力,因而具有优良的性能.

4 QEA 的应用研究

鉴于量子进化算法的若干优越性,QEA 目前已在诸多领域得到应用.一些代表性的应用研究归纳如下:

(1) 数值优化. Chen 等^[8] 将所提出的混沌旋转门 QGA 应用于一类数值优化问题; Yang 等^[10] 将所提出的基于简单算术量子旋转门操作的 QGA 应用于数值优化问题; Han 等^[6] 将所提出的采用 H_ϵ 旋转门的 QGA 应用于一类具有多局部极小的数值优化问题; Wang 等^[15, 17] 将混合 QGA 应用于一类数值优化问题.但是, QEA 在高维函数优化、约束优化、随机函数优化方面的应用有待开展和深入.

(2) 组合优化. Han 等^[6, 7] 将所提出的 QGA 应用于背包问题; Yang 等^[10] 将所提出的基于简单算术量子旋转门操作的 QGA 应用于背包问题; Li 等^[14] 将所提出的免疫 QGA 应用于背包问题; Talbi 等^[18] 将所提出的基于“小生境”的 QGA 应用于背包问题; Wang 等^[16, 24] 分别提出了解决单目标和多目标流水线调度的混合量子遗传算法; Wang 等^[25] 提出了一种量子微粒群进化算法,并有效解决了 0-1 背包问题和小规模旅行商问题.但是, QEA 目前所能解决的组合优化问题类型还很少,相关工作有待深入和扩展.

(3) 信号处理. 信号处理是 QEA 目前应用最多的一个领域. Yang 等^[10] 将所提出的方法应用于多用户检测中匹配滤波器的设计,算法效果明显优于传统的最大似然函数方法,同时具有快速的收敛性和很好的全局搜索能力; Li 等^[13] 基于改进 QGA 提出了一种新型的独立成分分析,并应用于信号分离矩阵的求解; Talbi 等^[19] 将所提出的基于“小生境”的 QGA 应用于图像配准和光栅重合问题; Zhang 等^[21] 将所提出的 CGPQA 应用于有限冲击响应滤波器的设计; Yang 等^[22] 结合独立分量分析算法,提出了基于 MPQGA 的盲源分离的新算法; Li 等^[23] 将所提出的混合并行 QEA 用于图像的边缘检测,对于汉字图像、灰度图像和噪声图像都取得了令人满意的检测效果; Jang 等^[26] 提出了一种结合 PCA 和进化算法的人脸识别算法,采用 QEA 确定最优加权因子;在采用 PCA 进行图像提取时, Jang 等^[27] 将 QGA 应用于图像部分和非图像部分决策边界的优

化,在成功率和错误率两个指标上都明显优于传统的最大似然估计方法; Li 等^[28] 将量子概率表达的遗传算法应用于时间序列的频率结构分析; Zhang 等^[29] 将 QGA 应用于模式识别中的最优特征向量的提取.

(4) 参数估计. Yang 等^[12] 将所提出的方法应用于参数估计问题中的 Morbid 方程的求解; Wang 等^[17] 将混合 QGA 应用于非线性系统参数估计和模型最优降阶问题.

(5) 其他: Moore 等^[30] 采用 QGA 进行组合逻辑电路的设计; Gastaldo 等^[31] 对量子优化在数字设计问题上的应用给予了研究和展望; Sun 等^[32] 提出了传感器网络基于 QGA 的拓扑控制.

近 几 年, CEC (Congress on evolutionary computation) 等著名国际会议均将量子进化列为专题, QEA 的应用也随之大增.限于篇幅,在此不再一一罗列.

5 未来研究展望

综观量子进化算法在算法改进及应用方面的研究现状,量子进化已经成为目前计算智能领域的热点之一.但还很不成熟,尤其是理论研究以及在若干复杂优化领域中的研究尚有待推广、深入和拓宽.归纳而言,以下几方面的工作尤其值得进一步探讨:

1) 理论研究. 鉴于量子进化算法相对传统进化算法的特殊性,除探讨量子进化算法的收敛性、时间复杂性和空间复杂性外,还应通过理论分析反映出量子进化算法在收敛速度上的优势.同时,鉴于算法性能对参数的依赖性,应从理论上分析参数的灵敏性,提供参数选取的合理指导,并分析算法在参数变化以及问题信息变化下的鲁棒性.另外,鉴于实际应用时计算量和存储量的有限性,探讨算法在有限时间下的性能更值得关注.

2) 算法研究. 量子进化算法是量子计算与计算智能相融合的产物,属于学科交叉性的研究内容.因此,一方面应吸取量子计算方面的研究成果,将量子理论中的概念、模型和方法引入进化计算,探讨实现和改进进化计算的新颖和更有效的量子计算模式和方式,尤其应强调算法并行性、种群多样性和搜索高效性^[33]. 另一方面,应将进化论、群智能、免疫原理、混沌理论、神经网络、多智能体系统等领域的一些思想、机制、操作和研究成果融入量子计算,基于进化机制设计新的量子计算模式、搜索操作、优化算法和相应的信息处理系统.在数值仿真方面,应采用因素分析和 DOE (Design-of-experiment) 的手段全面探讨算法参数,以及量子门旋转、量子位更新等环节对整体算法性能的影响.同时,通过算法比较研究,根

据比较结果分析算法的优势和劣势,明确算法的适用域,并通过吸取其他算法的有效机制和策略,开发更为有效且适用域更广的混合量子进化算法。

3) 面向组合优化问题的算法及理论研究. 目前, QEA 可解决的组合优化问题的类型很少, 主要集中在背包问题、旅行商问题、生产调度问题等, 而且研究成果相当少. 因此, 有必要将量子进化算法推广应用到其他类型的离散优化问题, 尤其应强调基于问题的编码设计、搜索操作设计以及问题信息的融合. 随着应用问题类型的推广, 量子进化算法的研究内容将更丰富和深入。

4) 面向多目标优化、约束优化问题的算法及理论研究. 目前, 对于量子进化算法在多目标、约束优化领域的研究几乎空白. 针对优化问题的多目标、强约束特点, 设计有效的量子进化搜索算法, 开展相应的理论研究, 并将多目标处理技术、约束处理技术与 QEA 相结合, 为多目标优化问题和约束优化问题提供新的解决途径。

5) 面向不确定优化问题的算法及理论研究. 目前, 量子进化算法在动态或不确定优化领域的研究也几乎空白. 针对问题的不确定性, 如何将统计理论、序优化理论、模糊技术、粗糙集理论、滚动窗口策略等与 QEA 合理结合, 设计鲁棒、高效和有效的量子进化算法将是重要的研究课题。

6) 应用研究. 目前, 鉴于量子进化在算法方面的研究大多局限于单目标、无约束、确定性的函数优化问题或某些特殊类型的组合优化问题, 量子进化算法的应用研究领域和问题很有限. 因此, 一方面, 要注重现有量子进化算法及相关研究成果的推广应用; 另一方面, 应注重量子进化算法在一些还未涉及到的领域的应用研究, 尤其是在高维函数、离散、多目标、强约束、不确定等优化问题上的应用. 这不仅将拓宽 QEA 的应用领域, 而且有助于 QEA 理论与算法研究的发展和完善。

总之, 对于量子进化算法的研究目前还是方兴未艾的领域, 许多地方仍处于空白状态, 许多新的算法、理论、框架和应用有待深入研究和推广, 其前景巨大。

参考文献(References)

[1] Shor P W. Algorithms for quantum computation: Discrete logarithms and factoring [C]. Proc of 35th Symposium: Foundation of Computer Science. Santa Fe, 1994: 20-22.

[2] Grover L K. A fast quantum mechanical algorithm for database search [C]. Proc of 28th ACM Symposium: Theory of Computing. New York, 1996: 212-221.

[3] Zhao Qianchuan. Quantum computing and quantum information (I)—Quantum computing [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.

[4] 王凌. 智能优化算法及其应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.

(Wang L. Intelligent optimization algorithms with applications [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.)

[5] Narayanan A, Moore M. Quantum-inspired genetic algorithm [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Nogaya, 1996: 61-66.

[6] Han K H, Kim J H. Quantum-inspired evolutionary algorithm for a class of combinatorial optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(6): 580-593.

[7] Han K H, Kim J H. Euantum-inspired evolutionary algorithm with a new termination criterion, H_{ϵ} gate and two-phase scheme [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(2): 156-169.

[8] Chen H, Zhang J, Zhang C. Chaos updating rotated gates quantum-inspired genetic algorithm [C]. Int Conf on Communications, Circuits and Systems. Chengdu, 2004: 1108-1112.

[9] Jordan A N. Topics in quantum chaos [D]. Santa Barbara: University of California Santa Barbara, 2002.

[10] Yang S, Wang M, Jiao L. A novel quantum evolutionary algorithm and its application [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver, 2004: 820-826.

[11] Li B, Zhuang Z. Genetic algorithm based-on the quantum probability representation [C]. Proc of Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Manchester, 2002: 500-505.

[12] Yang J, Li B, Zhuang Z. Multi-universe parallel quantum genetic algorithm its application to blind-source separation [C]. Int Conf on Neural Networks and Signal Processing. Nanjing, 2003: 393-398.

[13] Li N, Du P, Zhao H. Independent component analysis based on improved quantum genetic algorithm: Application in hyperspectral images [C]. Int Conf on Geoscience and Remote Sensing Symposium. Seoul, 2005: 4323-4326.

[14] Li Y, Zhang Y, Zhao R, et al. The immune quantum-inspired evolutionary algorithm [C]. IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics. Hague, 2004: 3301-3305.

[15] 王凌, 吴昊, 唐芳, 等. 混合量子遗传算法及其性能分析 [J]. 控制与决策, 2005, 20(2): 156-160.

(Wang L, Wu H, Tang F, et al. Hybrid quantum genetic algorithms and performance analysis [J]. Control and Decision, 2005, 20(2): 156-160.)

[16] Wang L, Wu H, Tang F, et al. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for flow shop scheduling[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2005, 3645(1): 636-644.

[17] Wang L, Tang F, Wu H. Hybrid genetic algorithm based on quantum computing for numerical optimization and parameter estimation[J]. Applied Mathematics and Computation, 2005, 171(2): 1143-1158.

[18] Talbi H, Draa A, Batouche M. A new quantum-inspired genetic algorithm for solving the traveling salesman problem[C]. IEEE Int Conf on Industrial Technology. Tunisia, 2004: 1192-1197.

[19] Talbi H, Draa A, Batouche M. A genetic quantum algorithm for image registration [C]. Int Conf on Information and Communication Technologies. Cairo, 2004: 395-396.

[20] Han K H, Park K H, Lee C H, et al. Parallel quantum-inspired genetic algorithm for combinatorial optimization problem [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Seoul, 2001: 1422-1429.

[21] Zhang G, Jin W, Hu L. A novel parallel quantum genetic algorithm [C]. Int Conf on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies. Piscataway, 2003: 693-697.

[22] 杨俊安, 庄镇泉, 史亮. 多宇宙并行量子遗传算法[J]. 电子学报, 2004, 32(6): 923-928.
(Yang J A, Zhuang Z Q, Shi L. Multi-universe parallel quantum genetic algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(6): 923-928.)

[23] Li Y, Jiao L C. An effective method of image edge detection based on parallel quantum evolutionary algorithm[J]. Signal Processing, 2003, 19(1): 69-74.

[24] Li B B, Wang L. A hybrid quantum-inspired genetic algorithm for multi-objective flow shop scheduling[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics — Part B: Cybernetics, 2007, 37(3): 576-591.

[25] Wang Y, Feng X Y, Huang Y X, et al. A novel quantum swarm evolutionary algorithm and its application[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 633-640.

[26] Jang J S, Han K H, Kim J H. Evolutionary algorithm-based face verification [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(16): 1857-1865.

[27] Jang J S, Han K H, Kim J H. Face detection using quantum-inspired evolutionary algorithm [C]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Vancouver, 2004: 2100-2106.

[28] Li B, Yang J, Zhuang Z. GAQPR and its application in discovering frequent structures in time series [C]. Int Conf on Neural Networks for Signal Processing. Nanjing, 2003: 399-403.

[29] Zhang G X, Hu L Z, Jin W D. Resemblance coefficient and a quantum genetic algorithm for feature selection [J]. Lecture Notes on Computer Science, 2004, 3245(1): 155-168.

[30] Moore P, Venayagamoorthy G K. Evolving combinational logic circuits using a hybrid quantum evolution and particle swarm inspired algorithm [C]. Proc of NASA/DoD Conf on Evolvable Hardware. Washington, 2005: 97-102.

[31] Gastaldo P, Ridella S, Zunino R. Prospects of quantum-classical optimization for digital design [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 179(2): 581-595.

[32] Sun L J, Jian G, Kai L, et al. Topology control based on quantum genetic algorithm in sensor networks[J]. Frontiers of Electrical and Electronic Engineering in China, 2007, 2(3): 326-329.

[33] 庄镇泉, 李斌, 解光军, 等. 量子神经计算和量子遗传算法的理论分析和应用 [J]. 高技术通讯, 2005, 15(7): 1-5.
(Zhuang Z Q, Li B, Xie G J, et al. Theoretical analysis and applications of quantum neural networks and quantum genetic algorithms [J]. Chinese High Technology Letters, 2005, 15(7): 1-5.)

下 期 要 目

网络化控制系统中的延时问题: 分析与展望	郭 戈, 贾二娜
一种基于遗传算法的 SVM 多分类决策树优化算法研究	连 可, 等
基于一类新的强化缓冲算子的 GM (1, 1) 预测精度研究	崔 杰, 党耀国
一种基于客观聚类的模糊辨识方法	王 娜, 杨煜普
基于广义似然比的自适应在线配准算法	连 峰, 等
两台流水机器协调分解调度问题	关 静, 等