

一种多种群协同量子遗传多峰函数优化方法

耿焕同^{1,2}, 冯慧菁^{1,2}, 贾婷婷^{1,2}

(1 南京信息工程大学 江苏省网络监控中心, 江苏 南京 210044;

2 南京信息工程大学 计算机与软件学院, 江苏 南京 210044)

摘 要: 量子遗传算法是一种基于概率的进化算法, 在求解多峰函数优化问题时其旋转门的更新策略容易导致整个种群陷入局部最优, 并且在有多个最优解的优化问题中不能找全最优解. 针对以上不足, 提出了一种基于多种群协同量子遗传算法(MPSGQA), 来寻找多峰函数优化问题中的所有全局最优解. 其思想是在初始种群中采用聚类分析方法划分 m 个子种群, 然后每个子种群分别进化更新, 当子种群之间的相似性接近时采用量子变异策略保持种群的多样性. 在多峰优化函数 $F_1 \sim F_4$ 上进行实验与比较, 结果表明, 相比传统量子遗传算法, MPSGQA 可以很好地跳出局部最优, 并能找全多峰函数的多个最优解.

关键词: 量子遗传算法; 聚类分析; 多峰函数; 协同进化

中图分类号: TP3

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)11-0056-04

A Multi-Population Synergy Quantum Genetic Algorithm for Multimodal Optimization

GENG Huan-tong^{1,2}, FENG Hui-jing^{1,2}, JIA Ting-ting^{1,2}

(1 Jiangsu Engineering Center of Network Monitoring, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;

2 School of Computer & Software, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The quantum genetic algorithm is a kind of probability evolution algorithm but when it solves multimodal optimization problems, the update strategy of rotation gate will easy lead to local optimal solution and also can't find all best solutions in some optimization problem. Therefore in this paper a multi-population synergy quantum genetic algorithm (MPSGQA) proposed to solve these problems and find all the best solutions. The main idea is dividing m sub-populations by using clustering analysis and the update them. If some of the sub-populations have large similarity, the quantum mutation strategy is adopted to maintain the diversity of population. Experiment and comparison with multimodal optimization function F_1 to F_4 , the result shows that MPSGQA can jump out of local optimal solution better than quantum genetic algorithm and find all global optimum solutions efficiently.

Key words: GQA; clustering analysis; multimodal functions; co-evolution

1 引言

量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)是基于量子计算原理的一种概率优化方法^[1]. 多峰函数一般是指含有多个峰值点的函数, 这些峰值点的函数可能是相同的, 也可能不同. 当前研

究优化多峰函数时主要是搜寻相同函数值的多个最优峰值点^[2], 即全局峰值点. 因此, 如何尽可能求得多峰函数的全局极大值是研究者一直不断探索的热点问题. 针对 GQA 算法的不足, 本文提出一种基于多种群协同量子遗传算法(Multi-Population Synergy Genetic Quantum Algorithm, MPSGQA).

收稿日期: 2013-01-12; 修回日期: 2013-03-09

基金项目: “青蓝工程”资助(2012)

2 问题提出

由于 GQA 算法采用量子比特^[3]的编码方式表示种群个体并用量子旋转门的更新策略,因此其在优化多峰函数时常出现以下两种情形:当优化的多峰函数有多个全局最优解时,不能找全所有最优解;当优化的多峰函数其最优解附近有密集的次优解时,容易陷入局部最优。

以多峰函数 F_1 和 F_2 (表 1)使用 GQA 算法进行优化,优化结果见图 1 和图 2。从图 1 可以清楚地看出 F_1 函数的优化没有找全最优解,而从图 2 可以看出 F_2 函数的优化没有找到最优解。

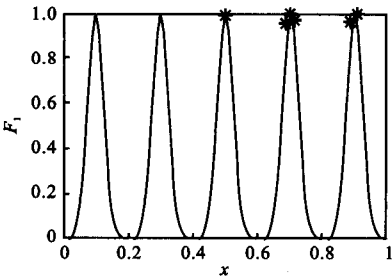


图 1 GQA 算法优化 F_1 结果图

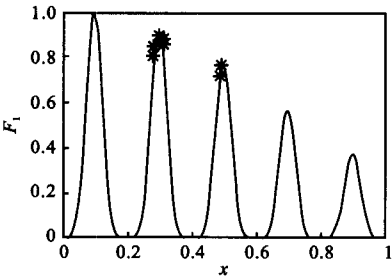


图 2 GQA 算法优化 F_2 结果图

GQA 算法的更新策略^[4]是把种群中的每个个体的量子比特 x_i 、适应值 $f(x)$ 与当前最优个体的量子比特 b_i 、适应值 $f(b)$ 进行比较,并且还要判断当前个体的量子比特的几率幅值 (α_i, β_i) 的情况,按照事先制定的旋转角选择策略^[5](表 1),确定旋转角 $\Delta\theta_i$ 的大小。通过旋转角的调整获得新的量子比特,以达到种群更新的目的。

表 1 旋转角选择策略

x_i	b_i	$f(x) > f(b)$	$\Delta\theta_i$	$S(\alpha_i, \beta_i)$			
				$\alpha_i, \beta_i > 0$	$\alpha_i, \beta_i < 0$	$\alpha_i = 0$	$\beta_i = 0$
0	0	F	0	0	0	0	0
0	0	T	0	0	0	0	0
0	1	F	δ	0	0	0	0
0	1	T	δ	-1	+1	± 1	0
1	0	F	δ	-1	+1	± 1	0
1	0	T	δ	+1	-1	0	± 1
1	1	F	0	+1	-1	0	± 1
1	1	T	0	+1	-1	0	± 1

图 3 为 GQA 算法的量子旋转门更新策略中个体调整示意图。在进化过程中,假设当前种群中 X_3 为当前种群的最优解,则根据上述量子旋转门更新策略,其余种群个体都要向 X_3 方向更新自己的染色体。而此时从图上可以看出, X_3 个体并不是全局最优个体,个体 X_5 是一个次优解,如果朝峰 2 更新,则可以找到全局最优解,由于其也向 X_3 个体更新,导致整个种群都向 X_3 个体进化,从而陷入局部最优。

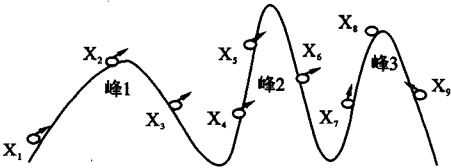


图 3 GQA 更新策略中个体调整示意图

因此,从更新策略可以看出,GQA 算法在进化过程中所有个体都向最优个体方向进化,这种更新策略在解决背包问题、旅行商问题、生产调度问题等方面运用效果较好,但一般只能求一个最优解,而现实问题可能存在多个最优解^[6]。此类问题可归属于具有多个全局最优解的多峰函数优化问题,显然 GQA 算法求解时,将存在找不全的不足。而且,当优化的多峰函数最优解附近有密集的次优解时,GQA 算法的更新策略容易使整个种群陷入局部最优。

根据以上问题,本文提出了一种多种群协同量子遗传算法(MPSGQA),其更新策略见图 4,从图中可以看出有 3 个子种群,每个种群的当前最优解为个体 X_2 、 X_5 、 X_8 ,由于采用多种群协同的方法,使得个体都向着各自种群中的最优解进化。因此,这种多种群协同可以很好地弥补 GQA 算法更新策略的不足。

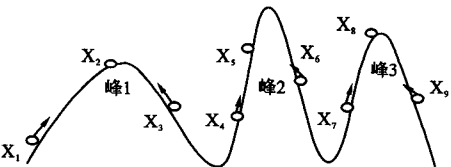


图 4 MPSGQA 更新策略中个体调整示意图

多种群协同采用聚类方式实现种群划分,然后在各个子群体不断更新的过程中,对各个子群体间的相似性进行分析,如果种群间的相似性很大时,对次优种群以概率 P_m 进行量子变异,实现协同进化。

3 多种群协同量子遗传算法 MPSGQA

这里的多种群协同方法采用经典易实现的基于中心点的聚类分析算法^[7],其主要思想为:首先把种

群 N 分为 M 个子类 (M 为事先设定的子类个数), 然后为每个子类先随机选择一个中心点, 再在类中按距离重新选择中心点, 重复这样的选择过程, 直到每个类的中心点稳定为止. 中心点的选择方法为: 先随机选择一个个体作为中心点, 然后, 把距离最近的那些个体 ($N/M - 1$) 归入这一类, 然后再在这些个体中找出中心个体作为中心点.

MPSGQA 的协同进化实现思想为: 每次迭代进化时, 首先计算各个子种群的最优个体之间的海明距离 S_i , 如果最优个体间的海明距离 S_i 小于 0.1 并且适应值之差 F_d 小于 0.2 时, 则说明这两个子种群在进化过程中个体间相似性很大, 在保留最优个体值最好的子种群后, 以一定概率 P_m 变异次优子种群, 从而保持种群的多样性, 实现协同进化.

MPSGQA 的主要思想是: 首先用量子编码方式初始化种群个体, 然后, 采用基于中心点的聚类算法对初始种群进行划分, 形成多个子种群. 然后分别对每个子种群进行测量和评估, 使每个子种群都有一个当前最优个体. 然后对每个子种群分别进行量子旋转门的旋转角选择策略. 最后, 通过进化迭代, 在进化过程中, 不断对每个子种群进行协同进化并且对每个子种群进行量子旋转门的更新.

MPSGQA 算法步骤如下:

步骤 1 群体初始化: 初始化种群 $Q(t_0)$;

步骤 2 聚类分析: 对初始种群中的各个个体进行基于中心点的聚类分析, 获得 m 个子种群;

步骤 3 测量和评估: 对每个子种群实施一次测量, 得到状态 $P(t_0)$; 然后对每个子种群的各个个体所对应的状态进行适应度评估;

步骤 4 最优个体保存: 记录下每个子种群中的最佳个体状态及其适应度值;

步骤 5 进化迭代:

While 非结束状态 do

Begin

$t = t + 1$;

测量和评估: 对每个子种群 $Q(t)$ 实施一次测量, 得到状态 $P(t)$; 然后对每个子种群中的各个个体进行适应度评估;

最优个体保存: 记录下每个子种群的最佳个体状态及其适应度值.

更新: 利用量子旋转门的旋转角选择策略, 对每个子种群进行量子个体的更新, 得到子代种群 $Q(t+1)$;

变异: 当子种群间的相似性 (海明距离) S_i 小于

0.1 并且适应值之差 F_d 小于 0.2 时, 保留最优个体值最好的子种群, 采用概率 P_m 变异其他子种群. 量子变异具体采用量子非门对量子比特的几率幅进行变异操作.

End

步骤 6 输出最优解.

MPSGQA 算法步骤中的更新步骤仍然使用 GQA 算法中的旋转角选择策略的更新方式, 具体策略如表 1 所示.

变异步骤则是算法中实现协同进化的具体实现方法. 只有当进化过程中子种群间的相似性达到需要变异的程度时, 才执行量子变异操作, 否则各个子种群仍然朝着各自的最优个体方向更新进化.

MPSGQA 算法的流程如图 5 所示.

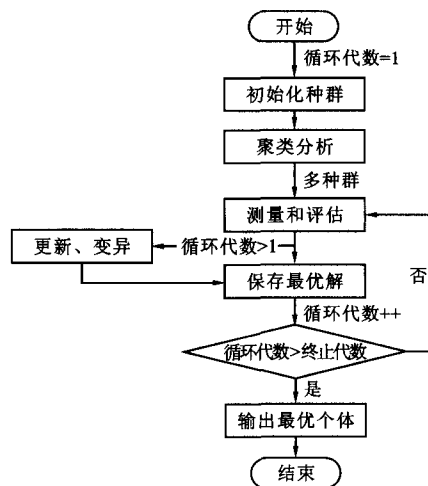


图 5 MPSGQA 算法流程图

4 实验结果及分析

4.1 实验方法

选择 4 个典型的多峰函数, 如表 2 所示, 其中: F_1 为等峰单变量多级值点函数, 用来测试改进后的算法是否可以搜索到全部的最优解; F_2 为变峰单变量多级值点函数, 用来测试改进后的算法能否找到全局最优解; F_3 为一个变峰多变量多极值点函数, 有 13 个峰, 其中 4 个峰位于搜索域的 4 个角上, 全局最大值位于 (0, 0) 点, 用来测试改进后的算法能否跳出局部最优找到全局最优解, 作为测试多峰函数优化算法的主要任务; F_4 为变峰多变量多极值点函数, 峰值的空间分布较密, 且变化大, 有 36 个极大值点, 其中有四个边界极大值点, 用来测试改进后的算法能否搜索到全部的全局最优解. 如果改进后的算法可以避免局部最优, 找出所有的全局最优解, 则说明该算法可以解决局部最优问题, 对多峰函数有很

好的寻优性能^[8-9].

表 2 测试函数表

序号	测试函数	自变量
F_1	$\sin^6(5\pi x)$	$x \in [0, 1]$
F_2	$\sin 6(5\pi x) * \exp^{-2\ln 2 * (x-0.0667)^2}$	$x \in [0, 1]$
F_3	$\cos(2\pi x) * \cos(2\pi y) * \exp^{-(x^2+y^2)/10}$	$x, y \in [-1, 1]$
F_4	$x * \sin(4\pi x) - y * \sin(4\pi y + \pi) + 1$	$x, y \in [-1, 1]$

4.2 实验参数设置

多种群协同量子遗传算法(MPSGQA)的种群规模设置为 $N=100$,量子编码长度 $\text{Len}=12$,最大进化代数 $\text{Gen}=100$,量子门旋转角 $\theta=0.025\pi$;相似性 $S_i=0.1$,适应值之差 $F_d=0.2$,量子变异概率 $P_m=0.1$,聚类分析中分类数目 $m=6$. GQA 算法初始种群规模 $N=100$,量子编码长度 $\text{Len}=12$,最大进化代数 $\text{Gen}=100$;量子门旋转角 $\theta=0.025\pi$. 分别采用 GQA 算法和多种群协同量子遗传算法(MPSGQA)对测试函数 F_1 、 F_2 、 F_3 、 F_4 优化搜索,其优化结果如图 1、2、6、7 所示.

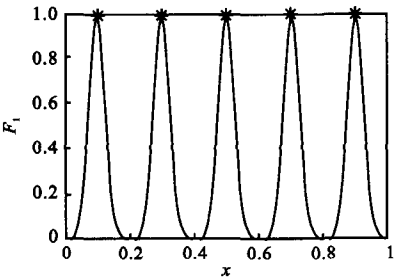


图 6 MPSGQA 算法优化 F_1 结果图

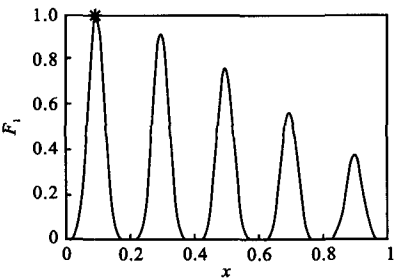


图 7 MPSGQA 算法优化 F_2 结果图

4.3 仿真实验及结果分析

对照图 1、2 中运用 GQA 算法优化 F_1 和 F_2 的结果图,从图 6 可以看出 MPSGQA 算法优化 F_1 后,可以很好的找全全局最优值,克服 GQA 算法在种群不断进化后出现多样性缺失从而不能找全全局最优解的不足.从图 7 可以看出 MPSGQA 算法优化 F_2 后,可以很好地避免 GQA 算法易陷入局部最优的问题.此外试验验证了算法的全局收敛性和稳定性.

5 结束语

文中提出的多种群协同量子遗传算法采用量子比特编码,在初始种群中使用聚类分析的方法,使整个种群划分为 m 个子种群,采用量子旋转门的更新策略,使每个子种群都向着各自种群中的当前最优解进化.为了保持种群的多样性和阻止未成熟收敛,在种群进化过程中还以概率 P_m 对相似的子种群进行量子变异操作,确保种群不陷入局部最优,同时找到所有的全局最优解.通过对几个典型多峰函数的实验测试和分析,表明 MPSGQA 算法可以很好地解决多峰函数易陷入局部最优的问题,且具有较好的全局寻优能力,参数设置简单、稳定性好等优点,适合于求解一般多峰函数优化问题.

文中对初始聚类数 m 的设定是根据多次实验效果设定的,主要依据是初始聚类数 m 应大于多峰函数全局最优解的个数.因此,如何更加合理、动态地设定聚类数将是下一步需要研究的工作.

参考文献:

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

[2] Han Kuk Hyun, Kim Jong Hwan. On the analysis of the quantum inspired evolutionary algorithm with a single individual[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel. Vancouver, BC, Canada, 2006:9172-9179.

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

[4] 杨俊安,庄镇泉. 量子遗传算法研究现状[J]. 计算机科学,2003(11):13-15.

[5] 王凌. 量子进化算法研究进展[J]. 控制与决策,2008(12):1321-1326.

[6] 刘合安,王雷. 粒子群 Memetic 算法求解多峰函数优化[J]. 计算机工程与应用,2012,48(22):10-13.

[7] 汪中,刘贵全,陈恩红. 一种优化初始中心点的 K-means 算法[J]. 模式识别与人工智能,2009(2):299-304.

[8] 徐雪松,王四春. 基于免疫量子遗传算法的多峰函数优化[J]. 计算机应用研究,2012(5):1674-1677.

[9] 彭利兵,黄辉先,阮挺,等. 多峰函数优化的自适应小生境克隆选择算法[J]. 计算机工程与应用,2011(9):48-51.

(下转第 63 页)

关程度.从图3可以看出,对程序进行并行调度后,其执行总周期数明显下降,程序的执行效率有16%~30%的提升.图4显示出来的指令总数的变化幅度较小,大约5%左右.总体而言,并行调度能够较好的利用到 IME-Diamond DSP 并行执行的特点,提升程序的执行效率.

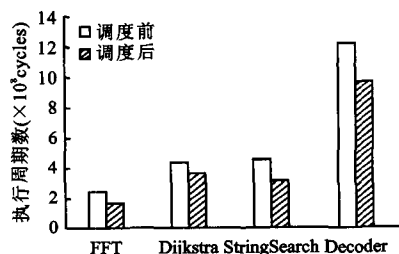


图3 并行调度前后程序执行周期数对比

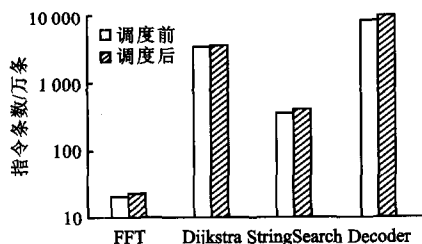


图4 并行调度前后指令数对比

6 结束语

本文基于开源 LLVM 编译器架构,结合 IME-Diamond 处理器的特性,实现了编译器对指令的静态并行调度,为 IME-Diamond DSP 生成可并行的高效代码.测试结果表明这种显式指示并行度的静

态调度方式会带来小幅的指令膨胀,同时程序的执行效率也得到了大幅提升.

参考文献:

- [1] 董锐,王志君,梁利平.基于数据流的指令调度器的设计与实现[J].微电子与计算机,2011,28(11):148-151.
- [2] Chris Lattner. LLVM Home[EB/OL]. [2012-06-20]. <http://www.llvm.org>.
- [3] Chris Lattner, Vikram Adve. LLVM: a compilation framework for lifelong program analysis and transformation[C]//Proceedings of the 2004 International Symposium on Code Generation and Optimization. California, 2004: 20-24.
- [4] Computer Science Department of University of Illinois Urbana Champaign. Clang: AC language family frontend for LLVM[EB/OL]. [2012-06-20]. <http://clang.llvm.org>.
- [5] 董峰. LLVM 编译系统结构分析与后端移植[D]. 上海:上海交通大学,2007.
- [6] John L Hennessy, David A Patterson. Computer architecture a quantitative approach[M]. 4th ed. Beijing: China Machine Press, 2010.

作者简介:

屈秋雯 女,(1988-),硕士研究生.研究方向为编译器的移植与开发.

梁利平 男,(1969-),博士,研究员.研究方向为高性能数字信号处理器、微处理器和高速混合信号集成电路设计技术.

(上接第59页)

作者简介:



耿焕同 男,(1973-),教授,博士生导师.研究方向为计算智能与约束多目标优化、气象资料预处理与资料同化.

冯慧菁 女,(1987-),硕士研究生.研究方向为进化计算、GIS气象应用.

贾婷婷 女,(1989-),硕士研究生.研究方向为进化计算.