

量子干扰交叉遗传算法及其应用研究

杨 玉, 戴红伟, 李存华

(淮海工学院 计算机工程学院, 江苏 连云港 222005)

摘 要: 针对遗传算法中传统交叉算子交叉效率低下等缺点, 提出改进型全干扰量子交叉遗传算法. 与基于位置信息的经典量子全干扰交叉模型不同, 改进型交叉算子通过距离比较, 能够获取质量更高的候选解. 通过对旅行商问题(TSP)求解的对比实验表明, 改进量子交叉遗传算法能有效平衡全局搜索和局部探索, 具有更强的稳定性和寻优能力.

关键词: 量子干扰交叉; 遗传算法; 优化; 旅行商问题

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)03-0026-05

Quantum Interference Crossover Based GA and its Application

YANG Yu, DAI Hong-wei, LI Cun-hua

(School of Compute Engineering, Huaihai Institute of Technology, Lianyungang 222005, China)

Abstract: In order to overcome the low efficiency of crossover in Genetic Algorithm (GA), a modified quantum interference crossover based GA was proposed. Unlike position based classical quantum interference crossover, the improved crossover can generate better solutions through distance comparison. Simulation results on Traveling Salesman Problem (TSP) show that the new algorithm can well balance the exploration and exploitation abilities in the whole searching space, and have superior ability of searching the global optimal of near-optimal solutions.

Key words: quantum interference crossover; GA; optimization; TSP

1 引言

生命进化过程和生物智能行为一直都是启发人们求解复杂工程问题的源泉. 人工神经网络是以结构模拟为主, 而模糊逻辑系统则偏重功能模拟, 进化算法则着眼于生物进化的微观机理和宏观行为. 正是这种模仿生物智能行为, 借鉴其智能机理, 许多解决复杂问题的新方法不断涌现, 丰富了人工智能的研究领域^[1-2]. 除模拟退火^[3]、微粒群^[4]、进化计算^[5]和算法蚁群优化^[6]之外, 进化计算领域还有一个非常经典且应用广泛的算法——遗传算法^[7].

遗传算法作为一种随机搜索优化技术具有适应性广、抗干扰性强、适应于并行处理、全局搜索等显著的特点, 对传统方法难以解决的复杂优化问题非

常有效. 虽然经典遗传算法在应用中取得了巨大成功, 但早熟收敛、群体多样性丧失过快等缺陷却限制了遗传算法的进一步推广和应用. 为有效克服以上的两个问题, 本文提出了一种改进的遗传算法——改进量子干扰交叉遗传算法. 不同于基于位置信息的传统全干扰量子交叉算子, 本文将基于距离信息的改进量子交叉算子引入 GA. 仿真结果也证明此举能有效促进个体间信息交流, 能够交叉产生质量更高的后代, 提升算法的搜索性能.

2 改进量子交叉遗传算法

量子计算于 20 世纪 80 年代由 Benioff 和 Feynman^[8-9]提出, 研究范围包括量子计算机和量子算法. 量子计算机已经被证明在诸多问题的求解中优

收稿日期: 2011-07-05; 修回日期: 2011-08-10

基金项目: 科技部科技人员服务企业行动项目(2009GJC10043); 江苏省自然科学基金项目(BK2008190); 江苏省高校自然科学研究项目(09KJB510001)

于传统的数字计算机,而量子算法也得到了广泛的研究与应用。

2.1 全干扰量子交叉算子

量子全干扰交叉算法作为量子算法的一种,由 Narayanan 于 1996 年提出^[10]并将其应用于旅行商问题.在文献[11]中作者提出了基于量子全干扰交叉算子的克隆选择算法并应用于多播路由问题,取得了良好的效果。

由于本文将算法用于 TSP 问题,为简便期间,以 6 城市 TSP 为求解对象对量子全干扰交叉算子进行介绍.假设有六个城市 $C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6$.则巡回路径可以表示为从某一城市 C_x 开始,遍历所有城市后返回出发点 C_x 的闭环回路.假设某一染色体(问题的解)序列为:

C_1	C_2	C_3	C_4	C_5	C_6	C_1
-------	-------	-------	-------	-------	-------	-------

则该序列代表的解为: $C_1 \rightarrow C_2 \rightarrow C_3 \rightarrow C_4 \rightarrow C_5 \rightarrow C_6 \rightarrow C_1$,即从城市 C_1 出发,遍历城市 C_2, C_3, C_4, C_5, C_6 后,返回出发城市 C_1 。

假设有如图 1 所示的含有 6 个染色体 $S_0, S_1, S_2, S_3, S_4, S_5$ 的群,经典量子全干扰交叉算子描述如下:

第一个交叉新解的产生过程:从第一个候选解(染色体)序列 S_0 中选择该序列的第一个城市(基因)(为便于理解,本文将染色体称为候选解,基因称为城市,以下相同),从第二个候选解序列 S_1 中选择该序列的第二个城市,以此类推,直到遍历所有候选解群体并构成一个可行解.第二个交叉新解的产生过程如下:从第二个候选解序列 S_1 中选择该序列的第一个城市,从第三个候选解 S_2 中选择该序列的第二个城市,以此类推,直到遍历所有候选解群体并构成一个可行解.在构建过程中,如果序列中出现重复城市,则选择下一个还没有出现过的城市。

很明显,经典量子全干扰交叉算子是一种基于位置信息的交叉措施,虽然能够提升不同染色体间的信息交流,但是基于位置信息的染色体交叉不能产生有效交叉解,交叉带有一定的盲目性,因此也不能有效缩短巡回路径的长度。

2.1 全干扰量子交叉算子

为克服经典量子全干扰交叉算子的缺点,本文在位置交叉的基础上引入了距离判定措施,能更高效地产生新的交叉解,提高算法的搜索能力。

图 2 给出了改进量子交叉算子示意图.通过交

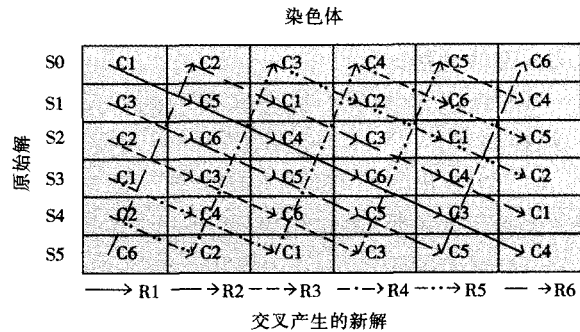


图 1 经典量子全干扰交叉算子

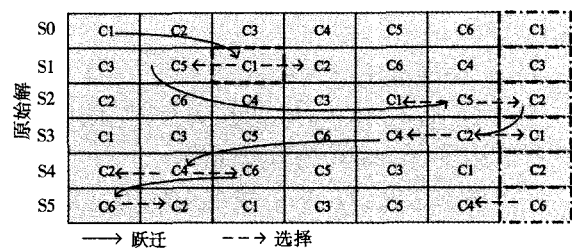


图 2 改进量子全干扰交叉模型

叉产生新染色的过程描述如下:

- (1) 选择候选解 S_0 的第一个城市 C_1 ;
- (2) 跃迁至候选解 S_1 ,比较当前城市 C_1 (即在上一候选解中选择的的城市 C_1)与其相邻城市 C_2, C_5 的子片段(C_1, C_2)与(C_1, C_5)的长度,如果 $D(C_1, C_2) > D(C_1, C_5)$,则选择 C_5 为当前城市;
- (3) 由 S_1 跃迁至 S_2 ,比较当前城市 C_5 与其相邻城市 C_2, C_6 的子片段(C_5, C_2)与(C_5, C_6)的长度,如果 $D(C_5, C_2) > D(C_5, C_6)$,则选择 C_2 为当前城市;
- (4) 由 S_2 跃迁至 S_3 ,比较当前城市 C_2 与其相邻城市 C_1, C_4 的子片段(C_2, C_1)与(C_2, C_4)的长度,如果 $D(C_2, C_1) > D(C_2, C_4)$,则选择 C_4 为当前城市;
- (5) 由 S_3 跃迁至 S_4 ,比较当前城市 C_4 与其相邻城市 C_3, C_6 的子片段(C_4, C_3)与(C_4, C_6)的长度,如果 $D(C_4, C_3) > D(C_4, C_6)$,则选择 C_6 为当前城市;
- (6) 由 S_4 跃迁至 S_5 ,比较当前城市 C_6 与其相邻城市 C_5, C_1 的子片段(C_6, C_5)与(C_6, C_1)的长度,由于 C_5, C_1 均已出现在当前构造序列中,因此选择没有出现过的城市 C_3 作为当前城市。

(7) 重复上述过程(1)~(6),构建出所有 6 个交叉新解。

与经典量子交叉算子相比,改进算子引入距离比较措施,能有效克服经典量子交叉算子的盲目性,

并能提高 GA 算法的局部搜索能力,进而有效提升算法的整体性能。

基于改进量子全干扰交叉算子的 GA 运算过程,描述如下:

(1) 初始化:进化世代数计数器 t 设置为 0, T 为最大进化世代数,随机生成 M 个个体作为初始群体 $P(0)=\{P10, P20, \dots, PM0\}$ 。

(2) 增量选择:在个体评价的基础上,对 M 个个体进行排序,选择其中 N 个优质个体作为精英群体,根据不同适配度对不同精英个体进行扩容. 扩容原则如下:

$$P_i = \text{round}(S * (N - i) / N) \quad (1)$$

其中 $i=1, 2, \dots, N$; P_i 为精英个体 i 的扩容量, S 为扩容因子, $\text{round}()$ 为取整函数。

(3) 量子交叉:以 N 个精英个体为基础,采用量子交叉运算,产生子代个体。

(4) 变异运算:随机选择染色体上的两个基因变异位置,然后对调两个基因. 此变异运算操作简单,并能保证产生的新解是可行解。

(5) 群体 $P(t)$ 经过交叉、变异运算之后得到子代群体 $P(t+1)$ 。

(6) 若 $t < T$, 则 $t \leftarrow t+1$, 转到步骤(2); 若 $t > T$, 则终止进化,输出适配度最大的个体作为最优解,终止计算。

3 仿真分析

为验证改进量子交叉算子对遗传算法整体性能提升的效果,以旅行商问题 TSP 为求解对象进行了分析测试. 算法程序在 VC6.0 环境下由 C++ 编程实现. 硬件环境为: Pentium Dual-Core CPU 2.20GHz, 内存 2.0GB. 所有运行结果均是 10 次运行的平均值。

表 1 列出了仿真中待求 TSP 问题的相关信息. 表 2 为仿真分析中需要用到的参数及其设定值。

如前所述,早熟收敛是困扰 GA 的一个难题. 一般认为早熟收敛与群体多样性丧失过快有着密切关系. 本文通过实验认为,群体多样性固然重要,但是算法平衡全局搜索和局部搜索的能力同样重要. 本文中群体多样性如下定义:

$$d(i, t) = (N - Ne(i)) / N \quad (2)$$

其中 $d(i, t)$ 为染色体 $S(i)$ 在 t 世代时与当前最优个体的差异度, $Ne(i)$ 为染色体 $S(i)$ 与当前世代中最优染色体的相同子片段的数量. 显然, $Ne(i)$ 越大两个染色体的差异度越小,群体多样性越小. 所有

染色体差异度的平均值就是 t 世代时的群体多样性 $D(t)$ 。

表 1 待求解 TSP 问题

问题	规模	类型	最优解 对应距离	进化 世代数 T
eil51	51	EUC-2D	426	1000
berlin52	52	EUC-2D	7542	1000
st70	70	EUC-2D	675	1000
eil76	76	EUC-2D	538	1000
rd100	100	EUC-2D	7910	1000
eil101	101	EUC-2D	629	1000
lin105	105	EUC-2D	14379	1000
pr107	107	EUC-2D	44303	1000
pr124	124	EUC-2D	59030	1000
bier127	127	EUC-2D	118282	2000
pr136	136	EUC-2D	96772	2000
pr152	152	EUC-2D	73682	2000
rat195	195	EUC-2D	2323	2000
kroA200	200	EUC-2D	29368	5000

表 2 参数意义及其设定值

参数	含义	设定值
N	城市数	各 TSP 对应的规模值
M	初始染色体数	N
S	扩容因子	50
T	最大进化世代数	参考表 1
Pc	交叉概率	1
Mc	变异概率	*

* 不同于经典 GA 中设定的固定变异概率,本算法中随机选取染色体中的两个基因,然后对调彼此位置,每个染色体在每一次进化迭代中执行一次变异操作。

图 3 给出了两种 GA 求解 berlin52 问题过程中群体多样性变化趋势. 从图中可以明显看出,经典量子交叉算子的群体多样性要优于改进量子交叉算子的群体多样性. 根据传统理论,改进量子交叉 GA 由于多样性丧失过快而陷于局部最优,不能在解空间进行进一步的搜索. 然而,事实并非如此,图 4 给出了经典和改进量子交叉 GA 求解 berlin52 的收敛趋势. 很明显,改进量子交叉 GA 有着更强的搜索能

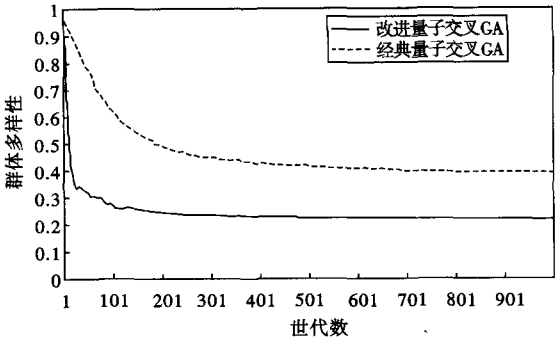


图3 经典和改进 GA 求解 berlin52 的
群体多样性变化趋势

力,能够在 TSP 问题的解空间找到距离更短的优质解。

群体多样性优势不如经典量子交叉 GA 的改进算法但能更有效地探索解空间.为了解答这个问题,本文引入了多样性波动参数 $DD(t)$.

$$DD(t) = (D(t+1) - D(t))/D(t) \quad (3)$$

图 5 给出了两种不同算法在求解 berlin52 问题是群体多样性的波动趋势图.显然,不论在搜索的初始阶段,还是在搜索稳定期,改进量子干扰交叉 GA 的群体多样性波动范围更大,也就意味着该算法能够在广度搜索的同时进行深度挖掘,所以取得了较好的搜索效果。

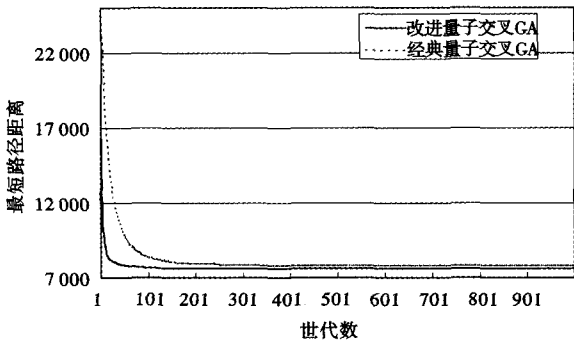


图4 经典和改进量子交叉 GA 求解
berlin52 的收敛趋势

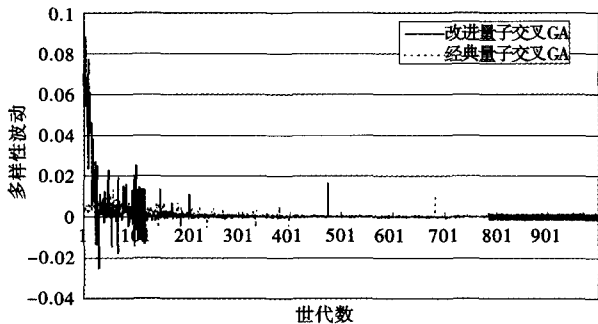


图5 经典和改进 GA 多样性变化
波动趋势(berlin52 问题)

为保证对比的公平性,将经典算法与改进算法对问题规模从 51 到 200 的 TSP 问题进行求解,结果分别如表 3 和表 4 所示。

表 3 经典量子全干扰交叉算子 GA 仿真结果

问题	规模	运行 时间	路径距离			最优 距离	偏差 (%)
			最长	最短	平均		
eil51	51	2.44	442	432	437	426	2.54
berlin52	52	2.50	7888	7542	7746	7542	2.70
st70	70	4.14	697	676	688	675	1.87
eil76	76	4.81	573	557	566	538	5.15
rd100	100	7.77	8445	8177	8327	7910	5.27
eil101	101	8.00	677	667	672	629	6.85
lin105	105	8.64	15298	14811	15002	14379	4.33
pr107	107	9.44	46426	45446	45902	44303	3.61
pr124	124	12.99	62845	60528	62046	59030	5.11
bier127	127	29.41	125264	123284	124362	118282	5.14
pr136	136	28.00	103857	100555	102762	96772	6.19
pr152	152	33.76	77312	75044	76106	73682	3.29
rat195	195	54.80	2657	2609	2630	2323	13.22
kroA200	200	142.57	31693	30709	31359	29368	6.78

表 4 改进量子全干扰交叉算子 GA 仿真结果

问题	规模	运行 时间	路径距离			最优 距离	偏差 (%)
			最长	最短	平均		
eil51	51	2.81	439	431	435	426	2.18
berlin52	52	4.82	7734	7542	7580	7542	0.50
st70	70	9.80	695	675	685	675	1.47
eil76	76	11.77	558	546	553	538	2.71
rd100	100	23.28	8268	8118	8191	7910	3.55
eil101	101	23.46	670	655	662	629	5.17
lin105	105	28.16	14885	14544	14747	14379	2.56
pr107	107	26.12	45856	45186	45601	44303	2.93
pr124	124	39.64	60370	59092	59762	59030	1.24
bier127	127	99.26	120990	119627	120399	118282	1.79
pr136	136	114.00	104295	102885	103527	96772	6.98
pr152	152	137.51	75315	74258	74765	73682	1.47
rat195	195	276.14	2402	2376	2390	2323	2.89
kroA200	200	768.24	30173	29807	29961	29368	2.02

很明显,改进量子全干扰交叉 GA 相对于经典量子全干扰交叉 GA 有着更强的搜索能力,能够在 TSP 问题的解空间找到更为优质的解。

4 结束语

为克服经典量子全干扰交叉算子中基于位置交叉的盲目性,本文提出了基于距离的改进交叉算法。与经典量子交叉算法相比,改进算法在低群体多样性的基础上能够有效平衡全局搜索和局部挖掘,对算法整体性能提升明显。针对旅行商问题的仿真实验也验证了新算法的稳定性和有效性。

参考文献:

- [1] 玄光南,程润伟. 遗传算法与工程优化[M]. 于歆杰,周根贵,译. 北京:清华大学出版社,2004.
- [2] 莫宏伟,左兴权. 人工免疫系统[M]. 北京:科学出版社,2009.
- [3] 张盛意,蔡之华,占志刚. 基于改进模拟退火的遗传算法求解 0-1 背包问题[J]. 微电子学与计算机,2011,28(2):61-64.
- [4] 吕艳萍,李绍滋,陈水利,等. 自适应扩散混合变异机制微粒群算法[J]. 软件学报,2007,18(11):2740-2751.
- [5] 余有明,刘玉树. 进化计算的理论与算法[J]. 计算机应用研究,2005,22(9):77-80.
- [6] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. B,1996,26(1):29-41.
- [7] 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社,1999.
- [8] Benioff P. The computer as a physical system: a microscopic quantum mechanical hamiltonian model of computers as represented by Turing machines[J]. J. Stat. Phys., 1980,22(5):563-591.
- [9] Feynman R. Simulating physics with computers[J]. Int. J. Theoret. Phys., 1982,21(6):467-488.
- [10] Narayanan A, Moore M. Quantum-inspired genetic algorithms [C]// Proc. IEEE Int. Conf. Evolutionary Computation. Nagoya, Japan, 1996:61-66.
- [11] 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.

作者简介:



杨玉女,(1979—),硕士,讲师.研究方向为人工神经网络、优化问题、软件外包。