

改进量子遗传算法求解 MDVRPPD 问题

赵 超, 吕 真

(河南牧业经济学院计算机应用系, 河南 郑州 450044)

[摘要] 带集货和送货的多站点 VRP 问题作为 VRP 问题的一个分支, 有着重大的研究价值. 本文采用量子遗传算法求解 MDVRPPD 问题, 并提出一种新的旋转门策略使得量子遗传算法的进化速度大大加快. 实验证明, 本文提出的改进算法和优化策略对比过去使用的启发式求解以及传统的量子遗传算法有较大优势, 在时间控制上以及最优解的求解上都取得了满意的效果.

[关键词] 量子遗传算法, 多站点, 车辆路径问题, 物流配送

[中图分类号] TP393 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1001-4616(2014)01-0099-05

Improved Quantum Genetic Algorithm for MDVRPPD Problem

Zhao Chao, Lü Zheng

(Department of Computer, Henan University of Animal Husbandry and Economy, Zhengzhou 450044, China)

Abstract: Multi-site VRP problem with collection and delivery as a branch of the VRP problem, has its significant research value. This paper uses quantum genetic algorithm for solving MDVRPPD problem, and proposes a new revolving-door policy which makes quantum genetic algorithm evolve faster. Experiments have shown that proposed improvements in algorithms and optimization strategy contrasting the past using quantum genetic algorithm of heuristic as well as traditional algorithms has a comparatively large advantage, and has achieved satisfactory results on optimal solutions to solve at the time control.

Key words: quantum genetic algorithm, multi-site, vehicle routing problem, logistics

随着现代电子商务的兴起, 诞生了越来越多的 C2C(客户到客户)交易, 这种物流的特点是发货点零散, 收货点也零散, 相对于传统的电子商务一般都是一个指定卖家而多个买家的单向送货, C2C 的交易导致了集货和送货的路径安排越来越重要, 物流公司在同一个城市的里的每一天都要处理大量的集货和送货请求, 因此研究车辆路径问题(Vehicle Routing Problem, VRP)的同时考虑集货和送货这一分支犹其有实际价值^[1]. 另一方面物流渠道即使是在同一城市里, 也往往不止一个中心送货集货点, 相对于在城内上门集货送货而言, 在城市与城市之间将货送到城内的哪一个中心点成本相差并不明显, 所以在可利用的前提下, 研究多站点的 VRP 问题是有意义的.

VRP 问题是 NP-Hard 问题, 求解该问题的算法非常多, 大体上可以分为精确算法、启发式算法和现代优化计算方法 3 类^[2,3]: (1) 精确算法有代表性的算法有单纯形法、割平面法、分支定界法、隐枚举法、动态规划、整数规划和列生成技术法等, 其最大优点是能找出全局最优解, 但由于问题本身的特殊性, 精确算法要么对问题的条件限制太多, 要么算法效率太低(指数级算法), 导致适应性不强, 而且往往不能方便移植到类似的问题. (2) 启发式算法, 对于 VRP 这种 NP-Hard 问题, 科学上暂时还无法找到有效的多项式算法, 所以研究一些近似算法是很有必要的. 目前已提出的启发式算法很多, 如基于数学规划的方法、改进-交换法、节约插入法、先分组后安排路线的方法、先安排路线后分组的方法等. 启发式算法在效率上对比精确算法有很大的提高, 适应的范围也较广. (3) 现代优化计算方法, 如遗传算法^[4]、模拟退火算法、禁忌搜索算法^[2,3]、蚁群算法^[5]、粒子群优化算法^[6]等等, 这些算法是近年来基于自然界的进化理论提出的, 解决问

收稿日期: 2013-10-20.

通讯联系人: 赵超, 讲师, 研究方向: 信息系统, 数据管理. E-mail: zhchgws@163.com.

题的效率很高,而且适应性很广,针对不需要完全精确解的问题都有很不错的适用性,而且算法原理简单,移植能力强,近年来已经是计算方法方面研究的重点。

另外由于VRP问题的研究分支众多,学术界对带时间窗(TW)的VRP问题或货物运输有相容约束的VRP问题的研究比较多,对多中心点的VRPPD问题、开放式VRP问题也有较深入的研究^[7],而MDVRPPD这一分支目前的研究不多,其中胡大伟、陈诚对MDVRPPD问题的启发式算法进行了研究^[8],张燕、周支立等对带时间窗的VRPPD问题进行了标号算法的研究^[9],但只针对单一中心站点的VRPPD问题。而MDVRPPD问题在基于量子遗传算法方面暂时未见有深入的研究。量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)是量子计算与经典遗传算法(GA)相结合而产生的研究新领域^[10,11]。算法比经典遗传算法具有更强的并行处理能力、更快的收敛速度^[12,13]。本文采用量子遗传算法求解MDVRPPD问题,并提出一种新的旋转门策略使得量子遗传算法的进化速度大大加快。

1 MDVRPPD问题模型

随着现在计算方法的发展,传统物流行业有了很大的变化,很多以往只能靠个人经验或者尝试才能得到较好解决的问题,现在依靠计算方法都能在较短的时间内得到较好的解决方案,VRP问题就是一个很典型的例子。1959年,Dantzig和Ramser首次提出车辆路径问题(Vehicle Routing Problem-VRP),该问题主要的数学框架是针对物流过程中将货物从指定点送到另一指定点这一基础,当在同一个地方这种需求增多以后,在运输路径上的重叠就会造成资源浪费,那么,在一系列的运输需要已经确定的前期下,如何合理地安排每一辆车的运输路径、运输目标以及运输量,让总资源耗费最少,就形成了著名的VRP问题。

模型变量参数定义如下: I 为中心站点集合, J 为客户点集合, D_{ij} 表示点 i 到点 j 的运输距离(i 和 j 代表的点不区分中心站或是客户点), P_i 表示点 i 的货物供应量(点 i 代表客户点中的1个,货物供应量即该点需要运走的货物量), Q_i 表示点 i 的货物需求量(类似 P_i), C 表示每1辆车的最大载货量。求解的目标如下:

$$\text{Min } \sum D_{ij},$$

其中 D_{ij} 为要经过的路径的长度,约束条件如下:

- (1) 每个客户点经过且只经过1次,即无论是送货还是集货的任务都必须在仅有的1次经过时完成。
- (2) 任何时候车辆上装载的货物不能超过最大载重量 C 。
- (3) 车辆在出发前必须装载好将要送的货物量,即所有要送的货物都是在车辆从中心站点发出,不存在客户点与客户点之间的货物流通任务。
- (4) 所有的集货都要送回中心站点。

在满足以上条件的情况下,求解所有发出车辆回到中心站点的总路径长度最短。

2 量子遗传算法求解MDVRPPD问题

量子遗传算法求解具体问题包括量子染色体的编码设计、适应度函数设计、变异算子、量子门的设计,还有迭代循环的结束条件选取等关键要求。

2.1 量子染色体编码

根据MDVRPPD问题的模型限制,本文采取的编码方式为:每1条染色体都代表着1个车辆路径安排的方案,其中每条染色体都有 M 位(M 为客户数),第 i 位表示第 i 个安排的客户,每位有两个值,第一个值代表这一位安排访问的客户名,第二个值代表这一位安排访问客户的出发站点。例如共有16个客户,2个站点时的一条染色体:

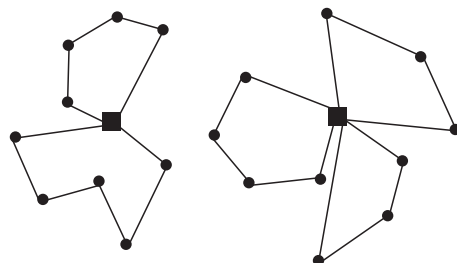


图1 车辆路径问题示意图

Fig. 1 Vehicle routing problem

表1 染色体示例

Table 1 Chromosome samples

10	8	7	3	5
1	1	2	1	2

上例表示客户 10、客户 8、客户 3 按顺序被站点 1 访问,如果站点 1 发出 1 辆车不能完全访问被安排的站点,将尽其可能访问尽量多的点,然后再从站点 1 增加新一辆车继续完成剩余的任务,如此类推。当然,这种构造方式存在一些特殊性,这样构造是假定了所选择方案的每一辆车对于一种站点的访问顺序,必须尽可能地走最多的点,再把剩下的点留给后面的车辆访问。其实这里存在一点贪心的策略,因为对于最优的访问方法来讲,未必要把每辆车的容量都用完,比较容易找到反例的是对于一个访问顺序 1,2,3,4,5,第一辆车最大容量能访问 1,2,3,第二辆车访问 4,5。反例存在于:如果站点 2 和 3 离得很远,而 3 和 4 离得很近,同时如果把站点 3 放在第二辆车访问,容量上也是可行的,那么很明显 1,2;3,4,5 这样的划分方案会更优。不过对于本文研究的问题来说,由于程序运行时间的限制,对于大型实际问题往往不可能运行到求出最优解,所以在构造解这一点上也没必要用特别复杂的方法。相反,较简单的数据结构有利于程序的整体结构以及运行速度,能赢得更多的时间来运算出更优的解。

2.2 适应值计算

很明显,对于每一条染色体而言,该方案的总路径长度是一个很好的衡量适应值的标准。不过由于在选择算子中,适应值越大的染色体生存下来的概率越高,而对路径方案而言,总路径越短显然方案越优,所以这里需要设计一个小小的转换步骤。本文采用的方法是,每次计算适应值时,统计出最长的路径长度 Max_link ,然后每条染色体的适应值转为 $\text{Max_link} * 2 - \text{原路径长度}$,这样就可以达到总路径越短,适应值越大的目的。

2.3 变异算子

变异算子的设计是对每条染色体随机选择两个位置,然后将这两个位置的元素交换,即访问的客户名以及访问该客户的起点站都要交换。QGA 算法容易陷入局部最优在许多情况下主要是因为种群多样性在搜索时的丢失。因此算法当中引入变异算子来增加种群的多样性,避免算法早熟收敛。本文改进的量子遗传算法中使用改进的量子变异操作,具体步骤如下:

- (1) 以概率 q_m 从种群中选取若干个个体;
- (2) 对选中的个体按确定的概率确定多个或 1 个变异位;
- (3) 对选中位量子比特的几率执行量子非门操作。

2.4 量子门更新策略

量子门更新是量子遗传算法的核心,它直接影响到该算法表性能。在 QGA 中主要采用的是量子旋转门,定义如下:

$$U(\Delta\theta_i) = \begin{pmatrix} \cos(\Delta\theta_i) & -\sin(\Delta\theta_i) \\ \sin(\Delta\theta_i) & \cos(\Delta\theta_i) \end{pmatrix}.$$

量子位的更新是通过量子门的更新来完成的,其过程如下:

$$\begin{pmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{pmatrix} = U(\Delta\theta_i) \begin{pmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{pmatrix},$$

在更新的过程中, $\Delta\theta$ 的大小和符号起关键作用。 $\Delta\theta$ 的符号影响量子门旋转的方向。一般的方法是通过查询表得到角度的设置。然而算法陷入容易早熟收敛。为了防止算法由于旋转门的原因而陷入早熟收敛,本文提出 1 种新的旋转门策略,即 $R\&N_\varepsilon$ 门。 $R\&N_\varepsilon$ 门由旋转门和 N_ε 门构成。非门(Not-gate)是经典的量子门,它的作用是交换量子比特位的参数。 N_ε 门即是经改进的带概率的非门,它的转换矩阵如下所示:

$$N_\varepsilon: \begin{pmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \text{ 的概率 } \varepsilon;$$

$$N_\varepsilon: \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ 的概率 } 1-\varepsilon; \text{ 当 } 0 < \varepsilon \ll 1.$$

在 $R\&N_\varepsilon$ 门的作用下,量子比特 Q-bit 更新公式如下:

$$(\alpha', \beta') = R\&N_\varepsilon(\alpha, \beta, \Delta\theta),$$

$$\text{当 } (\alpha'', \beta'') = R(\Delta\theta)(\alpha, \beta)' \text{ 和 } \varepsilon'' = \text{rand}()$$

(1) 如果 $\varepsilon'' \leq \varepsilon$ 则 $(\alpha', \beta')' = (\beta'', \alpha'')$

(2) 如果 $\varepsilon'' > \varepsilon$ 则 $(\alpha', \beta')' = (\alpha'', \beta'')$

其中, $\text{rand}()$ 是产生 0 到 1 之间的随机函数, $R(\Delta\theta)$ 是上文所描述的旋转门。

3 实验结果与分析

由于 MDVRPPD 问题学术界的研究程度远不如 TSP、VRP,因为尚未有国际公认的权威测试数据,只能对一些类似问题的测试数据作一些修改加以利用,或者直接套用对该问题已有研究发表的一些测试数据. 本文采用的是参考文献[8]中的测试数据,并将结果与原文中算法作对比. 测试用的机器平台是 AMD Sempron 2 G,2G DDR RAM,Windows XP Professional. 文献[8]中只给出了对 16 个点的小数据的测试结果,可能由于受启发式算法的限制,指数级的算法复杂度不利于进行大规模的数据测试. 本文使用的改进量子遗传算法可以很好地克服这个问题,在相对较短的程序运行时间内求解规模更大的数据. 以下是随机生成的 5 个中心点,50 个客户点,车辆最大容量为 150 的数据.

表 2 大规模测试数据 a

Table 2 Large-scale test data a					
中心	1	2	3	4	5
X	489	196	429	356	342
Y	159	405	391	70	374

表 3 大规模测试数据 b

Table 3 Large-scale test data b

客户	X	Y	需求	供应	客户	X	Y	需求	供应	客户	X	Y	需求	供应
1	47	282	120	135	18	375	428	139	28	35	15	255	17	42
2	69	109	84	88	19	275	223	67	144	36	289	102	84	28
3	258	86	0	52	20	442	398	31	119	37	195	226	86	37
4	481	488	39	40	21	463	327	27	122	38	375	493	26	4
5	317	343	126	74	22	72	86	73	118	39	72	56	50	16
6	248	185	125	111	23	302	106	29	105	40	206	241	68	47
7	294	255	103	81	24	31	453	149	115	41	308	462	19	112
8	146	377	69	129	25	479	267	46	71	42	254	23	93	69
9	20	212	75	84	26	450	214	73	71	43	25	253	49	9
10	0	237	78	34	27	257	9	96	19	44	377	280	86	39
11	430	188	145	89	28	491	18	145	123	45	407	138	85	132
12	359	351	53	86	29	22	447	111	2	46	303	221	23	131
13	199	204	64	39	30	454	328	148	134	47	0	427	147	35
14	54	94	50	74	31	105	233	36	125	48	181	344	123	48
15	204	407	37	146	32	95	71	61	141	49	6	296	146	51
16	216	281	42	85	33	20	169	149	2	50	384	129	46	53
17	428	186	135	80	34	308	399	128	110					

实验运行结果统计如下表 4.

表 4 本文算法每次运行进化 1 000 代的结果,统计 100 次

Table 4 Results of each run evolution method 1 000 generations,statistics 100 times

16 572.07	16 011.34	16 239.74	15 859.28	15 532.99	16 646.94	16 873.15	15 496.85	15 375.75	16 952.28
15 013.23	16 890.76	16 076.13	16 045.12	16 045.87	15 689.00	15 011.25	15 078.90	15 871.32	16 231.51
15 602.32	16 893.36	15 531.30	16 000.35	15 001.23	15 009.22	16 034.21	16 871.00	17 091.87	16 021.31

从图 2 可以看出,本文算法在时间控制上以及最优解的求解上都比文献[8]以及传统的量子遗传算法效果要好. 在此测试规模下,程序运行 100 次所用的时间是 102.1 s,即每次运行所用时间大概是 1 s 多,对于大规模的数据,相比指数级算法的时间复杂度,在实际应用中这是完全可以接受的. 另外,以上数据测试都是在设定量子遗传算法进化代数为 1 000 代的基础上的,因为在使用文献[8]所给出的测试数据进行性能对比测试时,可能因为该数据规模比较小,进化代数 1 000 代已经可以以很大的概率求出该组数据的最优解,本文所做的一些附加测试甚至表明设进化代数为 500 时也已经基本足够,所以为了保持对比测试的准确性,在测试更大的随机生成数

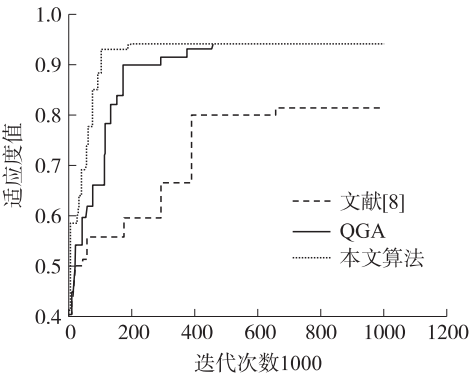


图 2 3 种算法对比曲线

Fig. 2 Three kinds of algorithm contrast curve

据(50 个点)时还是使用 1 000 代进化. 在实际应用本算法求解时完全可以根据可接受的时间调整代数, 根据量子遗传算法的算法框架, 进化代数与程序运行时间基本上是成正比的.

MDVRPPD 问题作为 VRP 问题的一个重要分枝, 在日益频繁的 C2C 电子商务交易中将起到越来越重要的作用, 本文只研究了集货与送货的目标不在同一城市里的情况, 即如果有同城交易的物流请求, 也会先将交易货物统一收集到中心点, 再重新发货到目标客户. 如果要考虑将同城交易的物流请求同时处理, 该 VRP 问题将要引入 1 种访问客户点的先后顺序, 即形成类似拓扑的网络结构, 这种情况将更复杂.

另外, 由于现在点到点的电子商务交易的货物量一般都不大, 所以在考虑车辆的运载能力时可以直接考虑其运货重量上限, 而不必考虑车辆是否真正能将货物装载好运走. 如果将来电子商务的交易密集程度以及商务层次更高, 车辆运载能力也许会成为必须考虑的问题, 那么就需要将本问题与集装箱问题结合考虑, 另外货物之间的相容性等等限制条件都要考虑.

4 结束语

本文通过使用量子遗传算法求解了 MDVRPPD 问题, 并进一步利用在量子遗传算法前期插入贪心策略的结果使得进化速度大大加快. 实验证明, 本文提出的算法和优化策略对比过去使用的启发式求解有较大优势, 在时间控制上以及最优解的求解上都取得了满意的效果.

[参考文献]

- [1] 张景玲, 赵燕伟, 王海燕, 等. 多车型动态需求车辆路径问题建模及优化[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(3): 543-550.
- [2] 符卓. 带装载能力约束的开放式车辆路径问题及其禁忌搜索算法研究[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 4(3): 123-128.
- [3] Ma Huawei, Zhang Shuchu. Tabu search algorithm for VRP with alternative time windows[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(26): 181-183.
- [4] 朱志勇, 刁洪洋. 基于改进遗传算法的车辆路径问题研究[J]. 湘潭大学自然科学学报, 2011, 33(3): 115-118.
- [5] 刘晓勇, 付辉. 基于启发式蚁群算法的 VRP 问题研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(32): 246-248.
- [6] 李娅, 李丹, 王东, 等. 改进的混沌粒子群算法求解车辆路径问题[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(11): 4 107-4 110.
- [7] 骆剑平, 李霞, 陈泯融. 基于改进混合蛙跳算法的 CVRP 求解[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(2): 429-434.
- [8] 胡大伟, 陈诚, 郭晓汾. 带集货和配送的多站点 VRP 优化算法研究[J]. 数学的实践与认识, 2007(1): 98-104.
- [9] 张燕, 周支立, 翟斌. 集货送货一体化的物流配送车辆路线问题的标号算法[J]. 运筹与管理, 2007(6): 12-19.
- [10] 许波, 彭志平, 余建平. 一种基于云模型的改进型量子遗传算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(10): 3 684-3 686.
- [11] 王宇平, 李英华. 求解 TSP 的量子遗传算法[J]. 计算机学报, 2007, 30(5): 748-755.
- [12] Li Zhiyong, Xu Bo, Yang Lei, et al. Quantum evolutionary algorithm for multi-robot coalition formation[C]//ACM/SIGEVO Summit on Genetic and Evolutionary Computation. Shanghai, 2009: 295-302.
- [13] Shor P W. Algorithms for quantum computation: discrete logarithms and factoring[C]//Proc of the 35th Annual Symp on Foundation of Computer Science. New Mexico: IEEE Computer Society Press, 1994, 124-134.

[责任编辑: 顾晓天]