

文章编号:1001-9081(2006)02-0482-03

不确定车辆数的有时间窗车辆选径问题的混合算法

王德东¹, 陈术山², 郑丕涛¹

(1. 天津大学 系统工程研究所, 天津 300072; 2. 天津泰达水务有限公司, 天津 300457)

(dedongwang@tom.com)

摘要:针对标准遗传算法在求解车辆选径问题中出现的早熟、收敛、易陷入局部极值点的问题,提出了一种由遗传算法结合模拟退火算法的混合算法求解车辆选径问题,并与遗传算法进行了比较。该算法利用了模拟退火算法具有的较强的局部搜索能力的特性,有效地克服了传统遗传算法的“早熟收敛”问题。实验结果表明,该算法具有计算效率高、收敛速度快和求解质量优的特点,是解决车辆选径问题的有效方法。

关键词:有时间窗的车辆路径问题;不确定车辆数;遗传算法;模拟退火算法

中图分类号: TP301.6 **文献标识码:** A

Hybrid algorithm for variable fleet vehicle routing problem with time window

WANG De-dong¹, CHEN Shu-shan², ZHENG Pi-e¹

(1. Institute of System Engineering, Tianjin University, Tianjin 30072, China; 2. Tianjin Teda Water Co. Ltd, Tianjin 300457, China)

Abstract: The standard Genetic Algorithm was applied into Vehicle Routing Problem, and it was the common defects of early convergence and easily falling into local minimization. According to it, a new stochastic approach called the genetic simulated annealing algorithm (GSAG) was proposed to solve vehicle routing problems and the solution was then compared with that from simulated algorithm. Making full of preventing into local minimization in simulated annealing, GSAG avoided effectively the common defects of early convergence. Results from case studies show that the proposed algorithm has better convergence property and find the optimal or near-optimal solution effectively as well as time and quickly convergence property. So, it is an efficient method for vehicle routing problem.

Key words: vehicle routing problem with time window; uncertain vehicle number; genetic algorithm

车辆选径问题^[1] (Vehicle Routing Problem, VRP)一直是运筹学、管理学和计算机应用等领域里研究的热点,即:一个服务中心选择车辆最佳的行走路径,调派车辆数,完成对离散分布的客户恰好一次服务,满足车载量及顾客需求等约束条件下,使得总的服务成本最小。有时间窗的车辆路径问题 (Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW)是在VRP问题上加了客户要求访问的时间窗口。由于VRPTW问题是一个NP难题^[2],因此对它的求解主要集中在启发式算法上,模拟退火、禁忌搜索和遗传算法等智能化方法的出现为更好的求解VRPTW问题提供了可能。文献[3]、[4]曾应用遗传算法求解VRPTW问题,文献[5~8]采用改进的遗传算法用来解决该问题。但是,这些遗传算法在求解问题时都存在“早熟收敛”、搜索效率低和求解速度慢的问题。针对遗传算法的不足,文中将模拟退火算法与之结合,并在寻优中加入了保留当代最优解的步骤,从而构造了一种求解VRPTW问题的具有记忆功能的遗传模拟退火算法。实验结果表明该算法具有较强的寻优性能和较快的收敛速度,便于实际应用。

1 问题的描述及数学模型

问题描述为:一个服务中心D,拥有最大负荷为q的K辆汽车,负责对N个顾客进行产品配送服务,顾客的需求量为 $d_i (i = 1, 2, \dots, N)$,且 $d_i < q$,车辆必须在一定的时间范围

$[\alpha_i, \beta_i]$ 内到达,即车辆到达客户i的时间不能早于 α_i ,也不能迟于 β_i ,求满足车辆容量和时间窗口两个约束条件下的最短车辆行驶路程,并使用尽可能少的车辆。定义变量:

$$x_{ijk} = \begin{cases} 0 & \text{车辆 } k \text{ 没有从节点 } i \text{ 到达节点 } j \\ 1 & \text{车辆 } k \text{ 从节点 } i \text{ 到达节点 } j \end{cases}$$

数学模型表示如下:

$$\min \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk} \quad (1)$$

$$\min \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^K x_{ijk} \quad (2)$$

$$s. t. \sum_{i=1}^N d_i \sum_{j=0}^K x_{ijk} \leq q \quad (3)$$

$$\alpha_i \leq t_{ij} \leq \beta_i \quad (4)$$

式中 t_{ij} 表示从客户i到客户j的访问时间, $i, j \in \{0, 1, 2, \dots, N\}$; c_{ij} 表示客户i到客户j的距离。式(1)和式(2)是目标函数,分别表示车辆访问的最短路程和最少车辆数;式(3)表示车辆的容量约束,式(4)表示车辆的时间窗约束。

2 求解问题的遗传模拟退火算法

遗传模拟退火算法 (Genetic Simulated Annealing Algorithm, GSAA)是遗传算法和模拟退火算法相结合的一种优化方法。它既具有遗传算法的全局性和并行性,又具有模拟退火算法的局部搜索能力和退火特征,将这两种算法结合

收稿日期:2005-08-30;修订日期:2005-10-24

作者简介:王德东(1978-),男,辽宁阜新人,博士研究生,主要研究方向:系统工程、运筹学与控制论及智能优化算法的应用; 陈术山(1974-),男,天津人,硕士研究生,主要研究方向:运筹学与控制论; 郑丕涛(1942-),男,福建莆田人,教授,博士生导师,主要研究方向:大系统理论与应用、神经网络理论与应用研究等。

起来所构成的 GSAG 算法使得遗传算法的搜索性能得到了极大改进。

1) 给定种群规模 $pop, k = 0$; 初始温度 $t_k = t_0$, 为了算法的效率 $t_0 = (\text{最大成本} - \text{最小成本}) / (pop/2)$, 产生初始种群 $pop(k)$; 然后计算目标值, 找出函数值最小的染色体 和这个函数值 f , 记 $mint = i, s = f$ 。

2) 若满足结束条件则停止计算, 输出最优染色体 min 和最优解 s ; 否则, 在染色体 i 的邻域 $N(i)$ 中随机选取一个状态, 按模拟退火中的接受概率接受或拒绝, 共迭代 pop 次选出新种群 $pop1$ 。

3) 在 $pop1(k + 1)$ 中计算适应度函数 $fitness(t_k) = 1/f_i(t_k)$, 然后采用改进的比例选择策略进行染色体的选择。将在 $pop1(k + 1)$ 中的染色体按 $fitness(t_k)$ 值排序, 将值最大的染色体复制一个直接进入下一代, 下一代种群中剩下的 $pop - 1$ 个染色体用轮盘选择法产生。这样首先可以保证最优个体可以生存到下一代, 既给了适应度较大的个体以较大的机会进入下一代, 又避免了个体间因适应值不同而被选入下一代的机会悬殊。最后形成种群 $pop2$ 。

4) 对 $pop2$ 进行交叉和变异操作。

5) 计算种群 $pop2$ 中个体的目标函数值, 找出函数值最小的染色体 i 和这个函数值 f , 如果 $f < s$, 则令 $min = i, s = f, t_{k+1} = \alpha \times t_k, \alpha$ 为退火速率, $k = k + 1$, 返回 2)。

2.1 染色体结构

问题的解向量可编成一条长度为 N 的染色体 (c_1, c_2, \dots, c_N) , 其中基因 c_i 为 $[1, N]$ 之间的一个互不重复的自然数。随机产生一组互不相同的 pop 个染色体作为第一代种群。

2.2 可行化过程

将染色体的编码向量映射为满足全部约束条件的可行解的过程, 称为可行化过程。具体过程:

1) 按照文献[3]中提出的评价函数来确定客户的优先关系, 即被服务的先后次序。

2) 在一个染色体中, 按照从左到右的顺序, 满足优先关系的基因段确定一个车辆路径, 例如 8 个顾客的优先关系为 1 2 3 4 5 6 7 8, 则 $s: 3 1 4 7 2 8 5 6$ 这个染色体, 共有 4 个基因段满足优先关系, 它们分别是: (3)、(1 4 7)、(2 8) 和 (5 6)。因此 s 表示使用的车辆数为 4。

3) 对照优先关系确定的各个基因段, 检查是否车辆容量约束和各个顾客的时间窗口约束, 若满足, 则该染色体对应问题的一个可行解, 否则, 该染色体对应不可行解。

2.3 个体的评价

对种群中每一个染色体 $G_h (h = 1, 2, \dots, pop)$, 可行化后求得对应的可行解, 根据式(1)求得这一可行解对应的目标函数值 Z_h , 若染色体对应不可行解, 赋予 Z_h 一个很大的正整数 M 。令其适应度函数为 $f_h = 1/Z_h$, 则 f_h 越大, 表明 G_h 性能越好, 对应的解越接近最优解。

2.4 染色体的交叉

在每代种群中, 以一定的交叉概率对染色体进行交叉操作, 在此引入一种新颖的交叉算子, 这种交叉算子的最大特点是当两父代相同时, 仍能产生新的个体, 这就减弱了对种群多样性的要求, 能够有效地避免传统遗传算法“早熟收敛”的缺点, 这是以往交叉算子所不具备的。举例说明其操作: 随机在父代个体中选择一个交配区域, 如两父代个体及交配区域选定为: $A = 51 | 2438 | 679, B = 96 | 1243 | 578$; 将 B 的交配区域加到 A 的前面, A 的交配区域加到 B 的前面, 得: $A' = 1243 |$

$512438679, B' = 2438 | 961243578$; 在 $A'B'$ 中自交配区域后依次删除与交配区相同的自然数, 得到最终的两个体为 $124358679, 243896157$ 。与其他交叉方法相比, 这种方法在两父代个体相同的情况下仍能产生一定的变异效果, 这对维持种群的多样性有一定的作用。

2.5 染色体变异

物种变异的可能性较小, 所以在遗传算法中变异操作只起辅助作用, 对每代种群以一定概率变异。变异的策略是随机产生两变异点, 将变异段逆转得新个体。

2.6 邻域结构

每个染色体的邻域包括随机使用两点交换、2-op 交换和 3-opt 交换所产生的所有染色体。

3 算例比较

文中讨论的问题中有 8 个顾客和 1 个服务中心, 顾客的需求和特征以及服务中心与各分店间的距离见文献[9]。这些顾客由容量为 8 吨的车辆完成服务, 要求合理安排车辆的行驶路线, 使总的运距最短。在计算过程中, 设置 GSAG 算法的进化代数数为 300, 每组计算次数为 50, 并同文献[9]的遗传算法(Genetic Algorithm, GA)的结果进行了比较。

表 1 不同算法对算例求得的最优解比较

算法	行驶成本	车辆数	对应路径		
			1	2	3
GA	910	3	0-3-1-2-0	0-6-4-0	0-8-5-7-0
GSAG	845	3	0-1-6-0	0-3-5-2-0	0-8-7-4-0

表 2 不同算法在群体规模为 40 的计算结果

算法	变异概率	交叉概率		
		0.6	0.7	0.8
GA	0.1	21/1	20/3	16/2
	0.15	33/0	34/0	28/0
	0.2	36/0	38/0	37/0
GSAG	0.1	50/0	49/0	48/0
	0.15	50/0	49/0	49/0
	0.2	49/0	48/0	49/0

表 3 不同算法在群体规模为 80 的计算结果

算法	变异概率	交叉概率		
		0.6	0.7	0.8
GA	0.1	31/0	35/0	29/0
	0.15	45/0	43/0	38/0
	0.2	39/0	45/0	42/0
GSAG	0.1	50/0	50/0	50/0
	0.15	50/0	50/0	50/0
	0.2	50/0	50/0	50/0

表 4 不同算法求得的最优解比较

算法	行驶成本	对应路径		
		1	2	3
PSO	910	0-6-4-0	0-3-1-2-0	0-8-5-7-0
GSAG	845	0-1-6-0	0-3-5-2-0	0-8-7-4-0

表 5 不同算法的求解结果对比

算法	搜索成功率	平均成本	平均搜索时间/s
PSO	46%	993.6	8.53
GSAG	100%	845	1.85

用本文的算法求解了文献[10]的算例, 并同其粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)的结果做了比较。

从表 1 看出,本文提出的遗传模拟退火算法在求解 VRPTW 问题时,求得的最优解行驶成本比文献[9]的遗传算法要少 7.1%,从表 2 和表 3 可以看出,本文的算法在群体规模为 40 时搜索到最优解的概率为 96% 以上,文献[9]搜索到最优解的概率最高为 76%,并且本文的算法求得的结果中 100% 的搜索到了 3 辆车;在群体规模为 80 时,本文算法 100% 的搜索到了最优解,文献[9]搜索到最优解的概率最高为 90%。从表 4 和表 5 可以看出,本文算法同文献[10]的 PSO 算法相比,搜索成功率要多出 54%,平均搜索时间要少 78%。通过以上实验计算,可以总结出本文的算法具有以下特点:1)算法的求解质量较高;2)算法的收敛速度较快,计算效率较高;3)算法的稳健性较强。

4 结语

本文在对 VRPTW 问题进行简单描述的基础上,为求解该问题提出了一种新的 GSAG 算法,该算法包含了遗传算法和模拟退火算法的优点。实验结果表明,用本文提出的算法求解 VRPTW 问题,不仅可以得到质量很高的解,而且算法的收敛速度较快,计算效率较高,具有良好的寻优性能。本文的研究不仅较好地解决了有时间窗的 VRP 问题,而且也丰富了智能优化算法在组合优化问题上的应用,对解决类似的组合优化问题具有一定的参考价值。

参考文献:

[1] DANTZIG GB, RAMSER KB. The truck dispatch Problem [J]. Management Science, 1959, 12(1): 80-91.

[2] SAVELSBERGH M. Local search for routing problem with time windows[J]. Annals of Operations Research, 1985, 16(4): 285-305.

[3] THANGIAH S, NYGARD K, JUELL PG. A genetic algorithm system for vehicle routing with time windows[A]. Miami. Proceedings of the Seventh Conference on Artificial Intelligence Applications [C]. Florida, 1991.323-325.

[4] JOEL, ROGERL. Multiple vehicle routing with time and capacity constrains using genetic algorithms[A]. Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms[C]. Florida, 1993. 452-459

[5] 李大卫,王莉,王梦光.遗传算法在有时间窗车辆路径问题上的应用[J].系统工程理论与实践,1999,19(8),65-69.

[6] TAN K, LEE T, OU K, et al. A messy genetic algorithm for the vehicle routing problem with time window constraints[A]. Proceeding of IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. 2001, 1: 679-686.

[7] HWANG H. An improved model for vehicle routing problem with time constraint based on genetic algorithm[J]. Computers & Industrial Engineering, 2002, 42(2-4): 361-369.

[8] BAKER B, AYECHERU M. A genetic algorithm for the vehicle routing problem[J]. Computers & Operations Research, 2003, 30(5): 787-800.

[9] 邹彤,李宁,孙德宝.不确定车辆数的有时间窗车辆路径问题的遗传算法[J].系统工程理论与实践,2004,24(6):134-138.

[10] 李宁,邹彤.带时间窗车辆路径问题的粒子群算法[J].系统工程理论与实践,2004,24(4):130-135.

(上接第 477 页)

图 1 给出两个输出图形的对比,虚线是训练及预测值,实线是实际值。

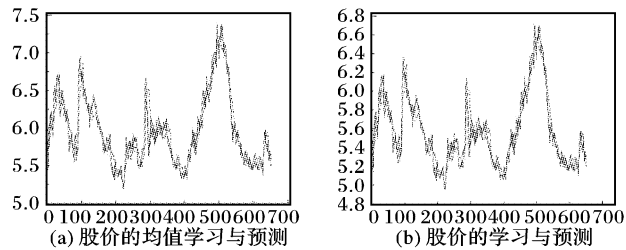


图 1 两个输出图形的对比

为了检测该预测模型的适应能力,对东风汽车(代号 600006)进行了实际预测,数据从 2002-9-2 开始至 2004-10-12 止的交易信息,共 500 个交易日,取其中 470 个交易日作为训练,30 个交易日用于预测。如图 2 所示。

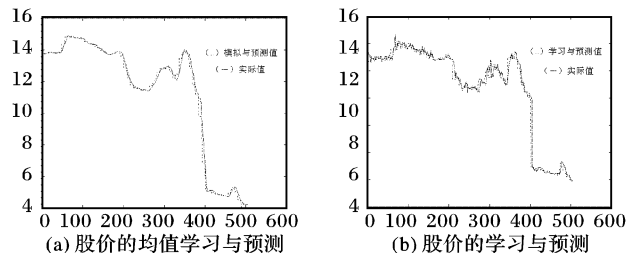


图 2 实验结果

在网络结构的选择上,一共试验了 12 个网络,分别是: 7-5-2,7-10-2,7-4-2,7-6-4-2,7-10-8-2,7-10-6-2,7-12-8-6-2,7-12-10-5-2,7-16-12-8-4-2,7-9-5-2,7-9-4-2,7-10-5-2;对邯郸钢铁

得出的最佳网络结构是 7-10-6-2,而东风汽车的最佳网络结构是 7-9-4-2。

实验证明,通过基于 Elman 神经网络建立股票预测的模型,能在预测方面取得较好的效果。

参考文献:

[1] 禹建丽,孙增圻.基于 BP 神经网络的股市建模与决策[J].系统工程理论与实践,2003,23(5):15-19.

[2] 姜静清,梁艳春,孙延凤,等.引入收益因素的 RBF 神经网络及其应用[J].吉林大学学报(信息科学版).2002.8.68-72.

[3] 吴微,陈维强,刘波.用 BP 神经网络预测股票市场涨跌[J].大连理工大学学报,2001,41(1):9-15.

[4] 陈可,张琴,陈培培,等.BP 神经网络在证券分析预测中的应用[J].计算机工程,2001,(11).95-97.

[5] CHEN AS, Mark Leung T, HAZEM D. Application of neural networks to an emerging financial market: Forecasting and trading the taiwan atock index [J]. Computer & Operation Research, 2003, 30: 901-923 .

[6] Haw ley D, Johnson J, Raina D. Artificial neural systems: a new tool for financial decision making [J]. Financial Analysts Journal, 1990, 46: 63-72.

[7] 韩文蕾,李军.应用概率神经网络预测股市的方向变化[J].桂林电子工业学院学报,2005,25(1):71-73.

[8] 飞思科技产品研发中心.matlab 6.5 辅助神经网络分析与设计 [M].北京:电子工业出版社,2003.

[9] 马少平,朱小燕.人工智能[M].北京:清华大学出版社,2004.

[10] (美)MICHEL AN,刘德荣.递归人工神经网络的定性分析和综合[M].张化光,等译.北京:科学出版社,2004.

[11] 张吉礼.模糊—神经网络控制原理与工程应用[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2004.