

文章编号:1007-5429(2007)03-0016-05

# 带时间窗的车辆路由问题的改进遗传算法

孙 曦, 蔡临宁

(清华大学 工业工程系, 北京 100084)

**摘要:** 提出了一种改进的遗传算法,使用了一种新的染色体编码方式,和与之对应的启发式交叉算子,同时采取了竞争选择的淘汰机制,通过对 Solomon 提出的 100 个点标准算例的计算验证,证明了该算法能够很好地解决各类带时间窗的车辆路由问题,通过和混和遗传算法的比较,证明了该算法在计算时间、收敛速度上都有大的优势。该算法计算得到的解在总行驶距离相差不大的情况下使用车辆数较少。

**关键词:** 遗传算法; 染色体编码; 交叉算子; 时间窗

**中图分类号:** F253.9

**文献标识码:** A

## An Improved Genetic Algorithm( GA) for Vehicle Routing Problem with Time Windows

SUN Xi, CAI Lin-ning

(Department of Industrial Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

**Abstract:** An improved GA for vehicle routing problem with time windows was presented in this paper. A new kind of chromosome coding and the new crossover operator corresponding to it were applied, with the tournament selection. The new GA was checked by the Solomon's 100-customer instances. Through the comparison with the hybrid genetic algorithm, not only was it proved to be a valid method to solve the vehicle routing problem with time windows, but also had better performance in computing time and speed of convergence. The solutions computed by the improved GA have total moving distance close to the hybrid genetic algorithm, but at the same time use less vehicles.

**Key words:** genetic algorithm; code of chromosome; crossover operator; time windows

### 1 引言

车辆路由问题 (Vehicle Routing Problem, VRP) 最早是 Danzig 和 Ramser 于 1959 年首次提出的,很快引起运筹学、应用数学、组合数学、图论与网络分析、物流科学、计算机应用等学科的专家和运输计划制订者和管理者的极大重视,成为运筹学与组合优化领域的前沿与研究热点问题。各学科专家对该问题进行了大量的理论研究及实验分析,取得了很大的进展。所谓 VRP 问题是对一系列特定位置和需求量的客户点,调用一定数量的车辆,从中心

仓库出发,选择最优的行车路线,使车辆有序地访问各客户点,在满足特定的约束条件(如客户的需求量,车辆载重限制,车辆最大行驶时间)下,使得货物尽快达到客户点并且运输总费用最低。

带时间窗约束的车辆路由问题 (Vehicle Routing Problem with Time Windows, VRPTW) 中除了给定了各客户点的需求量还规定了允许服务的时间范围,要求分派的车辆从仓库出发并回到仓库的一组行车路线,所有车辆均不能超载,并使总费用最少。VRPTW 问题是在实际物流配送决策中经常遇到的问题,是典型的带约束的组合优化问题。

收稿日期:2006-06-05; 修回日期:2006-08-05

作者简介:孙曦(1981-),男,湖北武汉市人,硕士,主要研究方向为物流工程。

它是一个复杂的 NP - hard 问题 (VRP 问题被提出以后,许多专家和学者对它的复杂性进行了分析, Lenstra 和 Rinnooy 证明了几乎所有类型的 VRP 问题都是 NP-hard 问题,见参考文献 [1]), 解决 VRPTW 问题的基本途径是启发式算法。

最初提出的一些启发式算法 (比如节约算法等) 都可以对 VRPTW 问题给出可行解,但是得到的解并不令人满意,原因是它们搜索解空间的能力有限。于是人们开始寻找和研究更有效的方法,也就是我们所说的亚启发式算法。在这种情况下,亚启发式算法包括禁忌搜索算法 (Tabu Search)、模拟退火 (Simulated Annealing) 和遗传算法 (Genetic Algorithm) 被提出来并进行了大量的研究,用来改进 VRPTW 问题的解。这些基于人工智能的算法能够找到更优的解,是因为它们可以搜索更大的解空间。

遗传算法 (GA) 是一种亚启发式算法,它是美国人 John Holland<sup>[1]</sup> 受到达尔文进化理论的启发在 1975 年提出的,它是一种新兴的自适应随机搜索算法,它对优化对象既不要求连续,也不要求可微,并具有极强的鲁棒性和内在的并行计算机制。遗传算法可以提供一种优化搜索策略,在相对较短的时间内找到接近最优解的可行解,但是它并不保证可以找到最优解。后来的研究人员在此基础上提出了各种改良的遗传算法,并且证明了在很多领域里的优越性。

2 带时间窗的车辆路由问题模型

带时间窗的车辆路由问题一般是这样描述的: 网络  $G = (V, A)$  中 ( $V$  代表车辆的集合,  $A$  代表节点之间的路径集合) 共有  $N$  个客户, 1 个中心仓库 (记为客户点 0),  $K$  辆车; 每个顾客都有固定的需求和时间窗的限制, 都只能被某辆车服务一次; 每辆车服务于一条配送路径; 车辆不能在时窗下界以后到达顾客点; 如果车辆在时窗上界以前到达顾客点, 就必须等待直到开始服务; 每辆车都有容量限制和最大行驶时间限制, 从供货点出发, 服务一定数量的客户后回到供货点; 目标是服务所有的客户, 并使得行驶的总距离最小。  $t_i$  为到达客户点  $i$  的时间,  $w_i$  为在客户点  $i$  的等待时间, 车辆  $k$  的容量为  $q_k$ , 从客户点  $i$  到客户点  $j$  的成本为  $c_{ij}$ , 客户点  $i$  的需求为  $m_i$ , 服务时间为  $f_i$ , 最早服务时间为  $e_i$ , 最晚到达时间为  $l_i$ 。

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{如果车辆 } k \text{ 访问完 } i \text{ 以后访问 } j \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

最小化: 
$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N \sum_{k=1}^K c_{ij} x_{ijk} \tag{1}$$

约束方程为:

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^N x_{ijk} = K, \text{ for } i = 0 \tag{2}$$

$$\sum_{j=1}^N x_{ijk} = \sum_{j=1}^N x_{jik} = 1 \text{ for } i = 0, k = 1, \dots, K \tag{3}$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{j=0, j \neq i}^N x_{ijk} = 1 \text{ } i = 1, \dots, N \tag{4}$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0, i \neq j}^N x_{ijk} = 1 \text{ } i = 1, \dots, N \tag{5}$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N m_i x_{ijk} \leq q_k \text{ } k = 1, \dots, K \tag{6}$$

$$\sum_{i=0}^N \sum_{j=0, j \neq i}^N x_{ijk} (t_{ij} + f_i + w_i) \leq r_k \text{ } k = 1, \dots, K \tag{7}$$

$$t_0 = w_0 = f_0 = 0 \tag{8}$$

$$\sum_{k=1}^K \sum_{i=0, i \neq j}^N x_{ijk} (t_i + t_{ij} + f_i + w_i) \leq t_j \text{ } j = 1, \dots, N \tag{9}$$

$$e_i (t_i + w_i) \leq l_i \text{ } i = 1, \dots, N \tag{10}$$

式 (1) 是目标函数, 约束 (2) 表示最多只能有  $K$  辆车从中心仓库出发。式 (3) 保证了每辆车都从中心仓库出发并且最后回到中心仓库。式 (4) 和式 (5) 保证了每个客户点都只被一辆车访问一次。式 (6) 代表了车辆容量的约束。式 (7) 是车辆最大行驶时间的约束。约束 (8) ~ (10) 定义了时间窗。

3 改进遗传算法

3.1 染色体的编码方式

一般的遗传算法中染色体都是连续整数表达, 比如 21456837, 这种表达方式优点在于交叉算子比较简单, 但是要转化成路径信息时需要进行解码, 并且同一个染色体可能代表的路径不同, 在本文中使用的染色体编码方式比较特殊, 在生成染色体的时候就给不同的路径之间添加了一个隔离基因, 如 021405608370, 其对应的路径如下。

- 路径 1, 0 - 2 - 1 - 4 - 0;
- 路径 2, 0 - 5 - 6 - 0;
- 路径 3, 0 - 8 - 3 - 7 - 0。

这种编码方式优点在于非常直观, 但是由于每条染色体的基因数可能不同, 在交叉的过程中传统的选择断点交换部分基因交叉的方法就不适用了,

因此算法中使用了一种比较特殊的交叉算子,在后面将要进行介绍。

### 3.2 种群的初始化

种群的初始化,我们采用两种机制,一种是随机生成个体,一种是按照 PFIH 策略生成个体,这比随机生成的个体普遍优秀,这里我们有一个启发式初始化概率的参数,决定了两种机制使用的频繁程度,启发式初始化概率越大,使用启发式策略生成个体的数量越多,初始种群就越优,但是并不是所有的初始化用启发式策略就一定好,因为要考虑到遗传算法的计算机制,个体差异度太小很容易陷入局部最优,达不到全局搜索的目的,因此,适量的随机个体还是必须的。这和我们后面提到的变异运算的目的是类似的。

### 3.3 竞争选择

个体选择采用竞赛选择策略,先将种群复制成两份,每份中染色体的顺序都随机打乱,然后对应位置的染色体两两比较,优胜劣汰,这样较好的个体得以保存,同时让一些不是很优的个体有机会生存(如果非竞争选择,而是按照优劣程度进行排序,留下前一半的个体,那么种群的丰富性就差了很多,考虑到这个因素,改进遗传算法采用了竞争选择的机制)。

### 3.4 交叉

传统的交叉算子一般是设定断点然后交换基因来产生,但是这种方法并不适用于我们现在使用的染色体编码方式,因此我们设计了一种新的交叉算子,具体方法如下。

假设  $P_1$  和  $P_2$  是父母染色体,  $C$  是交叉生成的后代

Step1 设定初始客户点集合,  $U = \{1, 2, \dots, N\}$ ,  $N$  为客户点的数量;

Step2 在客户点集合中随机选取一个客户点  $i$ ;

Step3 在父母染色体中找到包含的子路径  $S_1, S_2$ ;

Step3-1 如果  $S_1, S_2$  都属于客户点集合,即  $S_1 \subset U, S_2 \subset U$  (判断一条子路径是否属于客户点集合的方法是如果子路径上所有的点都在客户点集合内则属于,反之则不属于);

选择  $S_1$  作为新的子路径的概率是  $f_2 / (f_1 + f_2)$ ;

选择  $S_2$  作为新的子路径的概率是  $f_1 / (f_1 + f_2)$ ;

其中  $f_1, f_2$  是父辈  $p_1, p_2$  的路径被选过的次数,第一次选取的时候初始值均为 1,每被选中一次值加

1。这样做的目的是让每个父辈的染色体都有可能得到遗传,不会局限于局部最优。

Step3-2 如果  $S_1$  和  $S_2$  只有一个属于客户点集合,那么该子路径被选择成为  $C$  的一条新的子路径;

Step3-3 如果  $S_1$  和  $S_2$  都不属于客户点集合;

Step3-3-1 将客户点单独作为一条新的路径;

Step3-3-2 按照最大节约算法和约束条件将客户点集合中剩余的点插入这条新的路径,一直到不能插入任何客户点为止;

Step3-4 将子路径中包含的所有客户点从客户点集合中删除;

Step3-5 如果客户点集合  $U$  是空集,结束计算,否则返回 Step2。

### 3.5 变异

在交叉操作完毕后,产生的每个子代都要按概率进行变异操作,从待变异的子代中随机选取两个不同子路径上的两个客户点,将两个客户点在两条子路径上的位置进行交换,如果交换后的染色体的所有子路径都满足约束条件,完成变异,将变异后的染色体替换变异前的,如果变异后的染色体有任何一条子路径不满足约束条件,则退出该变异操作。

## 4 实验与分析

为验证算法的有效性,我们以 100 个客户的 Solomon VRPTW 标准问题集<sup>[5]</sup>为验证算例,其中包含的 56 个问题,分为三大类:  $C, R, RC$ , 其中每大类分为两小类共计六小类:  $C_1, C_2, R_1, R_2, RC_1$  和  $RC_2$ , 其中  $C$  类是聚类问题,即所有客户点分布按地理位置聚类(可以划分成相对明显的各个分区),  $R$  类中客户点位置是随机分布的,  $RC$  类则是  $C$  类和  $R$  类的混合,既有聚类的客户点,也有随机分布的客户点。另外,在  $C_1, R_1$  和  $RC_1$  类问题中,中心仓库的时间窗较窄(可以看作运营时间较短,车辆必须在运营时间内发车以及返回中心仓库),车辆运输能力较小;而  $C_2, R_2$  和  $RC_2$  类问题中,中心仓库的时间窗宽,车辆运输能力较大,因此相对而言每辆车可配送的客户点也较多。我们将改进遗传算法和 K. C. Tan 等<sup>[5]</sup>2001 年提出的一种混合遗传算法进行了比较,该混合遗传方法和一般遗传算法最大的不同在于采用了有别于传统连续整数(无分隔点)的染色体表达方法,在连续整数表达方法的基础上在染色体的末尾增加了分组信息,使得同一染色体可以有多种路径的组合方式,由顺序插入式

的贪婪启发式方法获得原始的分组信息,并且通过局部搜索,寻找有更大适合度的合法分组信息,并且在此过程中不断使用局部改进的方法改进染色体的适合度。部分比较结果如表 1 所示。

操作系统 Windows-XP,开发的软件为 Jbuilder2005,编程语言为 Java。计算时使用的参数种群大小为 100,启发式初始化概率为 50%,交叉率为 50%,变异率为 1%。

实验的测试环境为 CPU P4-2.4G,内存 512M,

表 1  计算结果与已知最优解、混合遗传算法的解使用车辆数和总行驶距离的比较

算例	当前已知最优解		改进遗传算法的解		混合遗传算法的解	
	使用车辆数/ 辆	总行驶距离	使用车辆数/ 辆	总行驶距离	使用车辆数/ 辆	总行驶距离
C101	10	828.94	10	828.94	10	828.94
C102	10	828.94	10	828.94	10	832.67
C103	10	828.06	10	849.87	10	859.78
C104	10	824.78	10	840.17	10	893.26
C105	10	828.94	10	828.94	10	828.94
R101	19	1645.79	19	1655.91	19	1660.33
R102	17	1486.12	17	1508.87	18	1486.82
R103	13	1292.68	14	1271.70	13	1272.14
R104	9	1007.24	10	1046.41	11	1073.63
R105	14	1377.11	15	1469.37	16	1380.44
R201	4	1252.37	4	1469.27	6	1243.18
R202	3	1191.70	4	1299.05	6	1188.91
R203	3	939.54	4	1174.97	5	1056.54
R204	2	825.52	3	944.93	4	800.361
R205	3	994.42	3	1129.75	5	1056.54
RC101	14	1696.94	15	1681.36	15	1658.96
RC102	12	1554.75	14	1548.02	15	1514.85
RC103	11	1261.67	11	1373.42	13	1149.86
RC104	10	1135.48	12	1360.70	10	1173.47
RC105	13	1629.44	15	1684.60	16	1585.34
RC201	4	1406.91	5	1567.40	5	1354.96
RC202	3	1367.09	5	1338.06	5	1257.48
RC203	3	1049.62	4	1069.59	5	1063.77
RC204	3	798.41	4	981.32	4	899.347
RC205	4	1297.19	5	1467.12	8	1236.18

表 2  改进遗传算法对各类 Solomon 算例的平均计算时间和平均收敛次数

算例	C 类	R1 类及 RC1 类	R2 类及 RC2 类
平均计算时间/ s	10	120	20
平均收敛次数/ 次	20	200	400

表 3  改进遗传算法和混和遗传算法的平均计算时间和平均收敛次数的比较

算法	改进遗传算法	混和遗传算法
平均计算时间/ s	50	1340
平均收敛次数/ 次	200	600

通过对表 1 和表 2 的分析可以看出,改进遗传算法对于 C 类问题有很好的计算效果,计算得到的总行驶距离和已知最优解(目前已经发表的文献中得到的最优解)平均相差 2%左右,使用车辆数也和已知最优解相同,同时计算时间很短,收敛速度很快,一般在 10s 以内,20 次左右就可以收敛;对于

R1 类和 RC1 类问题也能得到比较好的计算结果,总行驶距离和已知最优解的平均偏差在 5 % 左右,车辆数和已知最优解相同或者多 1 至 2 辆,同时计算时间较短,一般在 2 分钟左右,收敛速度较快,一般在 200 次左右可以收敛;而对于 R2 类和 RC2 类问题,该方法相对没有前几种算例效果好,总行驶距离和已知最优解相差 15 % 左右,使用车辆数也多 1 ~ 2 辆,但是计算时间比较短,一般在 20 ~ 30s 之间,而收敛性相对较差。

通过表 1 中使用车辆数和总行驶距离的比较,来对比改进遗传算法和混和遗传算法的优劣,因为总行驶距离是直接和运输成本成正比关系,而使用车辆数的多少可以反映占用车辆资源的程度,这两项指标越低说明解越好。和 K. C. Tan 等的混合遗传算法相比,改进遗传算法在解决 C 类问题时总行驶距离相对较少,解决 R1 类和 RC1 类问题时,虽然总行驶距离比较接近,但是使用车辆数略少,在解决 R2 类和 RC2 类问题时,总行驶距离略多于混合遗传算法,但是使用车辆数明显要少的多。得到这种结果的主要原因是交叉算子的计算机制,由于交叉过程中子代倾向于完整保留上一代父母染色体的某条子路径,因此在染色体子路径总数较少的情况下(比如 R2, RC2 一般都是 3 到 4 条),导致解的搜索范围不够大,得到的解相对较差,但是如果子路径较多,比如 R1, RC1, 计算得到的结果可以明显改善;同时由于初始解和交叉算子生成新的染色体的机制倾向于子路径的饱和(每条子路径对应一辆车),因此车辆使用数量相对混合遗传算法较少,而使用车辆数的减少在总行驶距离相差很小的情况下意义非常重大,因为车辆资源往往是有限的。同时由表 3 可以看出改进遗传算法在计算时间和收敛次数上均远优于混和遗传算法。因此可以说该改进遗传算法的综合性能要优于混合遗传算法,是解决 VRPTW 问题的一种很好的方法。

(上接第 15 页)

## 5 结论

本文利用 Markov 链建立了产品市场销售率预测模型,在此基础上进行了实例分析,对 4 种待供应链运作的产品进行了产品市场销售率预测,并且建立了当系统处于稳态时的销售率分布。分析表明,现在产品的销售率高,未必长久的增长率就高,它还取决与用户的个人偏好(转移概率)。在相对短暂的时期,可以认为转移概率是不变的,

## 5 结论

本文在描述 VRPTW 问题模型的基础之上,提出了新的染色体编码方式和相应的交叉算子,得到了一种改进的遗传算法,通过实验得到的结果和已知最优解以及混合遗传算法的比较表明了该算法的有效性。同时在和混和遗传算法的比较中,计算时间和收敛次数都远优于混和遗传算法,在总行驶距离相差很小的前提下使用车辆数较少。本文最有意义的贡献在于提出了有别于传统的染色体编码方式和对应的交叉算子,同时证明了这种启发式算法可以很好地解决 VRPTW 问题,这对 VRPTW 问题的遗传算法的研究提出了一个新的研究途径和方法。

## 参考文献:

- [1] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. MI: University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
- [2] Tan K C, Lee L H, Q. L. Artificial intelligence heuristics in solving vehicle routing problems with time window constraints[J]. Engineer Applications of Artificial Intelligence, 2001, 14: 825-834.
- [3] Tan K C, Lee L H, Zhu Q L, et al. Heuristic methods for vehicle routing problem with time windows[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 2001, 15: 281-295.
- [4] Lentstra J K, AHG R K. Complexity of vehicle routing and scheduling problems[J]. Networks 1981, 11(2):221-227.
- [5] Solomon M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling with time window constraints [J]. Operation Research, 1987, 15: 254-265.
- [6] Thangiah S R, Nygard K. School bus routing using genetic algorithms[J]. Orlando: Proceedings of the Applications of Artificial Intelligence X: Knowledge Based Systems, 1992.
- [7] 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, (8): 65-69.
- [8] 黄岚, 庞巍, 王康平, 等. 基于遗传算法求解带时间窗的车辆路由问题[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(2): 214-217.

可以采取本文提出的模型做短期或中期的市场预测,预测的结果可为企业进行产品市场价值评估提供参考依据<sup>[3]</sup>。

## 参考文献:

- [1] 李军, 徐玖平. 运筹学——非线性系统优化[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 115-142.
- [2] 牛东晓, 关哲, 等. 基于马尔科夫过程的电力企业市场竞争预测[J]. 华北电力大学学报, 2004, (1): 66-68.
- [3] 冯荣丽, 欧迪飞, 彭朝晖. 市场占有率分析 - 马尔科夫理论实证研究[J]. 长沙电力学院学报, 2005, (11): 85-88.



论文写作，论文降重，  
论文格式排版，论文发表，  
专业硕博团队，十年论文服务经验



SCI期刊发表，论文润色，  
英文翻译，提供全流程发表支持  
全程美籍资深编辑顾问贴心服务

免费论文查重：<http://free.paperyy.com>

3亿免费文献下载：<http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重：[http://www.paperyy.com/reduce\\_repetition](http://www.paperyy.com/reduce_repetition)

PPT免费模版下载：<http://ppt.ixueshu.com>

---

### 阅读此文的还阅读了：

- [1. 利用改进交叉算子的混合遗传算法求解VRPTW](#)
- [2. 带时间窗车辆路径问题的改进蚁群算法研究](#)
- [3. 基于遗传算法的企业配送路径问题研究](#)
- [4. 基于遗传算法的最短路径路由优化算法](#)
- [5. 随机需求下带时间窗IRP问题的遗传算法研究](#)
- [6. 带时间窗空车调整问题的遗传算法研究](#)
- [7. 基于改进遗传算法的车辆路径问题研究](#)
- [8. 遗传算法求解物流配送中带时间窗的VRP问题](#)
- [9. 带有时间窗约束的车辆路径问题的一种改进遗传算法](#)
- [10. 求解有硬时间窗车辆路径问题的改进遗传算法](#)
- [11. 求解带有时间窗和提前/拖期惩罚的飞机着陆问题的遗传算法](#)
- [12. 基于遗传算法求解带时间窗的车辆路由问题](#)
- [13. 带回送和时间窗的车辆路径问题的模型及算法](#)
- [14. 车辆数不确定的软时间窗车辆路径问题的改进遗传算法](#)
- [15. 有时间窗的非满载车辆调度问题的遗传算法](#)
- [16. 有时间窗约束单车场单车型非满载车辆调度问题的遗传算法](#)

- [17. 基于GPS/GIS/Rfid的动态油料配送问题研究](#)
- [18. 基于遗传算法的不同约束条件车辆调度问题研究](#)
- [19. 基于时间窗的城市医药品动态配送路径优化模型与算法](#)
- [20. 求解带时间窗取送货问题的遗传算法](#)
- [21. 带时间窗车辆调度问题的改进粒子群算法](#)
- [22. 带时间窗的车辆路由问题的改进遗传算法](#)
- [23. 求解带软时间窗的车辆路径问题的改进遗传算法](#)
- [24. 有时间窗物流配送车路由问题的改进遗传算法](#)
- [25. 遗传算法在有时间窗车辆路径问题上的应用](#)
- [26. 有时间窗约束的车辆路径问题的改进遗传算法](#)
- [27. 有时间窗约束非满载车辆调度问题的遗传算法](#)
- [28. 带时间窗动态车辆路径问题的改进蚁群算法](#)
- [29. 带时间窗的随机需求车辆路线问题的模型研究](#)
- [30. 果蔬运输车辆路径再规划](#)
- [31. 基于软时间窗的产品配送与安装相分离的车辆调度优化](#)
- [32. 带时间窗和货物权重的车辆路径问题的研究](#)
- [33. 带时间窗车辆路径问题的并行遗传算法](#)
- [34. 带有时间窗的车辆路径问题优化](#)
- [35. H食品公司物流网络优化问题研究](#)
- [36. 结构化p2p路由协议的改进](#)
- [37. 基于改进遗传算法的带硬时间窗车辆路径问题研究](#)
- [38. 无线传感器网络LEACH路由协议的改进](#)
- [39. 基于遗传算法的WSNs多路径路由优化](#)
- [40. 两种类型车辆随机需求路由问题](#)
- [41. 无线传感器网络能量均衡路由算法](#)
- [42. 带软时间窗车辆路径问题改进遗传算法](#)
- [43. 基于改进遗传算法的带时间窗车辆路径问题研究](#)
- [44. 带时间窗车辆路径问题的改进节约算法](#)
- [45. 基于需求划分的带软时间窗的路径优化方法](#)
- [46. 物流配送路径优化问题的模型及改进混合算法](#)
- [47. 混合智能算法在CVRPTW中的应用](#)
- [48. 有时间窗的非满载车辆调度问题的遗传算法](#)
- [49. 基于混合算法的带时间窗的车辆路径问题求解](#)
- [50. 无线传感器网络功率优化算法\(英文\)](#)