

带货物权重的车辆路径问题及遗传算法^①

潘震东, 唐加福, 韩毅

(东北大学系统工程研究所, 东北大学教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004)

摘要: 考虑一个分销中心、多个零售商组成的分销网络系统中具有柔性车辆能力的带货物权重的车辆路径问题, 并根据车辆的满载情况采用了不同的运输策略, 即单点运输和多点运输方式. 在多点运输方式下, 与以往诸多研究不同的是, 文章建立了一种基于货物权重的 VRP 模型——WVRP, 即在安排车辆线路时每个零售商的货物需求量也作为一个因素考虑, 尽可能使车辆优先供货需求量较大的零售商. 最后, 针对问题的性质, 开发了一种基于划分的遗传算法 PB-GA 对问题进行求解, 并与一般遗传算法及常用的启发式算法进行了分析比较.

关键词: 车辆路径问题(VRP); 货物权重; 柔性车辆能力; 遗传算法

中图分类号: U116.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2007)03-0023-07

0 引言

车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)在整个分销网络的优化中扮演着非常重要的角色^[1~4].

对大多数企业来讲, 运输成本通常代表物流活动中最大的单项成本. 自 1959 年, VRP 问题被正式提出以来, 不同领域的学者提出了许多解决方案, 并衍生出了多种侧重研究不同因素的模型. 然而在已有的诸多模型中, 运输途中不断变化货物量对整个路径制定和费用的影响却很少被考虑. 在现实物流活动中, 对决策制定者而言, 能“优先供货需求量较大的客户”的运输线路显然是他们所希望看到的. 本文从此处着手, 探讨一个带有货物权重的车辆路径问题——WVRP(weighted VRP).

现代工业化组织的核心理念认为大规模组织内部资源配置有利于获得更强的竞争力. 但随着组织规模的日益庞大, 管理成本的边际收益下降; 由此产生业务流程外包的需求, 以提高管理成本的边际收

益, 提高组织活力, 为业务流程外包提供了条件. 本文在处理考虑车辆能力时, 使用了外包策略, 即企业运输业务均交由运输外包服务商来完成; 企业根据租用的车辆数付给运输外包服务商一定的费用, 作为整个运输费用的一部分. 此时使用的车辆数不再是一个常数, 而是一个决策变量.

由于 VRP 问题是一个 NP 完全问题, 只有在需求点数量和路段数较少时才可以求得精确最优解^[5], 所以启发式算法在 VRP 的研究中一直占有非常重要的地位^[6,7]. 其中比较成功的有 Clarke-Wright 节约算法^[8], Gillett 等的 sweep 算法^[9], Beasley 的先安排路线再分组的方法^[10]等. 近些年来, 模拟退火、遗传算法、禁忌搜索算法等一大批仿生学智能优化算法^[7,11]的兴起, 为解决 VRP 提供了新的工具. 禁忌搜索被普遍认为是解决 VRP 问题的最快的算法, 遗传算法则在全局搜索上拥有优势. 大量学者都已经开始使用遗传算法求解 VRP 问题^[11~15].

考虑到实际应用中零售商数目可能会很多, 本文根据问题模型的特点, 提出一种基于划分的

① 收稿日期: 2005-08-23; 修订日期: 2006-10-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(70471028; 70601004; 70431003)、教育部科技研究重点项目(104064); 教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-04-280); 辽宁省自然科学基金资助项目(20022019).

作者简介: 潘震东(1980—), 男, 辽宁人, 博士生, Email: iiml@163.com.

遗传算法(partition-based genetic algorithm, PB-GA)对问题进行求解.

1 模型建立

1.1 问题描述及假设

一个分销中心(记为节点 O) 供应某种货物给 n 个零售商(记为节点 $I = 1, 2, \dots, n$), 每个零售商的需求量为 $Q_i (i = 1, 2, \dots, n)$ (以重量为单位). 分销中心和零售商两两之间的距离 $d_{i,j} (I = 0, 1, \dots, n; j = 0, 1, \dots, n)$, 并假设任意三点间的距离都满足三角不等式关系.

运输过程中使用的车辆由第三方运输服务商提供, 并假设其总有足够的车辆来满足运输需求, 通常这种情况下的运输车辆被称为满足柔性车辆能力约束. 设每辆车的载重量均为 V (以重量为单位), 行驶单位距离的费用为 C_r , 运送单位重量货物行驶单位距离的费用为 C_g . 由于运输车辆由第三方运营服务商提供, 所以只要租用了车辆, 无论运输与否, 第三方运营服务商都要对每台所租用的车辆收取一个固定费用, 由 C_f 表示.

对分销中心而言, 要决策的问题是: 如何安排运输线路和租用的车辆, 使得整个分销网络的运输费用最小.

1.2 数学模型

对于任意一个零售商的需求量 Q_i 可以分为以下两种情况:

1) $[Q_i/V] > 1$, 即零售商 i 所需的货超出一辆车的载重量;

2) $[Q_i/V] \leq 1$, 即零售商 i 所需的货物不足一辆车的载重量.

针对上述两种情况, 运送方式也分为两种:

1) 整车运输: 车辆均满载, 这时采用单点运输(direct shipment), 即从分销中心出发, 每次只服务一个零售商后原路返回分销中心, 使得整车运输费用最小.

2) 散车运输: 将各个零售商不足一辆车的货物集中运输, 采用多点运输(peddling shipment)的方式, 即从分销中心出发, 一次经过不同零售商, 最后返回分销中心. 采用这种方式可以有效地减少发车数量和行驶距离, 从而优化整个运输网络.

一般来说, 运输费用包括两部分: 与运距相关的费用和与运量相关的费用. 与运距相关的费用正比于车辆行驶的距离. 这是过去多数 VRP 问题关注的费用.

然而, “运输行业的成本经济特征表明服务成本和运输批量有关”^[3]. 这其中包括货车的油耗, 押运的费用等. 例如, 根据实际经验, 一辆载有 10 t 货物的货车和一辆仅载有 2 t 货物的货车在同一线路上行驶, 最终的费用显然是不一样的. 所以随着车辆负载的变化, 相应的运输费用也必然有所不同, 这也就是 C_g 所要描述的概念. 在实际应用中这样的例子很多, 如运油车为加油站供油, 对在运输过程中需要特殊保存的贵重货物. 据此不难想到, 制定运输线路时, 零售商的需求量应该被作为一个重要的因素加以考虑, 因为优先服务需求量大零售商很有可能降低与运量相关的费用. 然而, 这部分费用在传统的 VRP 问题的费用公式中却鲜有提及, 零售商的需求量也从未影响到过运输线路的制定. “优先为需求量大的客户服务”却显然是决策制定者希望得到的一个结果. 出于这种需求, 本文在问题的模型中给出了运量相关的费用的计算方法.

由于本文所考虑的车辆由第三方运输服务商提供, 且对所使用的每辆车都要缴纳一定的发车费用 C_f . 所以在整个优化分销网络的过程中, 尽可能减少发车车辆所需的费用是本文需要考虑的另一个方面.

综合以上分析, 具有货物权重的车辆路径问题(VRP with weight coefficients, WVRP) 可以描述为如下数学模型:

$$\text{Min } C_{\text{Total}} = C_{\text{Full}} + C_{\text{Nonfull}} \quad (1)$$

$$C_{\text{Full}} = C_f \sum_{i=1}^n [Q_i/V] + 2 \sum_{i=1}^n C_r \times d_{0,i} \times [Q_i/V] + \sum_{i=1}^n C_g \times d_{0,i} \times [Q_i/V] \times V \quad (2)$$

$$C_{\text{Nonfull}} = C_f \times R + \sum_{k=1}^R C_r \sum_{m=1}^{N_{k-1}} d_{S_{k,m}, S_{k,m+1}} + \sum_{k=1}^R \sum_{m=1}^{N_{k-1}} C_g \times d_{S_{k,m}, S_{k,m+1}} \times Q_{S_{k,m}, S_{k,m+1}} \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \sum_{m=2}^{N_k-1} Q_{S_{k,m}} \leq V \quad \forall i = 1, \dots, R \quad (4)$$

$$Q_{S_{k,m}, S_{k,m+1}} = \sum_{m'=m+1}^{N_k-1} Q'_{S_{k,m'}} \quad (5)$$

$$Q'_{S_{k,m}} = Q_{S_{k,m}} - [Q_{S_{k,m}} / V] \times V \quad (6)$$

其中: R 表示线路的条数; N_k 表示第 k 条路径上节点的个数; $S_{k,m}$ 表示第 k 条线路上第 m 个节点的编号, 例如, 第 2 条线路为 $0 \rightarrow 3 \rightarrow 7 \rightarrow 4 \rightarrow 0$, $S_{2,3}$ 就等于 7.

$Q_{S_{k,m}, S_{k,m+1}}$ 表示经过第 k 条线路的第 m 个节点和第 $m+1$ 个节点之间的货物的总量.

模型的决策变量是: 线路的条数 R , 也即是需要的车辆数; 每条线路的长度 N_k ($k = 1, 2, \dots, R$) 和其上零售商节点 $S_{k,m}$ ($k = 1, 2, \dots, R; m = 1, 2, \dots, N_k$).

式(1)表示总费用由满载和非满载运输的费用之和. 式(2)中的第 1 部分为发车的固定费用, 第 2、3 部分为车辆的运输时与运距相关的费用和与运量相关的费用. 式(3)中的三部分依次为车辆的发车费用, 与运距相关的费用和与运量相关的费用. 式(4)为车辆的容量约束.

WVRP 在计算非满载车辆的多点运输费用时, 没有加入车辆数约束. 这时因为在目前的生产分销网络中, 运输业务往往采用外包形式, 即租用第三方运输服务商的车辆来完成供货. 供应商节省了维护运输车队的费用, 并且能够根据不同需求量对租用车辆的数目进行调整, 因而能够动态地对市场需求做出快速反应. 在此条件下, 车辆数不再是一个常数, 而是一个决策变量.

对 WVRP 模型的参数加以控制, 可以将模型转化成若干经典问题. 如 C_g 、 C_f 取 0, 模型变为一个不确定车辆的 VRP 问题. C_f 、 C_g 取 0, V 为无限大, 是一个 TSP 问题. 加入车辆约束, 就成为一个确定车辆数的 VRP 问题.

2 算法设计

通过分析模型特点, 可知对于给定的分销网络, C_{Full} 是一个常数, 因而原问题等价于非满载车辆路径问题, 即最小化非满载车辆的费用 $C_{Nonfull}$.

所以, 模型的决策变量为线路的条数(即所需车辆的数目)和线路上节点的次序. 而这是一个 NP 完全的混合整数规划问题, (因为这个问题的一种极限情况是一个 TSP 问题: $C_f = 0$, $C_g = 0$, V 为无限大). 只有在需求点和线段数较少时才有可能计算出精确解. 因此, 构建一个高效的启发式算法是求解该问题的一个很好的选择. 近年来, 遗传算法、神经网络、禁忌搜索和模拟退火等亚启发式算法的出现为求解 VRP 问题提供了新的工具, 比较诸多算法的优劣并结合 WVRP 问题的性质, 本文采用一种基于划分的遗传算法 PB-GA (partition-based genetic algorithm) 求解这个问题.

不同于以往的 VRP 模型, WVRP 的性质决定了在安排非满载运输线路时, 零售商的需求量应作为一个重要因素被考虑. 在减少运输距离的同时, 也应考虑先为需求量大的客户送货, 以减少货物运输费用.

2.1 基因表达式

与以往的大多数求解 VRP 问题的遗传算法编码不同的是, PB-GA 采用一种类似 TSP 问题遗传算法的染色体编码^[11], 即不使用分销中心节点作为“分隔符”(两个连续分销中心节点之间的所有节点构成一条路径)来划分路径, 而是采用一个划分算法将染色体划分为几条路径.

例如, 零售商个数为 7, 下面为一条可能出现的染色体:

C:	4	6	2	1	5	3	7
----	---	---	---	---	---	---	---

图 1 基因表达式

Fig.1 Chromosome expression

由于 PB-GA 的染色体编码中没有出现路线“分隔符”, 所以还需要对经过遗传运算的染色体进行划分, 才能得到最好的运输线路. 所以划分算法的优劣对整个遗传算法的效率有着举足轻重的意义.

Beasley 在^[10]提出的先安排线路后分组的启发式算法中的第 2 阶段使用了一种最简单的划分算法. 它依次考虑染色体的每个节点, 直到节点需求量的和大于车辆的容量, 这时将以前考虑的节点作为一条路径, 继续考虑剩下的节点, 直到染色体结束. 这是一种 $O(n)$ 的算法, 优点是这种方法容易实现且效率很高; 缺点是对染色体中基因的顺序依赖程度很高, 不容易得到最佳划分, 导致遗传算法所需代数的增加.

在文献[12]中, Christian 提出了一种全新的

划分算法,采用了 Beasley 算法的思想,然而其并没有考虑到车辆数和车辆运行中载重量对线路划分的影响.本文对此进行改进,提出一种适合本文给出的模型的划分算法 WP(weighted partition).

WP 算法的核心思想是:对于任意一种对染色体的最优划分来说,去掉后面的若干条路径,剩余的路径对于染色体的划分来说仍是最优的.故可以按照染色体上基因的顺序依次在满足车辆载重量约束的条件下求得每个节点的费用最小的划分,并根据在计算出当前节点的最小划分,对尝试其所有后继节点的最小划分进行改进,直到得出染色体的最优一个基因的最小划分,即整个染色体对应的可行解.对于其中每条路径的费用可按公式(3)计算.

WP 算法可以描述如下:

```

V//每个目的地最短路径的耗费值
P//每个目的地最短路径的直接前继节点
V[0] = 0;
for(i = 1; i <= 染色体长度; i++)
    A[0] = ∞;
for(i = 1; i <= 染色体长度; i++)
{
    load = 0; //当前的载重量
    cost = 0;
    j = i;
    //评估第 i-1 个节点对第 j 个节点的改进
    dis = 0; //从节点 0 到目的地的距离
    do
    {
        load = load + 第 j 个节点的需求量;
        if (i 等于 j)
        {
            dis = 从节点 0 到节点 i 的距离
            cost = 从节点 0 到节点 i 的与运送量有关的运价;
            cost = cost + 从节点 0 到节点 i 的与运送量有关的运价;
            cost = cost + 发车费用;
        }
    }
    else
    {
        dis = dis + 从节点 j-1 到节点 j 的距离;
        cost = 计算路径 i, i+1, ..., j-1, j 的运输费用
    }
}

```

```

if (load <= 车辆载重量)
{
    if(V[i-1] + cost < V[j])
    {
        V[j] = V[i-1] + cost;
        P[j] = i-1;
    }
    j++;
}
}while((load < 车辆载重量)&&(j < 染色体长度));
}

```

WP 算法

初看,这样做似乎增加的算法运行的开销,然而这样做的好处有二:

- 1) 简化了交叉、变异运算.
- 2) 减少了遗传代数.这是因为对于相同的一条染色体,使用 WP 算法的 PB-GA 可以比使用简单划分的遗传算法得到更优的路径.所以在可以在较少的遗传代数的情况下,得到更优的解.

根据 WP 算法,对图 1 的基因表达式进行如下划分:

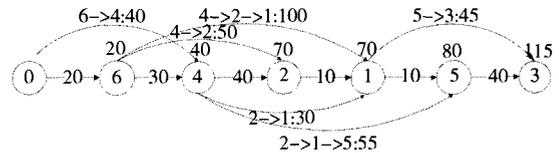


图 2 WP 算法中使用的有向图结构
Fig. 2 A illustration of WP algorithm

图 2 中,每个圆圈内的数字代表一个零售商节点,节点上的数字表示从 0 节点到当前节点的最佳划分所需的费用,节点之间的水平连线表示车辆从 0 节点出发行驶到箭头指向节点随后返回 0 节点的行驶费用.弧线表示车辆从 0 节点出发行驶到箭头开始节点经过弧线间的一系列节点,到达弧线指向节点后返回 0 节点的行驶费用.显然,弧线间的节点的货物需求量之和应不大于货车的容量.

根据 WP 算法,最后得到的路径划分为:

C:

6	4	2	1	5	3
---	---	---	---	---	---

图 3 经过划分得到的最优路径

Fig. 3 A optimal solution after partition

2.2 适值计算

对于遗传算法得到的每条染色体,其适值函数 $F(X)$ 定义为由染色体通过 WP 算法得到的可行解

的运输费用, 即 $F(X) = C_{\text{Nonfull}}$. 显然, 当适值函数 $F(X)$ 的值越低的时候, 得到的染色体越好.

2.3 选择

PB-GA 采用的 $(\mu + \lambda)$ 的选择策略, 即从 μ 个父代和 λ 个后代中选择最优的 μ 个染色体构成下一代的双亲. 这种策略使后代和双亲有同样的生存竞争机会, 且采用这种选择策略可以使用较大的变异率, 有利于算法跳出局部最优解.

2.4 交叉

根据染色体编码的特点, PB-GA 采用经典的 OX 算子进行交叉运算. 在现存的各种交叉算子中, OX 算子本公认为是一种比较适合 TSP 问题的算子. 由于 PB-GA 对染色体采用类似于 TSP 问题遗传算法染色体的编码, 所以采用 OX 算子进行交叉运算. 例

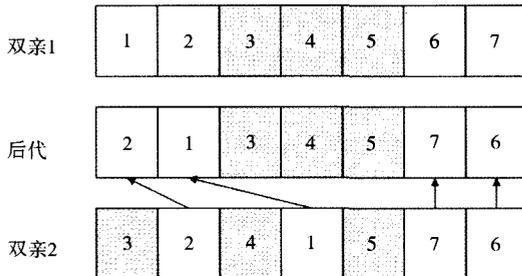


图 4 OX 算子

Fig. 4 Crossover operation OX

2.5 变异

PB-GA 采用插入算子对染色体进行变异. 这是经过实验证明, 几种常用变异算子中对本问题最有效的. 例

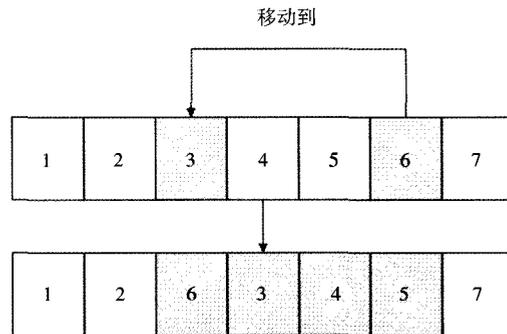


图 5 插入变异算子

Fig. 5 Insertion mutation operation

3 仿真分析

3.1 测试结果

测试环境: 用 VC7.0 对算法进行实现, 在 MS windowsXP, Pentium 4 2.93GHz, 256M 内存的环境下测试.

本文采用了随机生成的 15 个零售商的数据对算法的有效性进行分析, 其坐标及需求量如下:

表 1 15 个零售商的坐标

Table 1 Coordinates of 15 retailers

零售商编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
X 坐标	4	7	5	4	1	1	-2	-8	-10	-14	-9	-14	-12	-8	-3
Y 坐标	10	2	-3	-6	-5	-9	-11	-13	-14	-12	-1	1	5	15	10

表 2 15 个零售商的需求量

Table 2 Demands of 15 retailers

零售商编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
需求量	10	15	20	17	13	20	15	6	17	16	16	12	10	19	17

在车辆容量 $V = 40$, $C_r = 15$, $C_g = 5$, $C_f = 200$ 的条件下, 运行 10 次实验, 得到的稳定的结果如下:

由于 PB-GA 的对划分算法的依赖程度很高,

本文进行了使用简单划分的遗传算法和 PB-GA 算法在解的质量(即 C_{Total} 的大小)进行测试比较, 结果如表 3 所示.

表 3 使用简单划分算法的 GA 和 PB-GA 的比较结果

Table 3 Comparison of tradition GA and PB-GA

VRP 算法	数据集大小				
	10	20	40	60	80
使用简单划分算法的 GA	16 824.2	22 012.3	58 307.2	89 166.3	125 702
PB-GA	9 849.62	19 845.5	38 770.1	72 965.7	91 898.9

注: 遗传算法是从重复运行 10 次, 每次遗传 100 代的所有结果中选择出现概率最大的一个

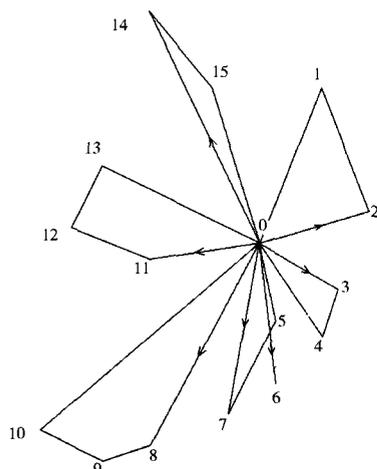


图 6 15 个零售商的 WVRP 问题的仿真结果

Fig. 6 Experimental results of 15 retailers

表 4 使用 CW 节约算法和 PB-GA 的比较结果

Fig. 4 Comparison of CW-save algorithm and PB-GA

VRP 算法	数据集大小				
	10	20	40	60	80
CW 节约算法	170 972	23 445.1	42 353.1	74 352.8	96 260.5
PB-GA	9 849.62	19 845.5	38 770.1	72 965.7	91 898.9

注:遗传算法是从重复运行 10 次,每次遗传 100 代的所有结果中选择出现概率最大的一个

可见,由于简单划分算法的局限性,导致使用简单划分算法的 GA 很多时候陷入了局部最优.尤其是在数据集比较大的情况下,使用简单划分

算法的 GA 很难得到一个比较好的结果.

其次,本文进行了 PB-GA 与 CW 节约算法在解的质量(即 C_{Total} 的大小)的比较,实验数据(包括零售商节点的坐标和需求量)由计算机随机生成.

可见,就解的质量而言,PB-GA 较 CW 节约算法和不使用划分算法的 GA 都有明显提高.尤其是不使用划分算法的 GA,随着数据集的增大,效率下降的很快,可见划分算法在提高解的质量上发挥了显著的作用.

4 结 论

本文探讨了一种带有货物权重的混合车辆路径问题.在制定运输计划时,根据车辆运载情况将车辆分为满载和非满载方式,分别采用了不同的运输策略,即单点运输和多点运输.在处理多点运输问题时,本文建立了一种基于货物权重的 VRP 模型——WVRP,即在安排车辆线路时每个零售商的货物需求量也作为一个因素考虑,使得车辆尽可能优先供货需求量较大的零售商.最后,使用了一种基于划分的遗传算法 PB-GA 对 WVRP 模型进行了求解.

参 考 文 献:

- [1] Anily S, Bramel J. Vehicle routing and the supply chain[A]. Quantitative Models for Supply Chain Management[M]. London: Kluwer Academic Publisher, 1999. 148—196.
- [2] Christofides N, Mingozzi A, Toth P. The vehicle routing problem[A]. in Combinatorial Optimization[M]. New York: Wiley, 1979. 315—338.
- [3] Ronald H. Ballou. Business Logistics Management: Planning, Organizing, and Controlling the Supply Chain[M]. Pearson Education North Asia Limited, 1992.
- [4] 汪寿阳, 赵秋红, 夏国平. 集成物流管理系统中的定位—运输路线安排问题的研究[J](Research on combined location-routing problems in integrated logistics systems), 管理科学学报, 2000, 3(2): 69—75.
Wang Shouyang, Zhao Qiuhong, Xia Guoping. Research on combined location-routing. Problems in integrated logistics systems[J]. Journal of Management Sciences in China, 2000, 3(2): 69—75. (in Chinese)
- [5] Toth P, Vigo D. Exact Solution of the Vehicle Routing Problem[M]. In Fleet Management and Logistics. Dordrecht: Kluwer, 1998. 1—31.
- [6] Laporte G. The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms[J]. European Journal of Operational Research, 1992, 59: 345—358.
- [7] Laporte G, Gendreau M, Potvin J Y, et al. Classical and modern heuristics for the vehicle routing problem[J]. International Transactions in Operational Research, 2000, 7: 285—300.
- [8] Clarke G, Wright J W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points[J]. Operations Research, 1964,

12(1): 568—581.

- [9] Gillett B E, Miller L R. A heuristic algorithm for the vehicle dispatch problem[J]. *Operations Research*, 1974, 22(2): 340—349.
- [10] Beasley J E. Route first cluster second methods for vehicle routing[J]. *Omega*, 1983, 11(4): 403—408.
- [11] Potvin J Y. Genetic algorithms for the traveling salesman problem[J]. *Annals of Operations Research*, 1996, 63(1): 339—370.
- [12] Christian P. A simple and effective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2004, 31(12): 1985—2002.
- [13] Goldberg D E, Lingle R. Alleles, Loci and the Traveling Salesman Problem[C]. *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum, 1985. 154—169.
- [14] Schmitt L J. An Empirical Study Computational Study of Genetic Algorithms to Solve Order Problems; An Emphasis on TSP and VRPTC[D]. University of Memphis, 1994.
- [15] 张 涛, 王梦光. 遗传算法和 3 - OPT 结合求解带有能力约束的 VRP[J]. *东北大学学报 (自然科学版)*, 1999, 20(3): 254—256.
- Zhang Tao, Wang Mengguang. Solving the VRP by a hybrid algorithm of genetic algorithm and 3-opt algorithm[J]. *Journal of Northeastern University*, 1999, 20(3): 254—256. (in Chinese)

Vehicle routing problem with weight coefficients

PAN Zhen-dong, TANG Jia-fu, HAN Yi

Department of Systems Engineering, Northeastern University, Key Laboratory of Process Industrial Automation of MOE, Northeastern University, Shenyang 110004, China

Abstract: A distribution network for one warehouse and multiple retailers is considered in this paper. The amount of vehicle is viewed upon as an operational variable without upper bound, which is known as flexible vehicle. According to whether the truck is full, different strategies are adopted, viz. direct shipment and peddling shipment. Using the peddling shipment strategy, a model named WVRP with weight coefficient is built. Distinguished from many other models, the demand of each retailer is also important factor to be considered when routing schedule is made. The retailers with larger demands have priority to be visited earlier. Finally, a genetic algorithm named PB-GA using a special partition method is proposed to solve this model, detailed comparison is made with usual heuristic for vehicle routing problem.

Key words: vehicle routing problem (VRP); weight coefficient; flexible vehicle capacity; genetic algorithm