

# 有模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理研究<sup>①</sup>

王旭坪, 阮俊虎, 张凯, 马超  
(大连理工大学系统工程研究所, 大连 116023)

**摘要:** 研究带有模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理模型及其混合遗传算法. 采用时间窗模糊化处理方法, 定义客户满意度函数, 根据干扰管理思想对车辆调度中组合性干扰事件进行分析, 从配送路径、配送成本和客户满意度三个方面进行干扰辨识与度量, 建立基于模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理模型; 构造模型求解的混合遗传算法, 将最佳客户插入规则与遗传算法结合, 同时在算法中嵌入模糊优化程序以处理问题的模糊特征; 进行数值实验, 实验结果验证了模型与算法的有效性.

**关键词:** 车辆调度问题; 模糊时间窗; 干扰管理; 组合干扰; 混合遗传算法

**中图分类号:** C93    **文献标识码:** A    **文章编号:** 1007-9807(2011)06-0002-14

## 0 引言

随着经济全球化趋势的加强和电子商务的飞速发展, 物流配送活动在经济发展中发挥的作用越来越大. 车辆调度作为物流配送中直接与客户相连的环节, 对能否圆满完成任务起着决定性作用.

自从1959年被Dantzig和Ramser<sup>[1]</sup>提出以来, 车辆调度问题一直是运筹学与组合优化领域的热点与难点, Garey和Johnson<sup>[2]</sup>证实了该问题是NP-Hard问题. 带有时间窗的车辆调度问题是原始车辆调度问题的扩展, 过去几十年里, 国内外学者对带硬时间窗和软时间窗的车辆调度问题进行了大量的研究<sup>[3-12]</sup>. 硬时间窗车辆调度问题要求配送车辆必须在客户规定的时间范围内进行服务, 早于或晚于该时间段将不再接受服务. Refael和Shlomi<sup>[3]</sup>、David<sup>[4]</sup>等、Gabriel<sup>[5]</sup>等、李军<sup>[6]</sup>、胡祥培<sup>[7]</sup>等对各类带有硬时间窗的车辆调度模型进行了研究, 并设计了有效的求解算法. 但是, 当配送系统中调度规模较大时, 受硬时间窗严格约

束的影响及车辆资源数目的限制, 基于硬时间窗的求解方法往往无法找到可行的调度方案. 而且, 实际生活中也较少存在由于车辆早到或晚到一点而不能进行服务的情况. 为此, 学者们提出了软时间窗的概念, 即配送车辆可以在客户规定的时间范围外进行服务, 但必须要支付一定的惩罚费用, 而且惩罚费用通常与偏离程度线性相关. Koskovidis<sup>[8]</sup>等、George<sup>[9]</sup>等、Herminia<sup>[10]</sup>等、Qureshi<sup>[11]</sup>等和邓爱民<sup>[12]</sup>等把因车辆早到产生的机会损失费用和因车辆迟到产生的惩罚费用加入车辆调度的目标函数和约束条件中, 建立了基于软时间窗的车辆调度模型, 并设计了相应的求解算法. 虽然软时间窗在一定程度上避免了硬时间窗的严格约束, 但现实中服务时间的偏离只会导致客户对服务满意度的降低并没有发生实际惩罚费用, 基于软时间窗的求解方法难以对客户满意程度进行准确表述.

事实上, 现实生活中客户对服务时间的要求并非完全刚性, 采用模糊化处理能更为准确地反映客户需求与心理. 虽然国内外学者已经注意到

<sup>①</sup> 收稿日期: 2010-10-06; 修订日期: 2011-01-09.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90924006; 70671014; 70890080; 70890083); 国家杰出青年科学基金资助项目(70725004).

作者简介: 王旭坪(1962—), 男, 辽宁锦州人, 博士, 教授, 博士生导师. Email: wxp@dlut.edu.cn

时间窗为模糊参量的车辆调度问题的应用价值, 但只有少数学者对该类问题进行了研究<sup>[13-16]</sup>. Wang 和 Wen<sup>[13]</sup> 提出采用模糊理论对中国邮路问题进行研究, 考虑了两类模糊时间限制, 一类是到达节点的时间为模糊不确定, 第二类假定节点服务时间的上下界是模糊不确定, 以此建立了最大化服务水平和最小化任务完成时间的数学模型. 张建勇<sup>[14]</sup> 等对具有模糊预约时间的多对多货物收发情况下的车辆调度问题进行了探讨, 构建了该问题的多目标数学规划模型, 提出了解决该问题的启发式算法, 并与改进的 Solomon 算法进行了算例比较; 基于此研究, 张建勇等<sup>[15]</sup> 又对动态环境下的车辆调度问题进行了探讨, 综合考虑车辆行驶距离和等待时间等因素, 建立最小化综合成本增加值的优化模型. Tang<sup>[16]</sup> 等在分析模糊时间窗实际应用性的基础上构建了该类问题的数学模型, 设计了求解多目标整数规划模型的两阶段算法: 第一阶段通过固定服务水平参数把问题转换为传统硬时间窗的车辆调度问题; 第二阶段通过 CPLEX 软件优化前面所得路径, 在不改变路径可行性的条件下最大化客户的服务水平, 结合仿真方法进行了算例验证. 笔者<sup>[17]</sup> 研究了带有模糊时间窗的紧急车辆调度问题, 根据客户对服务时间的现实要求, 利用隶属度函数表示客户满意度, 并设计了带有模糊优化程序的遗传算法, 数值实验验证了带有模糊时间窗的车辆调度可以在保持一定客户满意度水平下对配送车辆数目自动寻优, 减少总体配送成本. 考虑客户满意度的模糊时间窗比考虑惩罚费用的软时间窗更符合现实情况, 本文研究的就是这种带有模糊时间窗的车辆调度问题.

由于客观世界的不确定性, 在物流配送过程中经常遇到客户服务地址变动、需求量变动、时间窗变动及新增订单等干扰事件. 这些干扰事件不仅改变了当前客户的配送计划, 还对后续客户点产生连锁影响, 此时如果配送车辆仍按原计划执行, 将难以响应客户的需求, 甚至导致配送任务的失败. 因此干扰事件发生后如何权衡客户、企业等各方利益, 快速制定多方满意的紧急救援方案, 最大限度地减少干扰事件对配送任务的影响, 就成了物流企业和学术界共同亟待解决的问题. 对此

问题部分学者尝试采用重新调度的方法进行研究<sup>[18]</sup>, 即从干扰事件发生后的状态出发, 对整个系统进行全局优化调整. 虽然重新调度方法可以实现系统成本的最优, 但可能给系统带来巨大扰动, 并可能触及原方案未考虑到的因素使救援方案无法执行<sup>[19]</sup>. 干扰管理作为近年来新兴的思想为实时处理现实中不可预知并频繁发生的干扰事件提供了一种有效思路, 它以原方案为输入信息, 以干扰发生时的状态为基础快速生成对系统扰动最小兼顾费用最省的恢复方案<sup>[20-21]</sup>. 目前干扰管理在航班调度、机器调度、供应链管理等领域都有着很好的应用<sup>[22-24]</sup>, 尤其是在航班调度领域, 学者 Gang Yu 已经成功地将其应用到了美国大陆航空公司之中. 虽然目前一些学者已对车辆调度领域的干扰管理问题展开研究, 但其研究多是针对单一的干扰事件如客户时间窗变动, 较少涉及多个干扰事件组合出现的情况, 而多个干扰事件组合出现的情况在实际生活中是普遍存在的, 其造成的消极影响也远远超过单个干扰事件的情形, 问题的处理更为复杂.

基于现实生活中客户对服务时间的要求并非完全刚性和物流配送过程中组合性干扰事件的普遍存在, 在已有研究的基础上<sup>[17, 25-26]</sup>, 本文根据模糊理论和干扰管理思想, 以物流配送中客户需求变动的组合性干扰事件—客户需求量变动、时间窗变动、配送地址变动、新增客户点—为研究对象, 对带有模糊时间窗车辆调度问题中的组合性干扰事件进行研究.

## 1 模型建立基础

### 1.1 干扰问题界定

车辆调度中的干扰事件多种多样, 发生的原因、造成的影响也各自不同. 车辆、货物、路径、客户等因素中的任何一个因素受到干扰都会对配送任务造成影响, 根据影响大小的不同, 物流配送系统所受到的扰动程度也不一样. 本文以客户需求变动的组合性干扰事件为研究对象, 即同时存在客户需求量变动、时间窗变动、配送地址变动及新增客户点的情况.

为了便于表达, 首先给出部分模型参数:  $N$ :

客户点集合; 0: 车辆出发点;  $T$ : 车辆完成配送服务后的终点;  $neto$ : 配送网络节点集合  $neto = N \cup \{0, T\}$ ;  $[ET_i, LT_i]$  是客户点  $i$  的服务时间窗,  $ET_i$  为最早允许服务开始时间,  $LT_i$  为最晚服务开始时间;  $g_i$  为客户  $i$  的货物需求量;  $V$  为配送车辆集合;  $Q_k$  为车辆  $k$  的容量;  $C_{ij}$  为从客户点  $i$  到  $j$  的行驶成本, 一般与行车距离和时间有关;  $T_{ji}$  为车辆在客户点之间的行驶时间;  $S_j$  为客户  $j$  的服务开始时间;  $ST_j$  为车辆在客户点  $j$  花费的服务时间;

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 由顾客点 } i \text{ 驶向 } j; \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$$y_{ik} = \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 对顾客点 } i \text{ 进行服务}; \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$$

$A_i$  为车辆到达客户点  $i$  的时间,

$$A_i = \sum_{k \in V} \sum_{j \in neto} x_{jik} \cdot (S_j + T_{ji} + ST_j) \quad \forall i \in neto.$$

### 1.2 时间窗模糊化处理

本文采用客户时间窗模糊化处理方法来反映客户的实际要求, 把客户  $i$  的满意度  $U(S_i)$  定义为其服务开始时间的隶属度函数<sup>[27]</sup>

$$U(S_i) = \begin{cases} \left( \frac{S_i - EET_i}{ET_i - EET_i} \right)^\beta & S_i \in [EET_i, ET_i] \\ 100\% & S_i \in [ET_i, LT_i] \\ \left( \frac{ELT_i - S_i}{ELT_i - LT_i} \right)^\beta & S_i \in [LT_i, ELT_i] \\ 0 & S_i \notin [EET_i, ELT_i] \end{cases} \quad (1)$$

$EET_i$  和  $ELT_i$  为客户点  $i$  模糊时间窗的下限和上限, 即客户最大容忍服务开始时间的范围,  $\beta > 0$  为客户对时间的敏感系数. 当客户  $i$  在期望服务时间范围  $[ET_i, LT_i]$  内被服务时, 其满意度为 100%; 否则满意度会随实际服务时间与期望时间之间差距的增大而降低.

### 1.3 问题转化及约束参数调整

假定原始的 VRP 问题为 *Problem-one*, 干扰发生后的问题为 *Problem-new*, 本文通过添加虚拟客户点把 *Problem-new* 转换为一个等价的 *Problem-one* 问题. 在 *Problem-one* 中配送车辆均从原始车场出发, 而在 *Problem-new* 中配送车辆出发位置有车场和非车场两种类型, 为把 *Problem-new* 转换为

等价的 *Problem-one* 问题, 本文把干扰发生时车辆所处位置看为虚拟客户点, 并在其与配送中心之间建立虚拟通道. *Problem-new* 中已驶离车场的车辆必须首先经过对应的虚拟客户点, 然后根据虚拟客户点类别采取相应操作, 具体虚拟客户点操作策略将在下文阐述. 在引入虚拟客户点后, 本文研究的问题转换为等价的单车场车辆调度——*Problem-one* 问题.

在 1.1 节的基础上补充如下参数:  $DT$  为组合干扰事件发生的时刻;  $R$  为在途车辆集合;  $D$  为配送中心车辆集合;  $V = R \cup D$  为所有可用车辆的集合;  $Route(k)$  为车辆  $k$  尚未服务的客户点集合;  $CS$  为需求变动的客户点集合;  $UN$  为本次配送过程中尚未服务的客户点集合;  $VN$  为虚拟客户点集合;  $NEW$  为新增客户点集合;  $Q_k^{NP}$  为客户需求变动后车辆  $k$  的剩余装载量;  $g_i^{NP}$  为干扰事件发生后客户  $i$  的需求量;  $[\text{Inf}(i, \theta), \text{Sup}(i, \theta)]$  为干扰事件发生后各客户的服务时间窗.

由于干扰发生时部分配送车辆已经运行了一段时间, 车辆、任务点的各项指标都已发生了变化, 同时虚拟客户点的引入也造成了原有配送网络的变化, 因此有必要对约束参数进行调整, 以便能快速处理此问题.

#### 1) 配送网络调整

为缩小问题求解空间, 将已经服务过的客户点从任务点集合中删除, 只保留未被服务的客户点和虚拟客户点. 将虚拟客户点作为任务点处理, 其标号为  $\langle N+1, N+2, \dots, N+|R| \rangle$ ,  $|R|$  为在途车辆数目; 新增客户其标号为  $\langle N+|R|+1, N+|R|+2, \dots, N+|R|+|NEW| \rangle$ . 配送网络变为节点数目为  $|N|+|R|+|NEW|+2$  的网络.

#### 2) 时间窗及车载容量调整

干扰发生时车辆的剩余容量已经发生了变化, 在途车辆  $k$  的可用容量为  $Q_k^{NP} = Q_k - \sum_{i \in N/UN} g_i \cdot y_{ik}$ ,  $\forall k \in R$ ; 对于  $i \in UN \cup NEW$ , 其时间窗调整为  $[\text{Inf}(i, \theta), \text{Sup}(i, \theta)]$

$$\text{Inf}(i, \theta) = \begin{cases} \text{inf}(i, \theta) - DT & \text{Inf}(i, \theta) \geq DT \\ 0 & \text{Inf}(i, \theta) < DT \end{cases}$$

$$\text{Sup}(i, \theta) = \begin{cases} \text{Sup}(i, \theta) - DT & \text{Sup}(i, \theta) \geq DT \\ 0 & \text{Sup}(i, \theta) < DT \end{cases} \quad (2)$$

### 3) 虚拟客户点参数设置

在途车辆从配送中心出发后首先经过对应的虚拟客户点, 然后根据虚拟客户点类别采取相应操作策略: ① 若  $DT$  时刻车辆正对客户进行服务, 并假定已开始服务时间为  $BS_i$ , 则虚拟客户点的服务时间窗为  $[ST_i - BS_i, ST_i - BS_i]$ , 需求量为原需求量, 行驶时间为  $ST_i - BS_i$ , 配送中心到其距离和服务时间  $S_i$  均为 0; ② 若  $DT$  时刻车辆正在行驶途中, 则虚拟客户点的需求量和服务时间为 0, 服务时间窗上下限为  $DT$ , 配送中心到其距离和行驶时间均为 0, 虚拟客户点的节点约束为  $x_{i(1N+1R)k} = 1, k \in R$ .

## 2 基于模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理模型

### 2.1 干扰辨识

物流配送中不是所有的客户需求变动都影响计划正常执行, 因此首先要对其进行辨识. 为防止因服务水平太低而导致客户流失, 本文设定客户的最低服务水平参数  $\theta_i$  以保证客户满意度  $U(S_i) \geq \theta_i$ , 此时服务时间窗要求为  $[\text{Info}(i, \theta), \text{Supo}(i, \theta)]$ , 其中  $\text{Info}(i, \theta) = \theta^{1/\beta} \cdot ET_i + (1 - \theta^{1/\beta}) \cdot EET_i$ ,  $\text{Supo}(i, \theta) = \theta^{1/\beta} \cdot LT_i + (1 - \theta^{1/\beta}) \cdot ELLT_i$ .  $Mdelay(k)$  为配送车辆  $k$  最大可用松弛时间, 计算表达式如下.

$$Mdelay(k) = \text{Min}\{ (Y_{ki} - ST_i)^+ ( \text{Inf}(i, \theta) - A_i )^+ \mid \forall i \in \text{Route}(k), k \in R \} \quad (3)$$

其中  $(Y_{ki} - ST_i)^+$  表示与 0 比取大值;  $Y_{ki}$  为当前车辆配送计划中最大延迟间隔时间, 具体计算公式如下:

$$Y_{ki} = \begin{cases} \text{Sup}(i, \theta) - S_i & i = | \text{Route}(k) | \\ \text{Min}( \text{Sup}(i, \theta) - S_i, Y_{ki+1} + W_{U(S_{i+1})=0} ) & \\ i = 1, 2, \dots, | \text{Route}(k) | - 1 \end{cases} \quad (4)$$

$W_{U(S_{i+1})=0}$  为模糊时间窗约束下车辆早到造成

的硬性等待时间, 具体表达式将会在模型约束部分进行表述.

本文讨论的组合性干扰事件主要包括以下五种情况: (1) 服务时间窗变动, 主要由服务时间窗提前和服务时间窗延迟两种类型构成, 前者是指配送过程中某些客户要求提前服务的现象, 即  $\text{Sup}(i, \theta) < \text{Supo}(i, \theta)$ ; 后者指配送过程中某些客户要求推迟服务时间的现象, 即  $\text{Inf}(i, \theta) < \text{Info}(i, \theta)$ . 无论是客户时间窗提前还是延迟, 若  $\exists i \in CS, A_i > \text{Sup}(i, \theta)$  或  $A_i < \text{Inf}(i, \theta)$  且  $(\text{inf}(i, \theta) - A_i) > Mdelay(k)$  时, 就把时间窗变动视为干扰事件. (2) 客户配送地址变动, 即车辆服务过程中客户变更服务地址的情况. 由于行驶距离与时间可通过速度相互转换, 所以配送地址变动的干扰可用时间窗变动的判定规则进行判断. (3) 客户需求量减少, 即配送过程中车辆遇到客户减少订货量的现象. 当  $\exists i \in UN, g_i^{NP} = 0$  时, 虽然配送车辆仍可以路经此点, 但配送方案可能已经不是最优, 此时客户需求量减少就成为干扰事件. (4) 客户需求量增加, 是指配送中客户提出增加订货数量的现象, 它分为配送服务和集货服务两种类型. 对于集货服务来说, 当车辆  $k$  服务的扰动客户点的需求增加量大于车辆  $k$  剩余的空间资源时, 集货客户需求量增加对系统产生干扰. 对于配送服务来说, 当车辆  $k$  服务的扰动客户点的需求增加量大于配送车辆  $k$  剩余的货物量时, 配送客户需求增加对系统产生干扰. (5) 新增客户点, 指在配送过程中增加客户服务数量的现象. 由于此客户点没有在原计划的考虑范围之内, 所以都认为是一种干扰, 即当  $\exists NEW \neq \emptyset$  时, 新增客户点成为影响系统正常运行的干扰事件.

### 2.2 干扰度量

物流配送系统是一个整体系统, 涉及到多个参与主体, 本文将从车辆配送路径、物流服务提供商配送成本、客户满意度三方面对干扰事件进行度量.

#### 1) 车辆配送路径扰动度量

配送方案中路径变动程度的大小主要体现为配送网络中边数目的增加或减少. 虚拟客户点的引入, 会导致原方案中路径集合出现变动, 因此要对原方案的配送路径集合进行调整. 设  $OP =$

$\{(i, j, k) \mid i, j \in N \cup O \cup T, k \in V\}$  为原配送方案,  $NP$  为新配送方案,  $RT = UN \cup VN \cup NEW$  为任务点集合;  $i$  为  $H_k \in RT$  的前续点,  $j$  为其后继点, 即  $H_k$  处于边  $(i, j)$  上.

问题转换时原方案将增加配送中心到虚拟客户点的虚拟路径  $Vroute = \{(0, \mu, k) \mid (0, \mu, k) \in NP, \mu \in VN, k \in R\}$  可能增加为替换原配送路径的前续节点路径  $Proute = \{(i, H_k, k) \mid i \in (N - UN \cup O), H_k \in RT, k \in R\}$  和后继节点路径  $Sroute = \{(H_k, j, k) \mid j \in (UN \cup VN \cup T), H_k \in RT, k \in R\}$ . 由于边  $(i, j)$  已经被  $Proute$  和  $Sroute$  替换, 所以要对其进行删除  $Droute = \{(i, j, k) \mid (i, j, k) \in OP, i \in (N - UN \cup O), j \in (UN \cup T), k \in V\}$ . 最终干扰发生后原方案路径调整为  $OP = OP \cup Vroute \cup Proute \cup (Sroute - Droute)$ .

对于已服务的客户点本文不再考虑, 而只考虑任务点和配送中心, 所以网络节点集合变为  $N_0 = RT \cup \{0, T\}$ ;  $E(NP)$  和  $E(OP)$  分别新旧方案中配送路径边的集合;  $NV$  为新计划的车辆集合并且  $NV \subset V$ ; 则配送路径扰动度量表达式为  $\sum_{k \in NV} \sum_{i \in N_0} \sum_{j \in N_0} |t_{ijk}|$  其中  $t_{ijk}$  为路径偏离参数, 当  $(i, j, k) \in E(OP) / E(NP)$  时  $t_{ijk} = -1$  表示原方案中有但新方案中未有的路径边; 当  $(i, j, k) \in E(NP) / E(OP)$  时  $t_{ijk} = 1$  表示新方案中有但原方案中未有的路径边; 当  $(i, j, k) \in E(NP) \cap E(OP)$  时  $t_{ijk} = 0$  表示新、旧方案中均有的路径边. 实际上,  $\sum_{k \in NV} \sum_{i \in N_0} \sum_{j \in N_0} |t_{ijk}|$  包括: 新派车辆路径变动  $\sum_{k \in D} \sum_{j \in VN} t_{0jk} + \sum_{k \in D} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in RT \cup T} t_{ijk}$  和原有车辆路径变动  $\sum_{k \in R} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} |t_{ijk}|$  两部分.

### 2) 物流服务提供商配送成本扰动度量

物流提供商配送成本扰动度量表达式为

$$\sum_{k \in V} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} C_{ij} \cdot t_{ijk} + \sum_{k \in D} \sum_{j \in RT} C_1 \cdot t_{0jk} + \sum_{k \in V} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} C_2 \cdot (1 - x_{ijk}) \quad (5)$$

主要由路径增减成本、直接配车救援成本和取消客户服务的成本, 其中  $C_1$  为新派车辆的单位成本;  $C_2$  为取消服务的单位惩罚成本.

### 3) 客户满意度扰动度量

本文采用客户分级的策略对客户点处的扰动大小进行度量, 客户的重要程度用本次客户所购的货物量占配送计划中总体货物量的比重进行表示, 则客户满意度扰动度量表达式为  $\sum_{i \in RT/VN} U(S_i) \cdot g_i^{NP} / \sum_{i \in RT/VN} g_i^{NP}$ , 此表达式同样可以在考虑客户货物价值量的基础上对客户满意度进行测度.

### 2.3 基于模糊时间窗的组合干扰管理模型

设  $ST_j^{NP}$  为干扰后客户点服务时间;  $\mu$  为由新派车辆引起的路径变动惩罚系数. 经过以上分析, 建立的基于模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理数学模型如下.

$$\text{Max}\{LP1, -LP2, -LP3\}$$

$$LP1: \sum_{i \in RT/VN} U(S_i) \cdot g_i^{NP} / \sum_{i \in RT/VN} g_i^{NP} \quad (6)$$

$$LP2: \mu \cdot \left( \sum_{k \in D} \sum_{j \in VN} t_{0jk} + \sum_{k \in D} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in RT \cup T} t_{ijk} \right) + \sum_{k \in R} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} |t_{ijk}| \quad (7)$$

$$LP3: \sum_{k \in D} \sum_{j \in RT} C_1 \cdot t_{0jk} + \sum_{k \in V} \sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} (C_{ij} \cdot t_{ijk} + C_2 \cdot (1 - x_{ijk})) \quad (8)$$

s. t.

$$\sum_{i \in RT} \sum_{j \in N_0} x_{ijk} \cdot g_i^{NP} \leq Q_k^{NP} \quad \forall k \in V \quad (9)$$

$$x_{0ik} = 1 \quad \forall i \in VN \quad (10)$$

$$t_{ijk} = \begin{cases} 1 & (i, j, k) \in E(NP) / E(OP) \\ 0 & (i, j, k) \in E(NP) \cap E(OP) \\ -1 & (i, j, k) \in E(OP) / E(NP) \end{cases} \quad (11)$$

$$U(S_i) \geq \theta_i \quad \forall i \in RT/VN \quad (12)$$

$$U(S_i) = 1 \quad \forall i \in VN \quad (13)$$

$$W_{U(S_i)=0} = (0 \text{ Inf}(i, \theta) - A_i)^+ \quad \forall i \in RT/VN \quad (14)$$

$$A_i = \sum_{k \in V} \sum_{j \in N_0} x_{ijk} \cdot (S_j + ST_j^{NP} + T_{ji}) \quad \forall i \in RT \quad (15)$$

$$\text{Max}(A_i, \text{Inf}(i, \theta)) \leq S_i \leq \text{Sup}(i, \theta) \quad \forall i \in RT \quad (16)$$

$$\sum_{j \in N_0} \sum_{k \in V} x_{ijk} \leq 1 \quad \forall i \in RT \quad (17)$$

$$\sum_{k \in V} \sum_{j \in RT} x_{0jk} \leq |V| \quad (18)$$

$$\sum_{j \in RT} x_{0jk} = \sum_{j \in RT} x_{jTk} = 1 \quad \forall k \in V \quad (19)$$

$$\sum_{i \in RT \cup 0} x_{ijk} - \sum_{j \in RT \cup T} x_{jik} = 0 \quad \forall j \in RT, k \in V \quad (20)$$

目标函数  $\text{Max}\{LP1, -LP2, -LP3\}$  包括三个有优先级的子目标: LP1 表示在考虑货物价值量的基础上最大化整体客户满意度, 本文把客户的满意度  $U(S_i)$  定义为其服务开始时间的隶属度函数, 所以最大化服务满意度与最小化客户服务时间窗偏离目标是一致的;  $-LP2$  表示在考虑原方案的基础上最小化配送路径偏离程度, 包括: 新派车辆路径变动和原有车辆路径变动;  $-LP3$  表示最小化物流提供商成本偏离程度, 包括路径增减成本、直接配车救援成本和取消客户服务成本。

约束条件 (9) 表示参数调整后各任务点需求量不能超过车辆当前容量; (10) 表示必须首先对虚拟客户点进行服务; (11) 表示新旧方案中路径偏离参数的定义, 由新方案中增加的路径、原方案中删除的路径和未变动的路径构成; (12) 表示服务水平的最低约束, 保证客户满意度不低于最低值; (13) 表示虚拟客户点的服务水平恒定为 1; (14) 表示模糊时间窗约束下车辆早到造成的硬性等待时间; (15) 为车辆到达客户点的时间表达式; (16) 表示模糊时间窗下服务开始时间的约束; (17) 表示每个任务点最多只能被服务一次;

(18) 表示救援时最大可用车辆数; (19 - 20) 表示车辆必须从配送中心出发最终回到配送中心。受干扰事件出现次数、频率和可用车辆数目限制, 当存在不能服务的客户点时, 模型在限定客户满意度内可调整服务水平参数, 以服务尽量多的客户。

### 3 混合遗传算法

传统的基于硬时间窗的车辆调度问题求解时只是考虑客户能否在规定的时间内被服务, 不考虑客户最优服务时间即客户的服务开始时间  $S_i = \text{Max}(A_i, ET_i)$ , 而本文不仅要考虑客户可行的服务时间, 同时也要考虑客户最优的服务时间, 最大化配送方案中客户的满意度, 服务开始时间  $\text{Max}(A_i, \text{Inf}(i, \theta)) \leq S_i \leq \text{Sup}(i, \theta)$ 。

#### 3.1 编码机制

目前在车辆调度领域, 主要有基于车辆行驶路径的编码方式和基于客户的编码方式<sup>[26]</sup>。这两种编码方式都要求所有的客户被服务, 但对于本文带有干扰信息的车辆调度问题, 由于服务时间的要求, 并不是所有客户都能得到服务。同时, 如何对模糊时间窗进行处理以满足首要目标函数——最大化客户满意度, 也是这两种编码方式难以解决的。

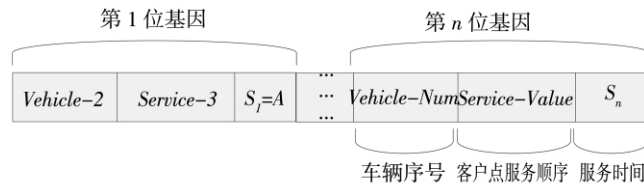


图 1 染色体表示

Fig. 1 Representation of chromosome

为处理以上问题, 本文对基于客户的编码方式进行了改进, 提出一种新的染色体编码。染色体表示为基因序列  $(G_1, G_2, \dots, G_N)$ , 其中每一个基因代表一个客户, 由车辆编号  $Vehicle - Num$ 、服务顺序值  $Service - Value$  和服务开始时间  $S_i$  三部分构成, 表示客户  $i$  由编号为  $Vehicle - Num$  的车辆服务, 被该车辆服务的顺序由  $Service - Value$  值决定, 服务开始时间为  $S_i$ , 如图 1 所示。以第一位基因为例, 它表示染色体中第一个基因 (客户点) 将

由车辆 2 进行服务, 被服务的顺序为第三, 服务开始时间为  $A$ 。

与传统基于客户的编码方式不同, 基因  $G_i$  中的  $S_i$  用于与模糊优化程序结合, 实现对问题模糊特征的优化。同时, 在极端情况下不是所有的客户都能得到服务, 因此本文对服务顺序值的取值范围进行限定, 能被服务客户点的  $Service - Value$  为自然数, 不能被服务客户点的  $Service - Value$  为 0。

### 3.2 种群初始化及模糊优化程序

由于不仅要考虑客户可行的服务时间,也要考虑客户最优的服务时间,所以种群初始化主要由产生初始可行的染色体和采用模糊优化程序对可行染色体的服务开始时间进行局部调整两部分构成.第二部分用于实现服务开始时间趋近于客户的期望服务时间  $[ET_i, LT_i]$ .

#### 1) 初始可行的染色体

采用顺序插入启发式法构造初始的可行染色体并依据种子客户点选取规则选择第一个客户,在满足服务时间、车载容量等约束的前提下把客户点插入到当前可行的染色体中并计算各客户点的最早服务开始时间.客户点在路径中插入的位置通过改进所罗门提出的插入启发式算法的第二类来实现.

设  $(i_0, i_1, i_2, \dots, i_T)$  表示由  $T - 1$  个客户点构成的路径,其中  $i_0 = i_T$  表示车场,同时假定  $w$  为路径中尚未添加的客户点,通过计算距离和时间的加权偏差最小来确定其最佳插入的位置,具体表达式如下.

$$c(i(w), w, j(u)) = \min\{c(i_{p-1}, w, i_p)\}, \quad p = 1, \dots, T \quad (21)$$

其中  $c(i, w, j) = \alpha_1 \times c_1(i, w, j) + \alpha_2 \times c_2(i, w, j)$ ,  $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ ,  $\alpha_1, \alpha_2 \geq 0$ , 且  $c_1(i, w, j) = d_{iw} + d_{wj} - \alpha d_{ij}$  表示插入客户点  $w$  后路径增加的里程数;  $c_2(i, w, j) = A_{wj} - A_j$  表示为插入点后第一个客户  $j$  在客户  $w$  插入前后的服务时间差.  $d_{ij}$  表示客户点之间的距离,  $A_j$  表示未插入客户点  $w$  前车辆到达  $j$  的时间,  $A_{wj}$  表示插入客户点  $w$  后车辆到达的时间.

如果当前染色体路径中无法插入新的客户,则再选择一个新的种子客户点,初始化一条新的可行染色体,如此循环,直到构造出给定数量的种群.种群中基因的 *Vehicle - Num* 和 *Service - Value* 值随机生成.种子客户点的选取遵循以下规则:  
(1) Rule1: 距离配送中心最远的客户点;  
(2) Rule2: 服务时间要求  $[ET_i, LT_i]$  最窄的客户点.选择 Rule1 是因为距离配送中心最远的客户点在构建初始可行路径时仅有几个可行的插入位置,如果不在构造初始阶段进行考虑,最后将只能构造一个单独的访问路径,增加更多的配送车辆;

选择 Rule2 是因为它的服务时间要求弹性最差,供选择的服务开始时间较小,需提前安排,否则很难满足要求.本文交替使用这两个规则选取种子客户点.

#### 2) 模糊优化程序

基于(1)产生的可行染色体中每个客户的服务开始时间都是其最早的可开始服务时间,并不是最优的.因此有必要在不改变染色体可行性的条件下,寻找使客户整体满意度最高的最优服务开始时间.本文在对文献[15]、[27]进行改进和拓展的基础上提出适应类梯形模糊时间窗的优化程序.基本原理是以路径计划中的紧路径为基本处理对象,对  $S_i$  进行局部调整,使其最大程度地靠近客户的期望服务时间.所谓紧路径  $P$  是指任何相邻客户间都没有等待时间的客户序列.局部调整的步骤如图2所示.

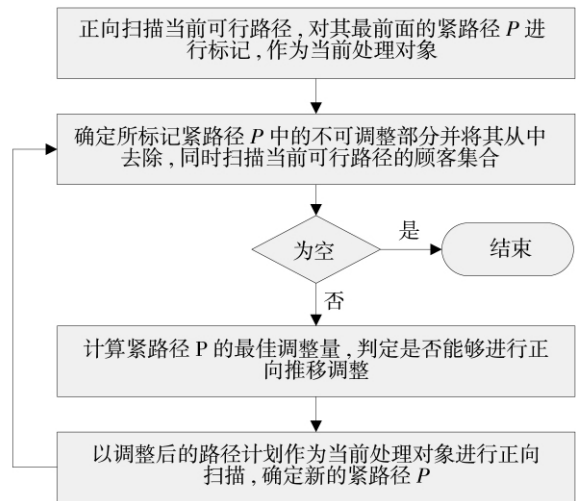


图2 局部调整流程图

Fig. 2 Flowchart of local adjustment

所谓紧路径中不可调整部分是指对该部分的任何调整都会造成路径在时间上的不可行,或导致客户整体满意度的下降.设  $C$  为紧路径  $P$  中客户点  $i$  的集合,  $i-th (th = 1, 2, \dots, |C|)$  为客户点  $i$  在紧路径  $P$  中的顺序值,  $U'_{i-th}(S_i)$  为紧路径  $P$  中第  $th$  个客户点  $i$  在  $S_i$  时刻被服务时满意度函数  $U(S_i)$  的斜率.紧路径  $P$  中不可调整部分的确定规则如下:若存在

$$Du = \text{Min}\left\{ \sum_{th=1}^{\gamma} U'_{i-th}(S_i) g_{i-th} / \sum_{th=1}^{\gamma} g_{i-th} < 0 \mid \forall i \in C, \gamma = 1, 2, \dots, |C| \right\} \quad (22)$$

并且

$$\vartheta = \text{Max}\{\gamma | \sum_{th=1}^{\gamma} U'_{i-th}(S_i) \cdot g_{i-th} / \sum_{th=1}^{\gamma} g_{i-th} = Du, \forall i \in C, \gamma = 1, 2, \dots, |C|\} \quad (23)$$

则  $\{i-1, i-2, \dots, i-th, \dots, i-\vartheta | i \in C, 1 \leq \vartheta \leq |C|\}$  构成当前紧路径  $P$  的不可调整部分, 而其余部分可以进行整体调整. 设  $P'$  为去除不可调整部分后的当前紧路径,  $C'$  为其客户点集合,  $|C'|$  为集合  $C'$  中的元素数量, 则  $P'$  中客户  $i-th$  的可能调整量为

$$\Delta t_{i-th} = \begin{cases} ET_i - S_i & \text{Inf}(i, \theta) \leq S_i < ET_i \\ LT_i - S_i & ET_i \leq S_i \leq LT_i \\ \text{Sup}(i, \theta) - S_i & LT_i < S_i \leq \text{sup}(i, \theta) \end{cases} \quad (24)$$

设  $WT$  为紧路径  $P'$  后第一个非零等待时间, 则若存在

$$U' = \sum_{i \in C'} U'_{i-th}(S_i) \cdot g_{i-th} / \sum_{i \in C'} g_{i-th} > 0, \quad th = 1, \dots, |C'| \quad (25)$$

则紧路径  $P'$  中客户服务开始时间可以进行调整, 并且调整后路径中客户整体满意度可以增加, 局部调整量为

$$t_{adjust} = \text{Min}\{\text{Min}(\Delta t_{i-th}), WT\}, i \in C', \quad th = 1, \dots, |C'| \quad (26)$$

### 3.3 遗传操作

#### 1) 选择操作

采用轮盘赌选择操作与最优个体策略以加快算法收敛速度, 并通过计算种群中个体的适应度值来确定其在子代中出现的概率. 最优个体策略将把每代种群中适应度值最大的个体直接保留到子代中, 个体的适应度值按比例转换为被选择的概率.

#### 2) 交叉操作

基于编码方式和初始种群的构造, 本文的交叉操作将基于连续插入启发式算法进行, 产生新的种群个体. 在交叉操作的过程, 同样要用 3.2.1 中客户的最佳插入位置判定规则和 3.2.2 的模糊优化程序对最优开始服务时间进行调整. 具体步骤为: ① 随机选择配对个体, 选取一个父代个体最右侧的客户作为下一代个体的初始客户点, 并

把另一个父代个体中相同客户点转移到该染色体的最后一位; ② 移除父代配对个体中被选中的客户点, 形成一个新子代个体的基因位, 并计算其相应的最早可用服务时间; ③ 从候选客户点中选择插入成本较小的一个, 并采用 3.2.1 方法确定其在子代个体中的最佳插入位置; ④ 满足车载容量、客户满意度的条件下, 计算其最早的服务开始时间, 如果不可行则等待构造一个新的子代个体; ⑤ 重复以上步骤, 直到构造出足够的子代个体数量. 完成上述 ①—⑤ 后, 采用 3.2.2 中的模糊优化程序确定每个客户的最佳服务开始时间.

#### 3) 变异操作

与二进制编码的变异操作不同, 本文的变异主要是针对个体某个基因的值进行随机操作, 即基因的车辆编号  $Vehicle - Num$  和服务顺序值  $Service - Value$  的值是随机生成的, 同时要采用模糊优化程序确定最优的服务开始时间. 由于采用基于虚拟客户点的转化策略, 变异操作时需要保证种群中所有个体中虚拟客户点进行“原保护”策略: ① 虚拟客户点的车辆编号  $Vehicle - Num$  值为  $k$ , 服务顺序值  $Service - Value$  值为 1; ② 种群中其他非虚拟客户点的  $Service - Value > 1$ . 采用策略 ① 是为保证在途配送车辆从干扰发生时的位置出发, 满足基于虚拟客户点的转化策略的约束; 采用策略 ② 是对虚拟客户点和真正的客户点进行区别对待.

### 3.4 约束处理与适应度函数

由于路径计划中服务时间和车载容量约束的存在, 本文将其作为惩罚项加入到优化函数中构建目标函数  $LP$ , 并设定其为第一优先级目标即要求在满足服务时间和车载容量约束的前提下才能进行后续的优化操作, 然后采用基于排序的适应度值分配方法来评价每个染色体的值.  $LP$  表达式如下.

$$LP: \tau \cdot \sum_{i \in R} \text{Max}(\text{Inf}(i, \theta) - A_i, \rho) + \eta \cdot (\sum_{i \in R} \text{Max}(A_i - \text{Sup}(i, \theta), \rho) + \text{Max}(\sum_{k \in V} \sum_{i \in R} y_{ik} \cdot g_i^{NP} - Q_k^{NP}, \rho)) \quad (27)$$

其中  $\tau$  和  $\eta$  为违背约束的惩罚系数. 约束处理及适应度函数具体的确定步骤如下:

步骤 1 将  $LP$  设定为第一优先级目标, 而其



他目标优先级依次降一级,即每个个体存在四个目标:  $\text{Max}\{-LP, -LP1, -LP2, -LP3\}$  并根据上述目标函数分别计算种群中每个个体的目标函数值.

步骤 2 依据第一优先级目标函数值对种群中的个体进行排序. 如果某些个体具有相同的目标函数值,则根据它们的第二优先级目标函数值进行排序,如此进行,直到种群所有个体排序完成. 对于种群中不能按照四级目标函数完成排序的个体进行随机排序.

步骤 3 为每个个体分配基于排序的适应值.  $N$  为个体总数,  $x_i$  为种群的第  $i$  个个体,  $R(x_i)$  为其在种群所有个体中的优劣排序后所得的序号,定义基于排序的适应值函数<sup>[28]</sup>如下.

$$E(x_i) = \begin{cases} (N - R(x_i))^2 & R(x_i) > 1 \\ \lambda \cdot N^2 & R(x_i) = 1 \end{cases} \quad (28)$$

其中  $\lambda$  为(1 2)区间的常数,用于加大个体最优时的函数值.

### 3.5 求解简化原则

由于车辆容量、客户满意度等约束的限制并不是所有的配送车辆都能够用于干扰事件的处理,因此本文在对模型求解时首选采用以下两条简化规则,去除暂时不可用的配送车辆,减小问题的求解规模.

#### 1) 车载容量约束规则

车载容量是一个硬性的约束条件,干扰事件发生后不能满足客户货物需求量的配送车辆将被去除. 具体判定条件: 对于  $i \in N$ , 当所有的  $g_i^{NP} > Q_k^{NP}$  时, 车辆  $k$  将违反容量约束规则, 模型求解中放弃使用该配送车辆; 假如存在任意一个  $i \in N$ , 并且  $g_i^{NP} \leq Q_k^{NP}$ , 该车辆将被保留.

#### 2) 客户满意度规则

在配送过程中只有满足客户最低满意度的配送车辆才能够用于对干扰事件的救援,对于无法满足客户最低满意度的车辆,模型求解时将被放弃. 具体判定条件: 假设干扰发生后,对于  $i \in \text{Route}(k)$ , 当存在任意一个车辆  $k$  所服务的配送路径中的客户点满意度  $U(S_i) < \theta$ ,  $LT_i < A_i \leq ELT_i$  时, 配送车辆  $k$  将从候选救援车辆中删除; 对所有服务的客户点均满足  $U(S_i) \geq \theta$  的配送车辆才能够保留.

只有同时满足(1) 车载容量约束规则和(2) 客户满意度规则的配送车辆才能用于对干扰事件的处理.

## 4 数值实验

从基于模糊时间窗的车辆调度和基于模糊时间窗的车辆调度干扰管理两部分对模型、算法进行验证. 基于模糊时间窗的车辆调度问题实验主要用于验证时间窗模糊化处理的应用价值及混合遗传算法的有效性; 基于模糊时间窗的车辆调度干扰管理问题实验主要从基于模糊时间窗的 VRP 重调度模型、基于硬时间窗的 VRP 干扰管理模型和基于模糊时间窗的 VRP 干扰管理模型三个方面进行对比分析,以验证模型及算法的有效性.

### 4.1 基于模糊时间窗的车辆调度算例验证

为实现对“基于模糊时间窗车辆调度问题”的验证,本文需对组合干扰管理模型和算法进行如下调整: 第一、忽略目标函数  $LP1$ , 并设置目标函数  $LP3$  中的派车惩罚系数  $C_1 = 0$ ; 第二、去除约束条件(10) 和(13), 并设定初始方案路径集合  $OP = \emptyset$ ; 第三、算法中适应度函数依据目标函数的调整做出相应变动. 以上措施目的是使基于模糊时间窗的组合干扰管理模型转换为一般意义上的基于模糊时间窗的 VRP 模型.

目前对基于模糊时间窗的车辆调度问题尚未有标准的验证数据,为验证模型及算法的有效性,本文通过时间窗扩展获得初始数据,模糊时间窗表示为  $[EET, ET, LT, ELT]$  形式,  $ET$  与  $LT$  为硬时间窗的起止时间. 从 Solomon 题库所列的六类例题中,每一类随机选取 3 个问题进行测试,对 Solomon 100 个顾客点的数据进行了实验,时间窗向两端各扩展 100 min.

在 MATLAB 里实现了本文算法,其中  $GA$  参数设置中种群规模  $N = 80$ ; 交叉概率  $P_x = 0.80$ ; 变异概率  $P_m = 0.07$ ; 最大迭代数  $Gen = 500$ . 顾客最低服务水平  $\theta = 0.85$ . 表 1 在车辆使用数目和行驶里程方面与已知文献[29 30]的最优结果进行了对比.

表 1 本文优化结果与已有文献最优结果对比  
Table 1 Comparisons of experimental results with the best

数据		经典车辆调度的最优结果			本文的优化结果		
		车辆数	里程数	作者	车辆数	里程数	客户满意度
R1	01	19	1 645.79	H (2 000)	12	1 321.38	86%
	02	17	1 486.12	RT(1995)	11	1 261.40	89%
	05	14	1 377.11	RT(1995)	11	1 183.20	90%
R2	01	4	1 252.37	HG(1999)	3	1 107.43	91%
	02	3	1 198.45	HG(1999)	3	1 168.47	93%
	06	3	833.00	T(1994)	3	1 010.96	100%
C1	01	10	828.94	RT(1995)	10	828.94	100%
	05	10	828.94	RT(1995)	10	828.94	98%
	06	10	828.94	RT(1995)	10	883.83	95%
C2	01	3	591.56	PB(1996)	3	591.17	98%
	05	3	591.17	PB(1995)	3	588.49	91%
	08	3	588.32	RT(1995)	3	588.88	93%
RC1	01	14	1 696.94	TB(1997)	10	1 230.64	87%
	05	13	1 629.44	BBB(2001)	10	1 236.40	90%
	06	11	1 424.73	BBB(2001)	10	1 131.87	92%
RC2	01	4	1 249.00	T(1994)	3	1 203.45	90%
	05	4	1 302.42	HG(1999)	3	1 285.00	88%
	08	3	833.97	RT(1995)	3	833.37	94%

从表 1 中可以发现在设定的可接受顾客满意水平下,基于模糊时间窗的调度方法在车辆使用数目和行驶里程方面都得到了一定程度的降低,使用车辆数目最大减少达到了 37%,行驶里程最多减少了 20%。由于 Solomon 数据中 C1 和 C2 是经聚类处理产生,顾客点分布集中,导致测试中车辆数目减少不十分明显,但可以发现时间窗模糊化处理方法 C1 和 C2 的多组优化结果在维持较高的满意度水平下已接近或达到目前最优。

此外,时间窗模糊化处理在 R1、C1、RC1 中的应用效果优于 R2、C2、RC2,主要原因是前类数据中时间窗宽度较窄,车载容量小,调度计划受时间窗的影响较大,可利用的计划松弛时间较少,而后类数据中时间窗跨度较大,车载容量大,配送车辆将服务众多顾客点,配送任务安排过于紧凑。

#### 4.2 基于模糊时间窗的车辆调度干扰管理算例验证

由于标准验证数据的缺乏,本文把文献[31]中的时间窗进行扩展获得初始数据,若  $|LT - ET| \leq 70$  表示客户对时间窗较敏感,硬时间窗向两端各扩展 30 min,即  $EET = \text{Max}\{ET - 30, 0\}$ ,  $ELT = LT + 30$ ; 若  $|LT - ET| > 70$  表示客户对时间窗较不敏感,硬时间窗向两端各扩展 50 分钟,初始数据如表 2,客户标号 0 代表车场。设车场配送车辆数目为 8,最大载重量均为 5t,客户之间及客户与车场之间为直线距离,车辆速度为 1,行驶成本等于行驶距离,忽略客户点处的服务时间。

初始方案基于硬时间窗  $[ET, LT]$  生成,最优配送路径为: 0 - 8 - 2 - 11 - 1 - 4 - 0; 0 - 13 - 7 - 6 - 0; 0 - 3 - 12 - 14 - 15 - 0; 0 - 10 - 5 - 9 - 0, 成本为 585.77。

表 2 客户点与配送中心初始数据

Table 2 Data of customers and depot

客户	坐标(x, y)	需求量( $g_i$ )/t	模糊时间窗
0	(50, 50)	0	[0, $\rho$ , $+\infty$ , $+\infty$ ]
1	(19, 0)	1.00	[44, 74, 144, 174]
2	(33, 3)	1.80	[28, 58, 128, 158]
3	(35, 21)	1.10	[0, 15, 85, 115]
4	(53, 19)	0.60	[66, 96, 166, 196]
5	(70, 94)	1.90	[17, 47, 117, 148]
6	(27, 44)	1.40	[55, 85, 155, 185]
7	(10, 69)	1.20	[0, 21, 91, 121]
8	(56, 4)	0.20	[0, 9, 79, 109]
9	(16, 81)	1.70	[7, 37, 107, 137]
10	(68, 76)	0.80	[0, 21, 121, 171]
11	(41, 10)	0.90	[24, 74, 174, 224]
12	(83, 43)	0.80	[8, 58, 158, 208]
13	(25, 91)	1.90	[0, 15, 125, 175]
14	(73, 29)	1.60	[6, 56, 156, 206]
15	(70, 18)	0.90	[37, 87, 187, 237]

4.2.1 组合扰动数据

物流配送中当车辆运行到 32.65 时刻,客户点 4、8、11、14 要求变动各自的需求信息,并产生一个新客户点 16,具体变动信息如表 3 所示,粗斜体表示变动后的数据.干扰发生后基于模糊时间窗的救援方案中要设定客户满意度水平参数的最小值,以防止因客户满意度太低而导致客户流失.

表 3 各配送点需求变动

Table 3 Changes of customers' requests

客户	坐标(x, y)	需求量( $g_i$ )/t	模糊时间窗
4	(53, 19)	1.60	[2, 32, 82, 112]
8	(56, 4)	1.40	[0, 9, 79, 109]
11	(41, 7)	0.90	[10, 40, 90, 120]
14	(73, 29)	1.80	[20, 50, 110, 140]
16	(55, 60)	2.50	[0, 30, 70, 100]

表 4 结果对比

Table 4 Results comparison

		车辆数目	路径偏离数	救援成本	整体满意度
重调度	R-FTW	6	23	642.31	93%
干扰管理	D-HTW	7	13	825.14	100%
	D-FTW	6	9	653.82	96%
D-FTW	D-FTW 与 R-FTW 比较	0	61%	-2%	3%
费用节省	D-FTW 与 D-HTW 比较	14%	31%	21%	-4%

4.2.2 实验结果

本文具体参数设置如下:GA 参数设置中种群规模  $N = 100$ ;交叉概率  $P_x = 0.75$ ;变异概率  $P_m = 0.07$ ;最大迭代次数  $Gen = 400$ ,干扰发生后客户最低满意度  $\theta = 0.85$ ,客户的时间敏感系数  $\beta = 1.0$ ,路径变动惩罚系数  $\mu = 3$ ,取消服务的单位惩罚成本  $C_2 = 20$ ,程序计算时间为 246.3s.

1) 基于模糊时间窗的重调度实验结果(R-FTW).模糊时间窗采用表 2 和表 3 中  $[EET, ET, LT, ELT]$  的数据,重新调度以物流配送费用最少为目标,优化目标函数  $\text{Max}\{-LP3, LP1\}$ ,忽略目标  $LP2$ .最终配送路径为:0 -  $\alpha$  - 8 - 2 - 1 - 0; 0 - 7 - 9 - 6 - 0; 0 -  $\alpha$  - 4 - 12 - 15 - 0; 0 -  $\alpha$  - 5 - 0; 0 - 11 - 14 - 0; 0 - 16 - 13 - 0,  $\alpha$  代表虚拟客户点,总体客户满意度为 93%.

2) 基于模糊时间窗的干扰管理实验结果(D-FTW).模糊时间窗采用表 2 和表 3 中  $[EET, ET, LT, ELT]$  的数据,经过多次优化计算后调度方案:0 -  $\alpha$  - 8 - 2 - 1 - 0; 0 -  $\alpha$  - 13 - 7 - 6 - 0; 0 -  $\alpha$  - 12 - 15 - 0; 0 -  $\alpha$  - 5 - 9 - 0; 0 - 16 - 11 - 0; 0 - 14 - 4 - 0. 总体客户满意度为 96%.

3) 基于硬时间窗的干扰管理实验结果(D-HTW).时间窗采用表 2 和表 3 中  $[ET, LT]$  的数据,设置各客户满意度参数为 100%.最优配送方案:0 -  $\alpha$  - 8 - 2 - 0; 0 -  $\alpha$  - 13 - 7 - 6 - 0; 0 -  $\alpha$  - 12 - 15 - 0; 0 -  $\alpha$  - 5 - 9 - 0; 0 - 4 - 11 - 0; 0 - 16 - 1 - 0; 0 - 14 - 0.经上述算法求解后总体客户满意度为 100%,但是使用车辆数目变为 7 (较 1) 和 2) 多派出一救援车辆.

表 4 是对基于硬时间窗和模糊时间窗的优化方案在使用车辆数目、路径偏离、调度成本以及客户满意度等方面进行了统计分析.

### 4.2.3 结果分析

(1) 救援方案方面,从D-FTW与R-FTW的比较中可以发现,干扰管理方法中客户整体满意度水平提高3%,路径偏离更是减少61%,而在救援成本方面仅略高于重调度方法2%,充分说明了本研究方法处理车辆调度组合干扰问题时在保持原方案方面的有效性。

(2) 时间窗模糊化处理方面,从D-FTW与D-HTW的比较中可以发现,通过时间窗模糊化处理原硬时间窗车辆调度中的干扰问题在不低于最低满意度的条件下得到了有效解决,而且车辆数目对救援方案的影响减少14%,救援成本节省21%。虽然两种救援方案中有3条配送路径相同,但其余配送路径中车辆服务客户点的数目和顺序都出现了较大的变动,而且D-FTW救援方案中车辆的空间利用率较高,服务客户点数目分布较均匀。

## 5 结束语

本文以干扰管理思想和模糊理论为基础,对带有模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理模型及其混合遗传算法进行了研究,得出如下主要结论:

(1) 重调度方法虽然可以实现系统成本的最

优,但会给整个配送系统带来巨大扰动,甚至使得原配送方案变得不可行;干扰管理以原方案为输入信息,以干扰发生时的状态为基础,能够快速生成对系统扰动最小兼顾费用较省的调度方案。

(2) 受硬时间窗严格约束的影响,基于硬时间窗的干扰处理方法会给配送系统带来更大的恢复成本,同时可能由于配送车辆资源的限制,某些客户不能被服务。通过时间窗模糊化,可以使硬时间窗车辆调度中的干扰问题在不低于最低满意度的条件下得到了有效解决。

(3) 最佳客户插入规则与遗传算法的结合可以克服传统种群初始化中可行解概率低的问题;同时模糊优化程序可通过对遗传算子中服务开始时间调整实现对三角及梯形模糊时间窗的有效处理。

(4) 基于干扰恢复问题转换策略的车辆调度救援建模方法及干扰度量方法同样适用于其他类型(运力受损、货物损坏等)的车辆调度干扰管理建模。值得注意的是,硬时间窗是模糊时间窗的一种特殊形式,通过设定客户满意度参数恒定为100%,本文也可以处理硬时间窗下组合干扰的车辆调度问题。同时,客户满意度参数的可调性为灵活解决多客户类型的车辆调度问题提供了可能。

### 参考文献:

- [1] Dantzig G B, Ramser J H. The truck dispatching problem [J]. *Management Science*, 1959, 6(1): 80-91.
- [2] Garey M R, Johnson D S. *Computers and Intractability: A Guide to Theory of NP-Completeness* [M]. San Francisco: W. H. Freeman and Company, 1979: 17-38.
- [3] Refael Hassin, Shlomi Rubinstein. On the complexity of the k-customer vehicle routing problem [J]. *Operations Research Letters*, 2005, 33(1): 71-76.
- [4] David Mester, Olli Bräysy, Wout Dullaert. A multi-parametric evolution strategies algorithm for vehicle routing problems [J]. *Expert Systems with Applications*, 2007, 32(02): 508-517.
- [5] Gabriel Gutiérrez-Jarpa, Guy Desaulniers, Gilbert Laporte, et al. A branch-and-price algorithm for the vehicle routing problem with deliveries, selective pickups and time windows [J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 206(2): 341-349.
- [6] 李 军. 有时间窗的车辆调度问题的网络启发式算法 [J]. *系统工程*, 1999, 17(2): 66-71.  
Li Jun. Network heuristics for vehicle scheduling problem with time windows [J]. *Systems Engineering*, 1999, 17(2): 66-71. (in Chinese)
- [7] 胡祥培, 黄敏芳, Zeng Amy Z. 环状区域的车辆路径方案生成系统及优化模型 [J]. *管理科学学报*, 2008, 11(6): 103-111.  
Hu Xiang-pei, Huang Min-fang, Zeng Amy Z. Scheme generation system and integer programming model for vehicle routing

- problem with circular-area distribution[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2008, 11(6): 103 – 111. (in Chinese)
- [8] Koskosisidis Y A, Powell W B, Solomon M M. An optimization-based heuristic for vehicle routing and scheduling with soft time window constraints[J]. *Transportation Science*, 1992, 26(2): 69 – 85.
- [9] George Ioannou, Manolis Kritikos, Gregory Prastacos. A problem generator-solver heuristic for vehicle routing with soft time windows [J]. *Omega*, 2003, 31(1): 41 – 53.
- [10] Calvete H I, Carmen Galé, María-José Oliveros, et al. A goal programming approach to vehicle routing problems with soft time windows [J]. *European Journal of Operational Research*, 2007, 177(3): 1720 – 1733.
- [11] A G Qureshi, E Taniguchi, T Yamada. An exact solution approach for vehicle routing and scheduling problems with soft time windows [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2009, 45(6): 960 – 977.
- [12] 邓爱民, 毛超, 周彦霖. 带软时间窗的集配货一体化 VRP 改进模拟退火算法优化研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2009, 29(5): 186 – 192.  
Deng Ai-min, Mao Chao, Zhou Yan-ting. Optimizing research of an improved simulated annealing algorithm to soft time windows vehicle routing problem with pick-up and delivery [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2009, 29(5): 186 – 192. (in Chinese)
- [13] Wang Hsiao-Fan, Wen Yu-Pin. Time-constrained Chinese postman problems [J]. *Computers & Mathematics with Applications*, 2002, 44(34): 375 – 387.
- [14] 张建勇, 李军, 郭耀煌. 具有模糊预约时间的 VRP 混合遗传算法[J]. *管理科学学报*, 2005, 8(3): 64 – 71.  
Zhang Jian-yong, Li Jun, Guo Yao-huang. Hybrid genetic algorithm to vehicle routing problem with fuzzy due-time [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2005, 8(3): 64 – 71. (in Chinese)
- [15] 张建勇, 李军, 郭耀煌. 带模糊预约时间的动态 VRP 的插入启发式算法[J]. *西南交通大学学报*, 2008, 43(1): 108 – 114.  
Zhang Jian-yong, Li Jun, Guo Yao-huang. Insertion heuristic algorithm for dynamic vehicle routing problem with fuzzy due-time [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2008, 43(1): 108 – 114. (in Chinese)
- [16] Tang Jia-fu, Pan Zhen-dong, Fung Richard Y K, et al. Vehicle routing problem with fuzzy time windows [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2009, 160(5): 683 – 695.
- [17] Wang Xuping, Zhang Kai and Yang Deli. Disruption management of urgency vehicle routing problem with fuzzy time window [J]. *ICIC Express Letters*, 2009, 3(4A): 883 – 890.
- [18] Li Jing Quan, Denis Borenstein, Mirchandani P B. A decision support system for the single depot vehicle rescheduling problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2007, 34(4): 1008 – 1032.
- [19] 王旭坪, 许传磊, 胡祥培. 有客户时间窗和发货量变化的车辆调度干扰管理研究[J]. *管理科学*, 2008, 21(5): 111 – 120.  
Wang Xu-ping, Xu Chuan-lei, Hu Xiang-pei. Study on disruption management of vehicle routing problem with the changes of time windows and delivery weight of customers [J]. *Journal of Management Sciences*, 2008, 21(5): 111 – 120. (in Chinese)
- [20] Jeans Clausen, Jesper Larsen, Allan Larsen, et al. Disruption management operation research between planning and execution [J]. *OR/MS*, 2001, 28(5): 40 – 51.
- [21] Yu Gang, Qi Xiangtong. *Disruption Management: Framework, Models and Application* [M]. Singapore: World Scientific Publishing Company, 2004.
- [22] 胡祥培, 张漪, 丁秋雷, 等. 干扰管理模型及其算法的研究进展[J]. *系统工程理论与实践*, 2008, 10(2): 40 – 46.  
Hu Xiang-pei, Zhang Yi, Ding Qiu-lei, et al. Review on disruption management model and its algorithm [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2008, 10(2): 40 – 46. (in Chinese)
- [23] 曹二保, 赖明勇. 成本和需求同时扰动时供应链协调合约研究[J]. *管理科学学报*, 2010, 13(7): 9 – 15.  
Cao Er-bao, Lai Ming-yong. Research on coordination mechanism of supply chains when demand and cost are disrupted [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2010, 13(7): 9 – 15. (in Chinese)
- [24] Li Jian, Wang Shouyang, Cheng T C E. Competition and cooperation in a single-retailer two-supplier supply chain with

- supply disruption [J]. *International Journal of Production Economics*, 2010, 124(1): 137–150.
- [25] 王旭坪, 牛君, 胡祥培, 等. 车辆路径问题的毁坏救援策略[J]. *系统工程理论与实践*, 2007, 27(12): 104–111.  
Wang Xu-ping, Niu Jun, Hu Xiang-pei, et al. Rescue strategies of the VRPTW disruption [J]. *Systems Engineering: Theory & Practice*, 2007, 27(12): 104–111. (in Chinese)
- [26] 王旭坪, 杨德礼, 许传磊. 有客户需求变动的车辆调度干扰管理研究[J]. *运筹与管理*, 2009, 18(4): 16–24.  
Wang Xu-ping, Yang De-li, Xu Chuan-lei. Study on disruption management for vehicle routing problem with the request changes of customers [J]. *Operations Research and Management Science*, 2009, 18(4): 16–24. (in Chinese)
- [27] 孔媛, 唐加福, 牟立峰, 等. 航空票务公司免费接送服务中的车次调度模型及算法[J]. *管理工程学报*, 2010, 24(03): 156–160.  
Kong Yuan, Tang Jia-fu, Mu Li-feng, et al. Free service in flight ticket sales company: Vehicle scheduling problem [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2010, 24(03): 156–160. (in Chinese)
- [28] 许传磊. 物流配送客户时间窗变动干扰管理研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.  
Xu Chuan-lei. Study on disruption management for customer time window changes in logistics [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. (in Chinese)
- [29] Tan K C, Lee L H, Ou K. Artificial intelligence heuristics in solving vehicle routing problems with time window constraints [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2001, 14(6): 825–837.
- [30] 宋伟刚, 王聪, 赵玲. 大规模客户车辆调度问题启发式算法研究[J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(14): 3696–3701.  
Song Wei-gang, Wang Cong, Zhao Ling. Heuristic method for vehicle routing problem with large scale customers [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(14): 3696–3701. (in Chinese)
- [31] 钟石泉, 贺国光. 有时间窗约束车辆调度优化的一种禁忌搜索算法[J]. *系统工程理论方法应用*, 2005, 14(6): 522–526.  
Zhong Shi-quan, He Guo-guang. A tabu search algorithm for vehicle scheduling problem with time windows [J]. *Systems Engineering: Theory Methodology Applications*, 2005, 14(6): 522–526. (in Chinese)

## Study on combinational disruption management for vehicle routing problem with fuzzy time windows

WANG Xu-ping, RUAN Jun-hu, ZHANG Kai, MA Chao

Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116023, China

**Abstract:** One-class combinational disruption management model for vehicle routing problem with fuzzy time windows and its hybrid genetic algorithm were studied. After developing the fuzzy processing of time windows and describing customers' satisfaction level by a fuzzy membership function, the paper analyzed the combinational disruptions for vehicle routing problem, and presented methods of disruptions identification and measurement which considered synthetically distribution paths, distribution costs and customer satisfaction levels according to disruption management thoughts, and put forward a disruption recovery model for combinational disruptions. The heuristic insertion rule and genetic algorithm were combined to solve the proposed multi-objective model and a fuzzy optimization procedure was embedded to deal with fuzzy features of the problem. Computational experiments were carried out to examine the model and the algorithm.

**Key words:** vehicle routing problem; fuzzy time windows; disruption management; combinational disruption; hybrid genetic algorithm