



顾客时间窗变化的多车场 车辆调度干扰管理模型研究

王征¹, 王建军², 杨文超²

1 大连理工大学 软件学院, 辽宁 大连 116620

2 大连理工大学 系统工程研究所, 辽宁 大连 116024

摘要:为解决物流配送过程中某顾客时间窗变化而导致的物流配送难以按照原计划实现的难题,运用干扰管理方法,针对多车场带时间窗的物流配送车辆路径问题,提出包含顾客配送时间总偏离度、配送总成本、新路径方案与初始路径计划偏差量、最长行驶时间违反总量4个因素的扰动程度度量方法;以顾客时间窗变化这类干扰事件发生时的问题状态为基础,以系统整体扰动最小化为目标,建立问题的目标规划数学模型;针对这一复杂模型,提出基于特定邻域结构及其寻优概率的变邻域搜索算法;最后在标准算例上使用变邻域搜索算法与其他文献算法进行比较分析,结果表明该变邻域搜索算法对于干扰事件发生后的车辆路线重排结果在系统整体扰动程度方面明显优于其他文献的算法。

关键词:顾客时间窗;车辆路径问题;物流配送;干扰管理;变邻域搜索算法

中图分类号:C931

文献标识码:A

文章编号:1672-0334(2010)03-0103-10

1 引言

车辆路径问题(vehicle routing problem, VRP)是一类经典的组合优化难题,它将实际物流活动与运筹学、应用数学、物流科学等多种学科理论方法紧密的结合在一起,因而该问题无论在理论方面还是应用方面都具有重要的研究价值。

在实际物流活动中,VRP的条件经常会变化,这些变化不仅难以预测,而且往往会超出初始行车计划所能涵盖的问题范围,导致初始行车计划不可行,必须加以调整才能满足变化后的问题条件。在可能发生的诸多干扰事件中,顾客改变收货时间是最难预测的事件之一,不同顾客、甚至同一顾客在不同时段对改变收货时间的主观意愿完全不同,没有任何规律。这时,物流服务提供商虽然希望尽量满足顾客的要求,但也同时需要考虑配送系统的整体扰动,在兼顾系统扰动和顾客满意度等因素的基础上给顾客一个满意的答复。

2 相关研究评述

面对这类不确定性VRP,学者目前主要采取重

调度策略、基于预案的方法和随机、模糊的方法加以解决。重调度方法对干扰事件发生时的问题状态延用初始调度策略,对系统进行重新全局优化调整,虽然实现了全局费用最低,但可能因严重损害了顾客或驾驶员的局部利益,而对系统产生较大扰动^[1-3]。基于预案的方法中,预案所能涵盖的顾客时间变化以及当时车辆运行状态的情况相当有限,一旦实际与预案稍有偏差,预案将会失效^[4]。随机方法^[5-7]、模糊方法^[8-10]则通过预测未来可能发生的干扰事件,在初始计划的模型中就融入随机变量和模糊变量,使求解方案具有一定的抗干扰性。但顾客配送时间的临时改变是极难预测的,多数情况下预测的结果未必发生,所以该方法只是一种普遍意义上的干扰处理手段,缺乏具体干扰的针对性。

近年来出现的干扰管理思想为物流干扰事件的处理提供一个全新的思路,它将原计划情形考虑在内,以干扰事件发生时的状态为基础,快速生成对系统扰动最小的调整方案,兼顾费用最低。干扰管理的理论方法已被成功运用于航空、供应链、项目管理等多个领域,但在物流配送领域的研究刚刚开始^[11]。

收稿日期:2010-01-27 **修返日期:**2010-05-31

基金项目:国家自然科学基金(70801008,70671014);国家杰出青年基金(70725004);辽宁省博士启动基金(20071091,20081093)

作者简介:王征(1978-),男,辽宁大连人,毕业于大连理工大学管理学院,获博士学位,现为大连理工大学软件学院讲师,研究方向:物流配送、智能优化算法分析与设计等。E-mail:drwz@dlut.edu.cn

Potvin 等针对客户需求新增和行驶时间延迟这两类干扰事件,构建以车辆行驶时间、客户延迟服务时间、返回中心库房的延迟时间最小化为目标的数学模型^[12];Li 等使用配送中心的后备车辆解决受扰的物流配送问题,建立基于重调度策略的数学模型^[13];王明春等提出一种有时间窗 VRP 的扰动恢复策略^[14];王旭坪等针对顾客时间窗和发货量变化的车辆调度干扰管理问题建立模型和求解的遗传算法^[15];钟石泉等对有顾客时间窗和发货量变化的紧急车辆调度问题,设计基于实数编码的禁忌搜索算法,并通过设计虚拟车场等方法实现车辆的紧急调度^[16]。

上述成果在问题模型的构建方面进行探索,但由于问题的复杂性,模型的求解需要考虑干扰事件发生时的问题状态、初始的车辆路径计划以及包括顾客满意度和路径成本等因素在内的系统扰动程度,求解难度较大。现有成果对问题的解决多停留在扰动救援的定性处理策略方面,针对具有实际规模问题的求解效率和精度远未达到应用要求,解的质量和求解速度都亟待提高。面对这一研究现状,同时考虑到实际物流服务提供商往往拥有多个车场的情况,本研究探讨顾客时间窗变化这一干扰事件下多车场、带时间窗车辆路径问题(multiple depot VRP with time windows, MDVRPTW)的模型及其算法,旨在提高该领域干扰管理问题的求解效率和理论成果的实用价值,为物流服务提供商实时处理干扰事件提供决策支持。

3 问题描述

从图论角度,MDVRPTW 可定义在一张完全赋权图 $G, G = (V, A)$ 上, V 为所有顶点的集合, $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m, v_{m+1}, \dots, v_{m+n}\}$, A 为弧的集合, $A = \{(v_i, v_j) : v_i, v_j \in V, i \neq j\}$, 顶点 v_1 到 v_m 为 m 个车场, v_{m+1} 到 v_{m+n} 为 n 个顾客。每一顶点 $v_i \in V$ 都关联几个非负的权值,即需求量 $demand_i$ 、服务时间 s_i 、最早开始时间 e_i 和最迟开始时间 l_i 。 $[e_i, l_i]$ 也同时定义了顾客的时间窗。对于车场来说, $\forall v_i \in \{v_1, v_2, \dots, v_m\}, demand_i = s_i = 0, [e_i, l_i]$ 则定义了车场的开放时间。每条弧 (v_i, v_j) 都有一个非负权值属性 c_{ij} , c_{ij} 为节点 i 与节点 j 之

间的运输成本,它可以是距离、时间、费用等,其中 i, j 既可以代表顾客点也可以代表车场,如 c_{id} 为从点 i 至车场 d 的成本。每个车场都有 K 个车辆,他们都必须从自己的车场出发服务顾客,最后返回自己的车场。每辆车的容量都为 $Load$, 最长行驶时间限制为 $Duration$ 。每个顾客必须且只能由一辆车来服务。

在车辆按照初始可行计划运行的过程中,某未服务顾客要求改变配送时间(当前调度期内的提前或延后),若不对车辆路线进行调整,则该路线上一个或多个未服务顾客必定都无法在其时间窗范围内得到准时服务,这一干扰事件对系统造成一定的扰动。虽然调整车辆路线可能仍无法按照所有顾客的时间窗要求送货,即问题不存在可行解,但在与顾客时间窗接近的时刻送货可以大大地降低系统的扰动程度,这在现实中通常也是可以接受的。为应付这一变化导致车辆之间调整服务对象的可能性,车辆出发时满载。图 1 给出该问题的一个示例,图 1 中的矩形为车场,圆形为顾客点,实线有向弧为原行车路径,虚线有向弧为改变后的行车路径。在初始计划执行过程中,车辆 Vehicle 1 ~ Vehicle 4 分别从两个车场出发完成各自的送货任务,但在图中标识的 T 时刻,顾客 a 提出提前收货的要求,使 Vehicle 3 车辆无法在其新的时间窗范围内完成顾客 a 的任务。所以,配送公司调整行车路线,让 Vehicle 2 车辆按照 $\dots \rightarrow d \rightarrow a \rightarrow f \rightarrow \dots$ 的路线依次完成顾客服务,而 Vehicle 3 和 Vehicle 4 车辆的路线分别修改为 $\dots \rightarrow c \rightarrow b \rightarrow \dots$ 和 $\dots \rightarrow g \rightarrow e \rightarrow h \rightarrow \dots$ 。这种路线调整是在考虑计划行车路线、a~i 等顾客的时间窗要求、新路线的成本、车辆的容量约束以及系统的整体扰动程度的基础上而做出的。其调度规则为,以系统的总体扰动程度最小化为目标,通过多个邻近车辆的任务互换,实现对时间窗有变化的顾客的联合救援。但在实际配送活动中,车辆和顾客数目会非常庞大,如果不借助精确的模型、高效的算法,面对经常会发生的干扰事件,决策者很难在有限时间内兼顾多方利益,给出有效的路线调整方案。那么,如何按照上述调度规则建模和求解以最小化干扰事件对系统的扰动程度成为本研究的主要工作。

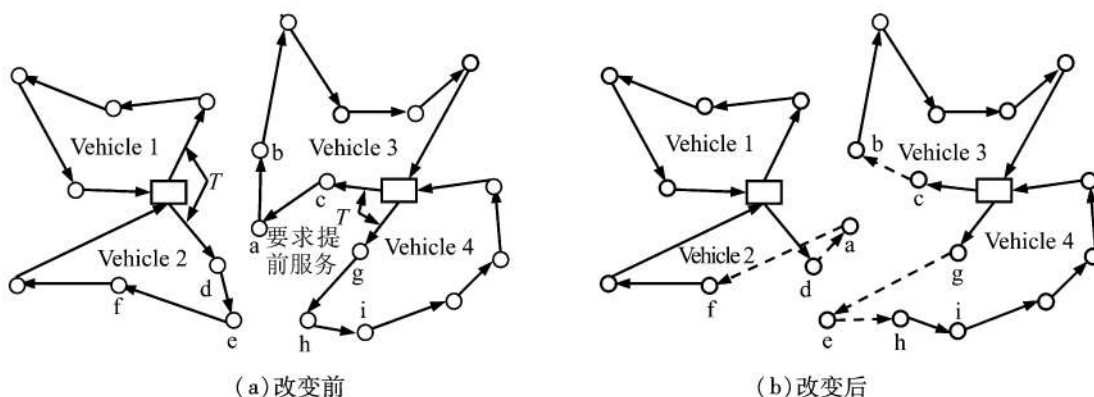


图 1 某顾客配送时间改变前后的车辆路线调整

Figure 1 Rerouted Vehicles When Time Window of a Customer Is Changed

4 扰动程度的度量

干扰管理需要对扰动进行定量分析,以精确甄别不同的扰动救援措施所产生的扰动程度的差别。由于配送系统涉及顾客、配送公司、初始路径计划、车辆和驾驶员等几类对象,每类对象在干扰事件发生后都会受到不同程度的扰动。①顾客。在货物同质的前提下,对顾客的扰动主要取决于送货时间是否符合顾客时间窗要求,由于受扰后的问题没有可行解,所以实际配送时间偏离顾客要求的时间窗越小,则顾客越接近满意。②配送公司。为处理干扰的影响并恢复系统的正常运行,配送公司通常要多付出一定的成本,但并非成本越高,顾客越满意,配送公司所关注的是如何能以较少的成本实现顾客、驾驶员等各方的满意。成本是配送公司考虑的主要因素,主要包括车辆行驶成本和派车成本。③初始路径计划。初始路径计划往往是配送公司在综合考虑实时路况、驾驶员偏好以及路线成本的基础上而制定的,它通常会让车辆优先行走驾驶员所熟悉的畅通时段的畅通道路,改变初始路径计划意味着对路线成本和驾驶员产生更多的扰动,但为处理干扰事件,对路径计划的修改是必须的,只是需要在不过多修改初始路径计划的前提下达到处理干扰事件的目的。而初始路径计划的偏离程度主要体现为新计划相对于初始计划的行车路段的增减。定义 r_{dk}^- 为车场 d 的第 k 辆车属于原路线 x_0 但不属于新路线 x 的弧集, r_{dk}^+ 为车场 d 的第 k 辆车属于新路线 x 但不属于原路线 x_0 的弧集,则有 $x - r_{dk}^+ + r_{dk}^- = x_0$ 。假设从原路线中去掉一条弧的扰动成本为 β^- ,而向原路线中新增一条弧的扰动成本为 β^+ ,则第 d 个车场的第 k 辆车路径偏离程度可表示为 $\beta^+ |r_{dk}^+| + \beta^- |r_{dk}^-|$, $|r_{dk}^+|$ 和 $|r_{dk}^-|$ 分别为 r_{dk}^+ 和 r_{dk}^- 的个数。④驾驶员。路线的调整会导致车辆在途时间的变化,这一变化超出初始计划所给定的车辆在途时间越大,驾驶员越不情愿,也会影响驾驶员的工作效果,所以应尽量在不过多延长车辆在途时间的前提下处理干扰事件。此外,顾客时间窗变化这一干扰事件还会对整条配送流程上的分拣作业人员、库存和车辆仓位的预订以及提货和中转等操作都产生一定扰动,但这些因素的扰动程度要远小于前面①~④项。总之,在衡量系统整体的扰动程度时,需要综合考虑上述的①~④项因素,否则将会由于过于片面而导致某些系统对象的利益得不到保障,使问题的解决方案在现实中不可行。

5 问题的数学模型

5.1 参数和变量

除已给出的参数外,再定义如下参数和变量。
 n_{left} 为干扰事件发生时的未服务顾客数,干扰事件发生时若车辆正在对某顾客服务,则不将其记入 n_{left} 中;
 a_i 为车辆实际到达顾客 i 的时间;
 b_i 为车辆对顾客 i 的开始服务时间, $i \in \{1, 2, \dots\}$,

n_{left} }, 由于每个顾客只能由一辆车来服务,所以 b_i 只有一个值,在受扰问题无可行解的前提下,可以有 $b_i < e_i$ 或 $b_i > l_i$;

L_{dk} 为干扰事件发生时车场 d 的第 k 辆车的剩余载货量;

C_0 为增派一辆新车的成本;

C_l 为初始计划下从干扰事件发生时刻起的配送成本;

p_{dk} 为车场 d 的第 k 辆车在干扰事件发生时所在的位置点;

T 为干扰事件发生的时刻,即从初始计划开始运行的 0 时刻至干扰事件发生时的时间长度;

VN_d^n 为干扰事件发生时每个车场的在途车辆数, $d \in \{1, 2, \dots, m\}$;

VN_d^p 为干扰事件发生时每个车场的预增派新车辆数, $d \in \{1, 2, \dots, m\}$;

VN_d^t 为干扰事件发生时车场的车辆总数, $d \in \{1, 2, \dots, m\}$;

x_{ij}^{dk} 为车场 d 的第 k 辆车是否从点 i 行驶到点 j , $x_{ij}^{dk} = \begin{cases} 1 & \text{车场 } d \text{ 的第 } k \text{ 辆车从 } i \text{ 行驶到 } j, \text{ 点 } i \text{ 和点 } j \text{ 既可} \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$

以代表顾客也可以代表车场,如 x_{id}^{dk} 为车场 d 的第 k 辆车是否从点 i 行驶到车场 d 。

y_j^{dk} 为车场 d 的第 k 辆车是否服务顾客 j , $y_j^{dk} = \begin{cases} 1 & \text{车场 } d \text{ 的第 } k \text{ 辆车服务顾客 } j. \\ 0 & \text{否则} \end{cases}$

5.2 目标函数和目标约束

干扰管理问题的总体目标在于系统扰动程度的最小化。根据系统扰动程度的度量方法,系统同时要满足对顾客、配送公司、初始路径计划和驾驶员的扰动最小化 4 个子目标。由于这些子目标之间存在一定的冲突,如对顾客扰动的最小化往往导致高额的配送成本、对初始路径计划的大幅修改以及驾驶员的不满;而另一方面,目标规划模型通过对不同目标设置不同的优先级和权系数协调处理目标间的冲突,因此更适合于描述该类问题。

(1) 目标 1, 顾客送货时间违反量的最小化。由于受扰问题没有可行解,如果将顾客时间窗要求作为绝对约束条件,则问题得不到任何解决方案,所以应将其提升为目标约束,设 P_1 为目标 1 的优先因子, $d_1^+, d_1^-, d_2^+, d_2^-$ 为两对偏差变量,则目标 1 可表示为

$$\begin{aligned} & \min \{P_1 d_1^+, P_1 d_2^-\} \\ & s. t. \begin{cases} \sum_{i=1}^{n_{left}} (b_i - l_i) + d_1^- - d_1^+ = 0 \\ \sum_{i=1}^{n_{left}} (b_i - e_i) + d_2^- - d_2^+ = 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

(2) 目标 2, 配送成本超出初始计划成本的最小化。设 P_2 为目标 2 的优先因子, d_3^+, d_3^- 为其偏差变量,则目标 2 可表示为

$$\begin{aligned} & \min \{P_2 d_3^+\} \\ & s. t. \sum_{d=1}^m C_0 VN_d^n + \sum_{d=1}^m \sum_{k=1}^{VN_d^p} \sum_i \sum_j c_{ij}^{dk} x_{ij}^{dk} - C_l + d_3^- - d_3^+ = 0 \end{aligned}$$

$i, j \in \{ \text{干扰事件发生时车辆所在点 } P_{dk} \} \cup \{ n_{left} \text{ 个顾客点} \} \cup \{ m \text{ 个车场} \}$ (2)

(3) 目标3, 初始路径计划的调整幅度最小化。设 P_3 为目标3的优先因子, d_4^+ 和 d_4^- 为其偏差变量, 则目标3可表示为

$$\min \{ P_3 d_4^+ \}$$

$$s. t. \sum_{d=1}^m \sum_{k=1}^{VN_d^t} (\beta^+ |r_{dk}^+| + \beta^- |r_{dk}^-|) + d_4^- - d_4^+ = 0 \quad (3)$$

(4) 目标4, 驾驶员最长行驶时间超出初始计划中最长行驶时间的最小化。同样由于受扰问题不存在可行解, 所以应对驾驶员最长行驶时间这一约束进行松弛处理, 以便在驾驶员最长行驶时间不过多延长的情况下, 找到问题的一个解决方案。同样将这一约束作为目标约束, 设 P_4 为目标4的优先因子, d_5^+ 和 d_5^- 为其偏差变量, 则目标4可表示为

$$\min \{ P_4 d_5^+ \}$$

$$s. t. b_i + s_i + c_{id} + d_5^- - d_5^+ = Duration$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, i \in \{ i | \sum_{k=1}^{VN_d^t} x_{id}^{dk} = 1 \} \quad (4)$$

在建立实际问题的模型时, 需根据决策者的偏好, 将上述多个目标约束顺次给出, 并制定如下的目标函数。

(5) 目标函数

$$\min \{ P_1 d_1^+, P_1 d_2^-, P_2 d_3^+, P_3 d_4^+, P_4 d_5^+ \}$$

5.3 约束方程

除目标约束外, 干扰管理问题的模型还包括如下绝对约束。

(1) 车辆容量的限制

$$\sum_{i=1}^{n_{left}} y_i^{dk} demand_i \leq Load$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^n \} \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^{n_{left}} y_i^{dk} demand_i \leq L_{dk}$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^t \} \quad (6)$$

(2) 每个 n_{left} 中的顾客点都被访问一次

$$\sum_{i=1}^{l_{P_{dk}} + n_{left}} x_{ij}^{dk} = y_j^{dk}$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^t \},$$

$$j \in \{ 1, 2, \dots, n_{left} \} \quad (7)$$

$$\sum_{j=1}^{n_{left}+m} x_{ij}^{dk} = y_i^{dk}$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^t \},$$

$$i \in \{ 1, 2, \dots, n_{left} \} \quad (8)$$

$$\sum_{d=1}^m \sum_{k=1}^{VN_d^t} y_i^{dk} = 1 \quad \forall i \in \{ 1, 2, \dots, n_{left} \} \quad (9)$$

(3) 在途车辆都从当前点出发

$$\sum_{i=1}^{n_{left}} x_{P_{dk}i}^{dk} = 1$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^t \} \quad (10)$$

(4) 新增派的车辆都从其所在的车场出发

$$\sum_{i=1}^{n_{left}} x_{di}^{dk} = 1$$

$$\forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \}, k \in \{ 1, 2, \dots, VN_d^n \} \quad (11)$$

(5) 所有的车辆都返回其所所在的车场

$$\sum_{k=1}^{VN_d^t + VN_d^n} \sum_{i=1}^{l_{P_{dk}} + n_{left}} x_{id}^{dk} = VN_d^t + VN_d^n \quad \forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \} \quad (12)$$

(6) 某一车场新增派车辆与在途车辆的数目之和不能超过该车场的车辆总数

$$VN_d^t + VN_d^n \leq VN_d^t \quad \forall d \in \{ 1, 2, \dots, m \} \quad (13)$$

综上, 问题的模型可由目标函数和约束方程得到, 该模型的决策变量为 x_{ij}^{dk}, y_j^{dk} 和 VN_d^n 。从干扰管理问题的模型中不难发现, 与 MDVRPTW 模型不同, 干扰管理模型既要考虑干扰事件发生时的问题状态, 又要考虑初始的车辆路径计划; 既要考虑在途车辆, 又要考虑增派新车; 既要考虑配送成本, 又要考虑顾客和驾驶员的感受以及路线的调整幅度等。模型的复杂性也反映出干扰管理问题本身的复杂性。

6 变邻域搜索算法

MDVRPTW 本身就是一个 NP 难题, 顾客时间窗发生变化后, 由于需要同时考虑问题的初始行车计划以及受扰时的问题状态, 以 MDVRPTW 为基础的物流配送干扰管理模型就变得更为复杂, 模型的求解相当困难, 精确算法难以在有限时间内求出问题的最优解甚至可行解。另一方面, 由于干扰管理问题需要在考虑初始路径计划、干扰发生时的问题状态以及各方利益的基础上, 给出对系统扰动最小的路线调整方案, 路线调整的范围和幅度越大, 系统的扰动程度往往越大。所以, 若使用一类在全局范围内对路线进行重新优化调整的算法首先需要收敛至接近初始计划的一种方案, 然后再在全局范围内交换路线并搜索扰动较小的优质解, 这类算法的思想决定了它们对于干扰管理问题的求解效率必然不高。相比之下, 变邻域搜索 (variable neighborhood search, VNS) 算法基于邻域变化的思想, 从一个初始解开始逐步搜寻并接受它邻域结构中的较好解。与全局路线重排的思想不同, 该算法可以从初始解的局部邻域中搜索, 从而更有效地找到对初始路径计划扰动不大的优质解。因此, 本研究采用变邻域搜索算法求解顾客时间窗变化的多车场物流配送干扰管理问题。

VNS 算法的总体流程如下。

步骤1 初始化。选定初始解 s , 确定 κ_{max} 个邻域结构, N_κ 为其中第 κ 个邻域结构, 设置算法停止条件;

步骤2 若满足算法停止条件则转步骤8, 否则转下一步;

步骤3 $\kappa = 1$;

步骤4 若 $\kappa \leq \kappa_{max}$, 则转下一步, 否则转步骤2;

步骤5 随机在 κ_{\max} 个邻域结构中选择一个,并根据此邻域结构随机生成 s 的一个邻域解 s' ;

步骤6 对 s' 施加局部搜索方法,得到其局部的一个最优解 s'' ;

步骤7 如果 s'' 的评价值优于 s ,则 $s = s''$, $\kappa = 1$,否则 $\kappa = \kappa + 1$,转步骤4;

步骤8 算法结束, s 即为算法求得的解决方案。

根据上面流程,下文针对初始解的确定、邻域解的生成、局部搜索方法以及解的评价方法进行一一说明,阐述该算法针对顾客时间窗变化的车辆路径干扰问题的解决方案。

6.1 初始解的确定

在系统整体扰动程度所需考虑的多个因素中,初始路径计划是干扰管理区别于其他处理思路的主要方面。本研究将初始路径计划作为VNS的初始解,让VNS从初始路径计划处开始在其附近邻域中搜索扰动较小的优质解。

6.2 邻域解的生成

邻域结构是VNS算法的核心,一个好的邻域结构需要具备如下特性,即较强的局部寻优能力、跳离局部最优的能力、对当前解有充分扰动的同时仍然让邻域解保持当前解的关键部分。本研究认为,固定而单一的邻域结构难以达到上述要求,只有让邻域结构在算法迭代过程中根据当前解的不同特征进行相应的变化,才有可能适应VNS所需要的上述多个目标要求。为此,本研究采用变邻域结构的思想,使用如表1所示的12个邻域结构以及Cross-exchange与iCross-exchange相结合的路径交换方法。

(1) 邻域结构

表1给出12种邻域结构的车场数以及最大交换路段长度。车场数表示是从1个车场还是2个车场中随机选取两条不同车辆的路线;选定两条路线之后,基于Cross-exchange或iCross-exchange的方法交换两路线中的不同路段,交换路段长度在表1中“最大交换路段长度”的限制下由系统随机生成, Len 为某路线的顾客个数。

通过实验发现以下几点。①交换的路段越短则对局部寻优越有利,在 10^7 次VNS迭代中,由 $\kappa = 1$ 这一邻域结构改进当前解有157次, $\kappa = 6$ 有23次, $\kappa = 7$ 有98次, $\kappa = 12$ 有6次;②交换的路段越长对跳离局部最优越有利,在 10^7 次VNS迭代中,若有 10^5 次当前解未改进看作一次局部最优,则由 $\kappa = 1$ 这一邻域结构跳离局部最优有0次, $\kappa = 6$ 有7次, $\kappa = 7$ 有1次, $\kappa = 12$ 有17次;③车场数为2要比为1时的路段交换对跳离局部最优更有利;④由于是随机在两路线中取得两子路段,所以算法进行大量迭代的条件下可以对当前解产生足够的扰动。

根据实验结果,本研究为每一个邻域结构设计局部寻优概率和跳离局部最优概率,见表1后两列,并在邻域解生成过程中注入根据当前解的特征而不同的随机因素。在每一次邻域结构选择时,都随机生成一个 $[0,1]$ 范围内的值,以 10^5 次当前解未改进

看作一次局部最优,基于轮盘赌的思想,若当前解陷入局部最优,则根据每个邻域结构的跳离局部最优概率,选择随机值落入的那个邻域结构对当前解进行邻域搜索;若当前解未陷入局部最优,则根据局部寻优概率,选择随机值落入的那个邻域结构对当前解进行邻域搜索。

表1 VNS邻域结构

Table 1 Neighborhood Structures of VNS

κ	车场数	最大交换路段长度	局部寻优概率	跳离局部最优概率
1	1	$\min(1, Len)$	0.25	0.05
2	1	$\min(2, Len)$	0.07	0.05
3	1	$\min(3, Len)$	0.07	0.06
4	1	$\min(4, Len)$	0.06	0.07
5	1	$\min(5, Len)$	0.05	0.07
6	1	Len	0.05	0.15
7	2	$\min(1, Len)$	0.15	0.05
8	2	$\min(2, Len)$	0.07	0.05
9	2	$\min(3, Len)$	0.07	0.06
10	2	$\min(4, Len)$	0.06	0.07
11	2	$\min(5, Len)$	0.05	0.07
12	2	Len	0.05	0.25

(2) 路径交换方法

Taillard等针对VRPTW提出一种Cross-exchange路径交换方法,其主要思想就是直接置换两个路线中的不同子路段^[17]。Braysy对该交换方法进行改进,提出iCross-exchange方法,将交换后的某一子路段的方向以一定概率进行逆转^[18]。本研究结合使用这两种方法,并以一定概率对其中的某一交换路段方向进行逆转。

6.3 局部搜索

在获得当前解的邻域解之后,需要对该邻域解进行局部搜索,以找到局部的最优解。本研究采用3-opt的方法^[19]进行局部搜索,其流程为分别在刚刚进行路径交换的两条路线内部随机选取3个子路段(子路段的长度可以为0,但只能有一个长度为0的子路段),然后对其实施3-opt交换,得到局部搜索的一个解;重复这一3-opt交换过程,直至达到某一停止条件就退出,返回局部搜索得到的最好解,停止条件可以是固定的搜索次数或解的质量在若干次搜索之后仍未改善等。

6.4 解的评价

在获得当前解的邻域解并通过局部搜索找到邻

域解的局部最优解之后,需要将该局部最优解与当前解进行比较,以判断当前解是否得到改进。由于本研究的问题模型是一个目标规划模型,解的评价应该考虑到问题模型包含多个目标,即顾客送货时间违反量 O_1 、配送成本超出初始计划成本 O_2 、初始路径计划的调整幅度 O_3 以及驾驶员最长行驶时间超出初始计划中最长行驶时间 O_4 ,4个目标值都是越小越好。一般情况下,通常采用加权平均的方法综合评价4个目标值,即根据目标的重要程度为它们赋予不同的权重。但很多时候,目标的重要程度往往是一个相对的、模糊的概念,它们如果用单一的、精确的权重值来刻画,将使多目标决策模型失去其本质的意义;权重方法的另一个缺陷是将具有不同量化单位的多个目标强行统一在一个量纲下求和往往是难以实现的。为此,本研究不使用一个单一的数值去评价解,而是通过设定一对解之间的多个比较规则来实现对解的评价和排序。设 $(O_{s1}, O_{s2}, O_{s3}, O_{s4})$ 为解 s 的4个目标值, $(O_{t1}, O_{t2}, O_{t3}, O_{t4})$ 为解 t 的4个目标值, $\theta_1 \sim \theta_4$ 为解 s 和解 t 的4个目标值相互比较的可容忍范围阈值,取值范围为 $[0,1]$,有下述解 s 与解 t 的比较规则。

规则1 若 $\frac{O_{s1} - O_{t1}}{O_{s1} + O_{t1}} > \theta_1$,则解 t 优于解 s ;

规则2 若 $-\theta_1 \leq \frac{O_{s1} - O_{t1}}{O_{s1} + O_{t1}} \leq \theta_1, \frac{O_{s2} - O_{t2}}{O_{s2} + O_{t2}} > \theta_2$,则解 t 优于解 s ;

规则3 若 $-\theta_1 \leq \frac{O_{s1} - O_{t1}}{O_{s1} + O_{t1}} \leq \theta_1, -\theta_2 \leq \frac{O_{s2} - O_{t2}}{O_{s2} + O_{t2}} \leq \theta_2, \frac{O_{s3} - O_{t3}}{O_{s3} + O_{t3}} > \theta_3$,则解 t 优于解 s ;

规则4 若 $-\theta_1 \leq \frac{O_{s1} - O_{t1}}{O_{s1} + O_{t1}} \leq \theta_1, -\theta_2 \leq \frac{O_{s2} - O_{t2}}{O_{s2} + O_{t2}} \leq \theta_2, -\theta_3 \leq \frac{O_{s3} - O_{t3}}{O_{s3} + O_{t3}} \leq \theta_3, \frac{O_{s4} - O_{t4}}{O_{s4} + O_{t4}} > \theta_4$,则解 t 优于解 s ;

规则5 若 $-\theta_1 \leq \frac{O_{s1} - O_{t1}}{O_{s1} + O_{t1}} \leq \theta_1, -\theta_2 \leq \frac{O_{s2} - O_{t2}}{O_{s2} + O_{t2}} \leq \theta_2, -\theta_3 \leq \frac{O_{s3} - O_{t3}}{O_{s3} + O_{t3}} \leq \theta_3, -\theta_4 \leq \frac{O_{s4} - O_{t4}}{O_{s4} + O_{t4}} \leq \theta_4$,且 $O_{s\gamma} > O_{t\gamma}$ (γ 为4个目标中第一个能够区分出两个解评价差异的目标序号),则解 t 优于解 s ;

规则6 若 $O_{s1} = O_{t1}, O_{s2} = O_{t2}, O_{s3} = O_{t3}, O_{s4} = O_{t4}$,则解 s 与解 t 的评价价值相同。

上述比较规则使一对解 s 与 t 的比较根据它们各个子目标的比较结果综合确定,解 s 优于解 t 并不代表解 s 的4个目标值都优于解 t ,只要两个解的某个目标值在一定的阈值范围内,则认为两个解的该目标值是基本相同的。例如,若解 s 和解 t 的目标值分别为 $(0.50, 0.30, 0.15, 0.20)$ 和 $(0.52, 0.10, 0.39, 0.20)$, $\theta_1, \theta_2, \theta_3$ 和 θ_4 的值分别为 $(0.03, 0.05, 0.06, 0.02)$,则即使解 s 的第1个目标值优于解 t 的第1个目标值 $(0.50 < 0.52)$,但由于解 t 相对于解 s 的劣势在决策

者的容忍范围之内 $(-0.03 < \frac{0.50 - 0.52}{0.50 + 0.52} < 0.03)$,所以

解 s 并未因为它在第1个目标值上的微弱优势而胜出,决策者在这一目标上对解 t 做出了妥协和让步,通过进一步判断两个解的第二个目标值,有 $\frac{0.30 - 0.10}{0.30 + 0.10} = 0.50 > 0.05$,所以解 s 因其在第2个目标值上超出了决策者的容忍范围而劣于解 t 。这一比较规则也使VNS算法具备了跳离局部最优的能力。

7 算例分析

(1) 测试问题

本节通过一个基准问题集测试算法VNS的有效性和稳定性,并将其求解质量与Cordeau等研究中的重调度算法性能进行比较^[20]。测试问题集由Cordeau等研究中的20个MDVRPTW组成^[21],这些测试问题的数据均可以从网站<http://neumann.hec.ca/chairedistributique/data/>上下载。问题的顾客点数目为48~288,所有问题中距离类型均为欧几里德距离,并且假设顾客点间的行驶时间等于行驶距离。表2给出测试问题的特征信息,表2中 m 为车场数, n 为顾客数, VN^i 为车场的车辆数(所有车场的车辆数相同), $Load$ 为车辆容量, $Duration$ 为车辆最长行驶时间。

所有的实验程序都采用C#语言编写,并且在Pentium IV 2.8 GHz/512 MB DDR PC上执行通过。

(2) 参数设置

算法的每个参数值及其组合对算法的执行效率有着重要的影响,因此首先通过一些初步的实验选择最佳的VNS算法参数值组合,即 $\beta^+ = 10, \beta^- = 5, C_0 = 100$,算法停止条件是达到 10^7 次循环,并以 10^5 次当前解未改进看作一次局部最优, $\theta_1 = 0.02, \theta_2 = 0.03, \theta_3 = 0.02, \theta_4 = 0.02$,iCross-exchange的路段逆转概率为0.15,每次局部搜索进行20次循环。

(3) VNS算法与文献算法的比较

首先,验证本研究VNS算法的稳定性。对每一个测试问题,基于Cordeau等的算法生成初始行车方案^[20],然后随机生成初始方案行车过程中的一个未服务顾客时间窗变化的干扰事件,接着执行VNS算法10次以处理干扰事件。表3分别给出10次实验的干扰事件发生时间(T)、时间窗变化的顾客编号($Cust$)、变化后的时间窗(TW)、干扰事件发生时的剩余顾客数(n_{left}),图2给出基于VNS算法每一个问题的4个目标在10次实验下计算结果的标准差,这4个目标分别是顾客配送时间总的偏离度、总配送成本、新路径方案中存在但初始路径计划中不存在的路段个数、最长行驶时间的违反总量,分别标记为目标1~目标4。计算结果表明,对所有的测试问题及其随机生成的干扰事件,VNS算法计算所得的4个目标最优解的标准差较低,表明VNS算法对顾客时间窗变化下的多车场车辆路径问题是一个具有较高鲁棒性的算法。

表2 测试问题的特征
Table 2 Characteristics of Benchmark Problems

序号	m	n	V^t	$Load$	$Duration$	序号	m	n	V^t	$Load$	$Duration$
1	4	48	2	200	500	11	4	48	1	200	500
2	4	96	3	195	480	12	4	96	2	195	480
3	4	144	4	190	460	13	4	144	3	190	460
4	4	192	5	185	440	14	4	192	4	185	440
5	4	240	6	180	420	15	4	240	5	180	420
6	4	288	7	175	400	16	4	288	6	175	400
7	6	72	2	200	500	17	6	72	1	200	500
8	6	144	3	190	475	18	6	144	2	190	475
9	6	216	4	180	450	19	6	216	3	180	450
10	6	288	5	170	425	20	6	288	4	170	425

表3 为测试问题随机生成的干扰事件信息
Table 3 Information of Disruption Events Generated Randomly for Test Problems

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
T	27	19	86	45	39	116	77	157	59	65
$Cust$	42	1	73	99	183	21	54	11	58	111
TW	[49,58]	[28,32]	[78,81]	[50,53]	[59,63]	[119,125]	[84,86]	[186,190]	[69,77]	[109,112]
n_{left}	41	85	127	172	217	253	62	111	193	259
序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
T	100	63	120	69	74	64	13	252	69	77
$Cust$	4	61	141	37	139	266	70	82	112	201
TW	[123,126]	[91,99]	[124,128]	[87,93]	[83,84]	[69,72]	[44,48]	[264,265]	[70,79]	[98,98]
n_{left}	42	88	129	176	220	264	69	95	199	264

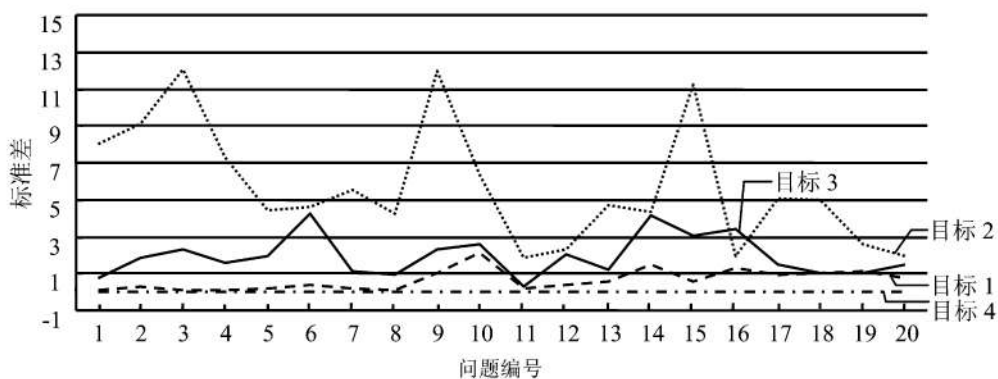


图2 VNS 算法针对所有测试问题 4 个目标的标准差
Figure 2 Standard Deviations of 4 Objectives in All Test Problems Based on VNS Algorithm

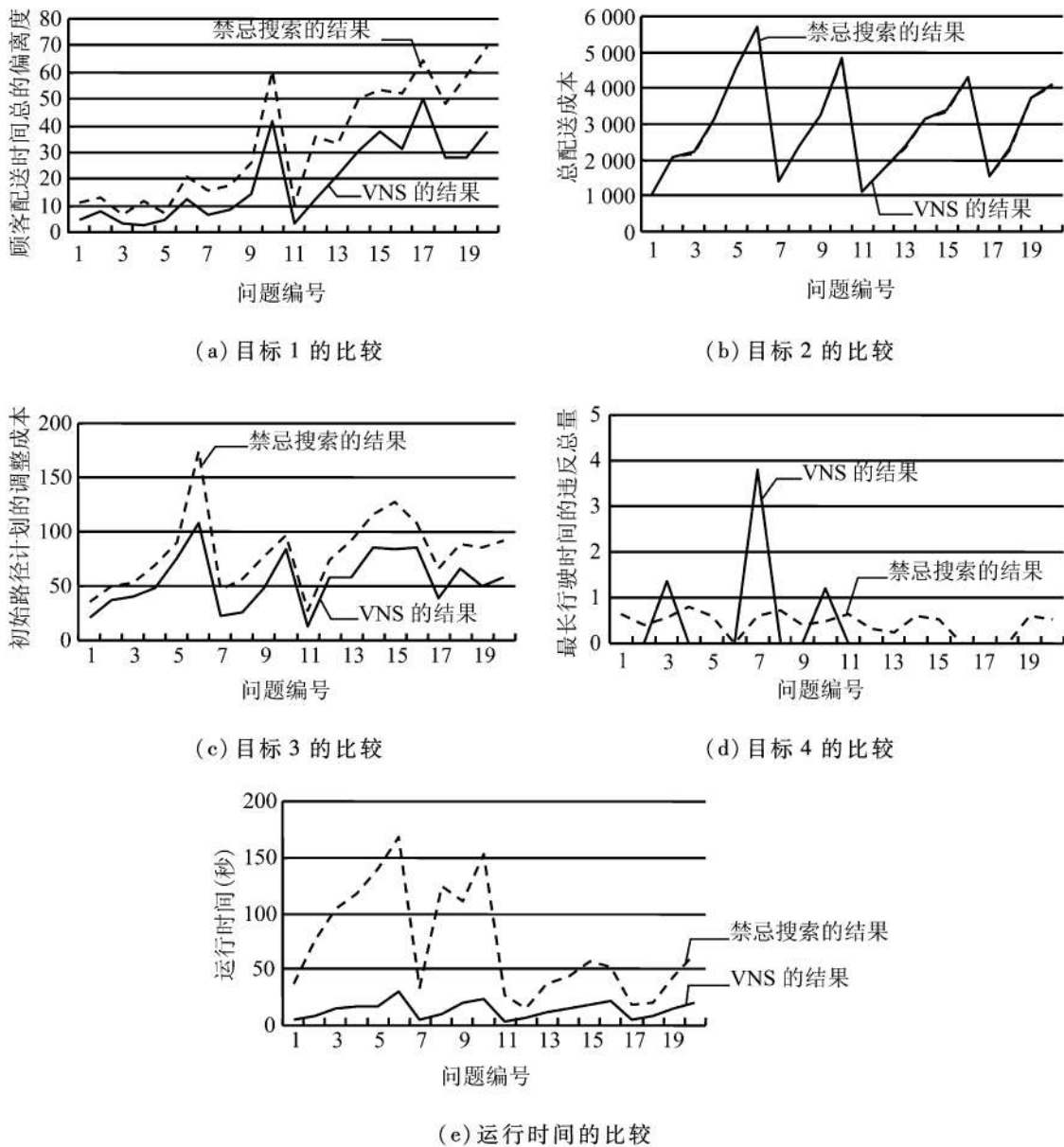


图3 两种算法针对4个目标的平均值和平均计算时间的比较结果

Figure 3 Comparison between Two Algorithms on Average Values of 4 Objectives and Average Computing Times

接下来,基于 Cordeau 等的算法^[20]所生成的每个测试问题的初始行车方案以及表3随机生成的顾客时间窗变化的干扰事件,再次使用 Cordeau 等研究中的禁忌搜索算法求解干扰事件发生后的问题,并对基于干扰管理思想的 VNS 算法与基于重调度策略的禁忌搜索算法进行比较。图3给出两种算法针对每个目标的平均值和平均计算时间的比较结果。由图3可以得出以下结论。

(1)由图3可知,本研究 VNS 算法针对20个测试问题4个目标值的计算结果多数优于 Cordeau 等研究的结果,只有目标2和目标4中少量的计算结果劣于 Cordeau 等研究的结果(见图3(b)和图3(d)),但差距都在容忍的范围之内。基于6.4节解

的评价方法,对每一算例两种算法的计算结果进行比较之后可知,本研究的 VNS 算法在所有20个测试问题上的测试结果都要优于 Cordeau 等研究的结果,无一例外。这说明,本研究 VNS 算法在系统整体扰动最小化方面的优化效果大大超出 Cordeau 等的研究,VNS 算法的有效性和科学性得以验证。

(2)深入分析每一问题在本研究干扰管理和 Cordeau 等研究中重调度两种策略下的4个目标值可以发现,虽然图3(b)所展示出来的是两种算法对于目标2的计算结果基本一致,但更精确地说,VNS 算法在测试问题的配送成本目标上略高于重调度的结果,尽管这样,两结果相差幅度都在容忍范围 θ_2 内,并且干扰管理的其他目标结果均远远低于重调度

结果,这才使系统的整体扰动能够趋于一个较低的水平,否则过于追求配送成本的最小化,将会牺牲其他各方的利益,而使配送方案在现实中根本不可行。

(3)为保证算法计算时间比较的公平性,图3(e)给出的算法计算时间是同一个开发者、使用同一种程序语言(C#)以及同一种数据结构、运行在同一台计算机上的算法程序。从计算时间的比较来看,本研究的VNS算法具有一定性能优势,并达到了实际应用的要求。VNS算法以很少的计算时间得到的结果,在配送成本并未超出容忍幅度的前提下,达到了比Cordeau等的算法使系统扰动大大降低的效果,说明VNS算法依赖于初始配送计划而进行的邻域搜索要比类似于Cordeau等的研究的全局优化方法更简洁有效。

8 结论

物流配送过程中,某些顾客可能会改变其配送时间,导致物流配送计划无法顺利实施,问题不存在可行方案。针对多车场带时间窗的物流配送车辆路径问题,本研究采用干扰管理思想,以干扰事件发生时的问题状态为基础,建立问题的目标规划数学模型,提出该问题的变邻域搜索算法。

本研究能够均衡考虑顾客满意度、配送成本、路径偏离度、最长行驶距离等约束,克服了传统优化方法在干扰事件发生后仅考虑成本最小化这一单一目标而引致的系统扰动程度大幅增加的问题,提高了问题处理方案的可行性和实用性。另一方面,对于考虑顾客时间窗变化这一干扰事件下的更多扰动方面以及多类干扰事件的处理方法的研究,可以作为进一步的研究方向。

参考文献:

- [1] Qureshi A G, Taniguchi E, Yamada T. 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.
- [2] Van Duin J H R, Tavasszy L A, Taniguchi E. Real Time Simulation of Auctioning and Re-scheduling Processes in Hybrid Freight Markets [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2007, 41(9): 1050-1066.
- [3] Doukidis G J, Vrechopoulos A P. A Dynamic Real-Time Vehicle Routing System for Distribution Operations [M]. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2005: 23-37.
- [4] 王旭坪,傅克俊,胡祥培. 应急物流系统及其快速反应机制研究 [J]. *中国软科学*, 2005(6): 127-131.
Wang X P, Fu K J, Hu X P. Research on Emergency Logistics System and Its Emergent Response Mechanism [J]. *China Soft Science*, 2005(6): 127-131. (in Chinese)
- [5] 郑丽群,王德东,李大卫. 随机车辆路径问题综述 [J]. *鞍山科技大学学报*, 2005, 28(3): 199-203.
Zheng L Q, Wang D D, Li D W. Survey on Stochastic Vehicle Routing Problem [J]. *Journal of Anshan University of Science and Technology*, 2005, 28(3): 199-203. (in Chinese)
- [6] 郭强,谢秉磊. 随机旅行时间车辆路径问题的模型及其算法 [J]. *系统工程学报*, 2003, 18(3): 244-247.
Guo Q, Xie B L. Model and Algorithm of Vehicle Routing Problem with Stochastic Travel Time [J]. *Journal of Systems Engineering*, 2003, 18(3): 244-247. (in Chinese)
- [7] Hvattum L M, Lokketangen A, Laporte G. Solving a Dynamic and Stochastic Vehicle Routing Problem with a Sample Scenario Hedging Heuristic [J]. *Transportation Science*, 2006, 40(4): 421-438.
- [8] Gomes L C T, Von Zuben F J A. Vehicle Routing Based on Self-Organization with and without Fuzzy Inference [C] // *Proceedings of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE' 2002)*, 2002: 1310-1315.
- [9] 张建勇,李军. 具有模糊旅行时间的VRP的一种混合遗传算法 [J]. *管理工程学报*, 2006, 20(4): 13-16.
Zhang J Y, Li J. A Hybrid Genetic Algorithm to the Vehicle Routing Problem with Fuzzy Traveling Time [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2006, 20(4): 13-16. (in Chinese)
- [10] Teodorovic D, Pavkovic G. The Fuzzy Set Theory Approach to the Vehicle Routing Problem When Demand at Nodes Is Uncertain [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1996, 82(3): 307-317.
- [11] 胡祥培,丁秋雷,张漪,王旭坪. 干扰管理研究评述 [J]. *管理科学*, 2007, 20(2): 2-8.
Hu X P, Ding Q L, Zhang Y, Wang X P. A Review on Disruption Management [J]. *Journal of Management Science*, 2007, 20(2): 2-8. (in Chinese)
- [12] Potvin J Y, Xu Y, Benyahia I. Vehicle Routing and Scheduling with Dynamic Travel Times [J]. *Computers & Operations Research*, 2006, 33(4): 1129-1137.
- [13] Li J Q, Borenstein D, Mirchandani P B. A Decision Support System for the Single-depot Vehicle Re-scheduling Problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2007, 34(4): 1008-1032.
- [14] 王明春,高成修,曾永廷. VRPTW的扰动恢复及其TABU SEARCH算法 [J]. *数学杂志*, 2006, 26(2): 231-236.
Wang M C, Gao C X, Zeng Y T. Recovery of the

- VRPTW Disruption and the TABU SEARCH Algorithm [J]. *Journal of Mathematics*, 2006, 26(2): 231–236. (in Chinese)
- [15] 王旭坪, 许传磊, 胡祥培. 有顾客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 X P, Xu C L, Hu X P. Study on Disruption Management of Vehicle Routing Problem with the Changes of Time Windows and Delivery Weight of Customers [J]. *Journal of Management Science*, 2008, 21(5): 111–120. (in Chinese)
- [16] 钟石泉, 杜纲, 贺国光. 有顾客时间窗和发货量变化的紧急车辆调度研究 [J]. *管理工程学报*, 2007, 21(4): 114–118.
Zhong S Q, Du G, He G G. Study on Urgency Vehicle Scheduling Problem with the Changes of Time Windows and Delivery Weight of Customers [J]. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2007, 21(4): 114–118. (in Chinese)
- [17] Taillard E D, Badeau P, Gendreau M, Guertin F, Potvin J Y. A Tabu Search Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows [J]. *Transportation Science*, 1997, 31(2): 170–186.
- [18] Braysy O. A Reactive Variable Neighborhood Search for the Vehicle-Routing Problem with Time Windows [J]. *INFORMS Journal on Computing*, 2003, 15(4): 347–368.
- [19] Potvin J Y, Rousseau J M. An Exchange Heuristic for Routing Problems with Time Windows [J]. *The Journal of Operational Research Society*, 1995, 46(12): 1433–1446.
- [20] Cordeau J F, Laporte G, Mercier A. An Improved Tabu Search Algorithm for the Handling of Route Duration Constraints in Vehicle Routing Problems with Time Windows [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2004, 55(5): 542–546.
- [21] Cordeau J F, Laporte G, Mercier A. A Unified Tabu Search Heuristic for Vehicle Routing Problems with Time Windows [J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2001, 52(8): 928–936.

Disruption Management of Multiple Depot Vehicle Routing Problem with Changes of Time Windows of Customers

WANG Zheng¹, WANG Jian-jun², YANG Wen-chao²

1 School of Software, Dalian University of Technology, Dalian 116620, China

2 Institute of Systems Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China

Abstract: To deal with the problem that a distribution plan is hard to be executed when time windows of customers are changed, the methodology of disruption management was applied. Focused on multiple depot vehicle routing problems with time windows, a disruption measuring method was presented, which took the deviations from time windows of customers, transportation cost, the difference between the new routing plan and the initial one, and the violation degree to the longest routing time window into considerations. Based on the problem state that time window of a customer is changed, a goal programming mathematical model whose aim is minimizing system disruption was proposed, alonging with a variable neighborhood search algorithm based on specific neighborhood structures. Finally, a comparison between the proposed algorithm of the paper and an excellent algorithm for multiple depot vehicle routing problems with time windows was made on benchmark problems. The results show that the algorithm in the paper is significantly better than the algorithm from the literature in the aspect of the whole disruption degree of distribution system.

Keywords: time windows of customers; vehicle routing problem; logistics and distribution; disruption management; variable neighborhood search algorithm

Received Date: January 27th, 2010 **Accepted Date:** May 31st, 2010

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China (70801008, 70671014), the National Natural Science Funds for Distinguished Young Scholar of China (70725004), and the Doctoral Program Foundation of Liaoning Province of China (20071091, 20081093)

Biography: Dr. WANG Zheng, a Liaoning Dalian native (1978 –), graduated from Dalian University of Technology and is a lecturer in the School of Software at Dalian University of Technology. His research interests include logistics and distribution, analysis and design of intelligent optimization algorithm, etc. E-mail: drwz@dlut.edu.cn

□