

文章编号:1671-8879(2017)02-0099-08

# 融合 $PM_{2.5}$ 排放量和运输路程的区域 农产品配送路径决策

张逊逊<sup>1</sup>, 许宏科<sup>1</sup>, 于加晴<sup>2</sup>

(1. 长安大学 电子与控制工程学院, 陕西 西安 710064; 2. 交通运输部公路科学研究院, 北京 100088)

**摘 要:**随着强制性碳排放量控制目标的确立,如何通过路径优化实现区域农产品配送系统的节能减排,已成为刻不容缓的问题。为了实现区域农产品配送系统的节能减排,提出融合  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程的区域农产品配送路径决策方法。首先建立农产品配送系统中  $PM_{2.5}$  排放量最少和运输路程最短的路径决策模型;然后提出基于相似性选择的演化算法,求解融合  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程的区域农产品配送路径决策问题,该算法避免了演化算法的早熟现象,提高了种群的多样性;针对配送过程中存在部分客户急需供货的情况,通过引入虚拟任务点建立满足这部分用户需求的路径决策模型;最后运用测试实例验证了所提出算法的有效性,并给出满意度指标来衡量算法的优越性。研究表明:与传统的蚁群算法和演化算法相比,基于改进演化算法的双目标路径决策不仅减小了  $PM_{2.5}$  排放量,而且缩短了运输路程,满意度分别提高了约 2.3% 和 1.4%;针对满足急需供货客户需求的双目标路径决策,虽然增加了  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程,但能及时满足这部分客户的需求,并且满意度也提高了约 1.9% 和 2.7%。提出的算法降低了  $PM_{2.5}$  排放量,缩短了运输路程,可为农产品配送车辆调度服务提供参考。

**关键词:**交通工程;农产品配送;路径决策; $PM_{2.5}$  排放量;运输路程;客户需求;演化算法

**中图分类号:**U492.3

**文献标志码:**A

## Path decision-making of regional agricultural products distribution with fusion of $PM_{2.5}$ emissions and transportation distance

ZHANG Xun-xun<sup>1</sup>, XU Hong-ke<sup>1</sup>, YU Jia-qing<sup>2</sup>

(1. School of Electronic and Control Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China;

2. Research Institute of Highway Ministry of Transport, Beijing 100088, China)

**Abstract:** With the establishment of mandatory carbon emissions control targets, it has become an urgent objective to implement the emissions reduction of regional agricultural products distribution through the path optimization. To achieve the emissions reduction of regional agricultural products distribution, a bi-object path decision-making method of regional agricultural products distribution was proposed with the fusion of least  $PM_{2.5}$  emissions and transportation distance.

收稿日期:2016-11-10

基金项目:国家自然科学基金项目(61473229);中央高校基本科研业务费专项资金项目(310832163403,310832161012);

西安市科技计划项目(CXY1512-3)

作者简介:张逊逊(1986-),女,河南漯河人,工学博士研究生,E-mail:zhangxunxun0427@163.com。

通讯作者:许宏科(1963-),男,陕西凤翔人,教授,博士研究生导师,E-mail:xuhongke@chd.edu.cn。

Firstly, a path decision-making model of  $PM_{2.5}$  emissions and transportation distance was constructed. To solve the model, a similarity-based selection bi-objective evolutionary algorithm was put forward, which could not only avoid the premature phenomenon of the traditional evolutionary algorithm, but also could improve the diversity of population. Meanwhile, for the urgent need of some customers during the distribution process, a bi-object path decision-making model based on the requirements of customers was established by introducing virtual task points. Finally, the proposed algorithm was verified by test example, and a satisfaction index was proposed to assess the superiority of the algorithm. The results show that the proposed algorithm can not only reduce  $PM_{2.5}$  emissions but also shorten the transportation distance. Compared with the traditional ant colony algorithm and evolutionary algorithm, satisfaction indexes of the proposed algorithm increase by about 2.3% and 1.4%, respectively. For the bi-object path decision-making with the urgent need of some customers,  $PM_{2.5}$  emissions and transportation distance increase, but the demands of customers are met in time. What's more, satisfaction indexes of the proposed algorithm increase by about 1.9% and 2.7%, respectively. In a word, the proposed method can reduce  $PM_{2.5}$  emission and transport distance, and can provide valuable suggestions to vehicle scheduling of the practical agricultural products distribution. 2 tabs, 4 figs, 17 refs.

**Key words:** traffic engineering; agricultural product distribution; path decision-making;  $PM_{2.5}$  emission; transportation distance; customer's need; evolutionary algorithm

0 引言

随着区域农产品需求的持续增加,区域农产品配送带来的环境问题越来越引起人们的关注,尤其体现在  $PM_{2.5}$  的排放量上<sup>[1]</sup>。同时,运输路程也是区域农产品配送路径决策的重要指标<sup>[2]</sup>。因此,有必要寻求一种融合  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程的双目标路径决策策略<sup>[3]</sup>。针对路径决策问题,目前主要的算法有遗传算法<sup>[4]</sup>、蚁群算法<sup>[5-6]</sup>、Highway Hierarchical 法<sup>[7-8]</sup>等。Saidi-Mehrabad 等基于时间代价函数,采用两级蚁群算法获取最优路径<sup>[9]</sup>;Muñoz-Carpintero 等采用演化算法解决动态路径决策问题<sup>[10]</sup>;Oberscheider 等分别基于碳排放量和行程时间进行路径规划<sup>[11]</sup>。这些文献均是基于某一项性能指标构建代价函数,而对于多目标优化问题,岳师光等采用马尔可夫模型来进行求解<sup>[12]</sup>;曾三友等提出了一种具有偏序特性的新型 Pareto 占优关系求解多目标优化问题,但也只是一种潜在途径<sup>[13]</sup>。

与现有算法相比,演化算法因其实用、高效、鲁棒性强等特点得到了广泛应用,但也存在不足之处:①早熟现象,即过早收敛于局部最优解;②缺乏收敛准则<sup>[14]</sup>。文献[15]在演化算法的选择阶段将迭代的过程划分为不同阶段进行选择来解决早熟现象;针对传统演化算法收敛慢的问题,文献[14]得到了不同收敛性需求下具有最快收敛速度的演化算法,

但其仅限于理论研究。为此,本文针对  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程的双目标路径决策问题,提出一种基于相似性选择策略的演化算法;同时,针对配送过程中存在部分客户急需供货的情况,通过引入虚拟任务点来建立满足这部分用户需求的路径决策模型。

1 问题的描述和假设

1.1 问题描述

在区域农产品配送系统中,主要考虑农产品所在地  $W$ 、客户所在地  $D$ 、货车  $R$ 、车场  $H$  等几个要素。以 2 个农产品所在地、4 个客户所在地和 2 个车场的小型区域农产品配送系统为例,说明区域农产品配送问题,如图 1 所示。

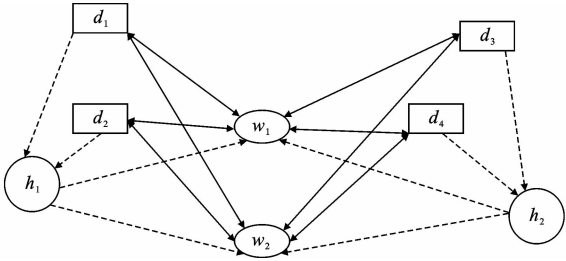


图 1 小型区域农产品配送系统

Fig. 1 Small regional agricultural products distribution system

图中:农产品所在地  $w_1, w_2 \in W$ ;客户所在地  $d_1, d_2, d_3, d_4 \in D$ ;车场  $h_1, h_2 \in H$ ;双向实线表示货车可双向运输;当由农产品所在地运往客户所在地

时,货车满载,返回时则为空载;单向虚线表示货车从车场出发到达某一农产品所在地或者由某一客户所在地返回车场。

在区域农产品配送的路径决策中,PM<sub>2.5</sub>排放量和运输路程是2个重要指标。进行路径决策时希望规划出路径的PM<sub>2.5</sub>排放量越小越好;同时从运输者角度考虑,希望运输路程越短越好。因此,本文旨在寻求一种带有时间窗的双目标决策策略,求同时满足PM<sub>2.5</sub>排放量最小和运输路程最短目标的最优路径。

## 1.2 问题假设

在对问题作进一步研究之前,根据问题的特点作以下假设。

假设1:当前货车 $R$ 停靠在车场 $H$ ,货车由农产品所在地运往客户所在地 $D$ 称为运输任务,记为 $T$ ,最后返回车场。

假设2:货车 $r(r \in R)$ 从相应车场 $h_r(h_r \in H)$ 空载出发,去农产品所在地 $w(w \in W)$ 执行任务,在那里货车满载,到达客户所在地后货物全部卸载,然后到农产品所在地执行下一次任务或回车场。

假设3:规划的路径应该满足货车的最大行驶时间及其时间窗,车场的时间窗为 $[a_h, b_h]$ ,客户的时间窗为 $[a_d, b_d]$ 。其中: $a_h$ 为货车最早出发时间; $b_h$ 为货车最迟返回时间; $a_d$ 为客户最早接货时间; $b_d$ 为客户最迟接货时间。

## 2 建立数学模型

根据上节的分析,分别建立PM<sub>2.5</sub>排放量和运输路程最优化问题的目标函数。

### 2.1 PM<sub>2.5</sub>排放量目标函数

根据文献[16],货车满载和空载时PM<sub>2.5</sub>排放量是不同的,中型货车的PM<sub>2.5</sub>排放量可近似为

$$P_E = R_E l E_F \quad (1)$$

式中: $P_E$ 为总的PM<sub>2.5</sub>排放量; $R_E$ 为相对排放系数; $l$ 为车辆的行驶距离; $E_F$ 为基本排放因子。

空载和满载的货车PM<sub>2.5</sub>相对排放系数随速度的变化如图2所示。

因此建立PM<sub>2.5</sub>排放量目标函数时,需要将空载和满载分开来考虑,即有

$$\min(\sum_{i \in TUH} \sum_{j \in TUH} \sum_{r \in R} F_{ijr}^C a_{ijr} + \sum_{i \in T} \sum_{r \in R} F_{ir}^C a_{ir}) \quad (2)$$

式中: $F_{ijr}^C$ 为货车 $r$ 从第 $i$ 次任务的客户所在地 $d_i$ 到第 $j$ 次任务的农产品所在地 $w_j$ 的空载PM<sub>2.5</sub>排放量, $i \in H$ 表示货车从车场到农产品所在地, $j \in H$

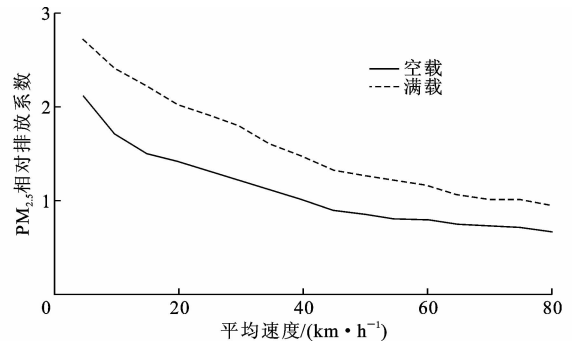


图2 货车PM<sub>2.5</sub>相对排放系数随速度的变化

Fig. 2 Changes of PM<sub>2.5</sub> relative discharge coefficients with speeds of van

表示货车由客户所在地返回车场; $a_{ijr}$ 为布尔变量,当货车 $r$ 在第 $j$ 次任务之前已经完成了第 $i$ 次任务时为1,否则为0; $F_{ir}^C$ 为货车 $r$ 从第 $i$ 次任务的农产品所在地 $w_i$ 到客户所在地 $d_i$ 的满载PM<sub>2.5</sub>排放量; $a_{ir}$ 为布尔变量,当第 $i$ 次任务未被执行时为1,否则为0。

式(2)第1部分为总空载PM<sub>2.5</sub>排放量,第2部分为总满载PM<sub>2.5</sub>排放量。

根据问题假设,式(2)应满足以下约束条件

$$a_i \leq c_{ir} \leq b_i \quad \forall i \in T, \forall r \in R \quad (3)$$

$$c_{ir} + S_i^D + D_{ij}^T + S_i^W + T_j^D - M(1 - a_{ijr}) \leq c_{jr} \quad \forall i, j \in T, \forall r \in R \quad (4)$$

$$s_{ir} + D_{h,j}^T + S_i^W + T_j^D - M(1 - a_{h,jr}) \leq c_{jr} \quad \forall j \in T, \forall r \in R \quad (5)$$

$$c_{ir} + S_i^D + D_{ih,r}^T - M(1 - a_{ih,r}) \leq e_{ir} \quad \forall i \in T, \forall r \in R \quad (6)$$

式中: $c_{ir}$ 为货车 $r$ 完成第 $i$ 次任务的时刻; $[a_i, b_i]$ 为第 $i$ 次任务的时间窗, $a_i$ 为开始执行第 $i$ 次任务的时刻, $b_i$ 为第 $i$ 次任务结束的时刻; $S_i^D$ 为第 $i$ 次任务在客户所在地卸载货物所需的时间; $D_{ij}^T$ 为从第 $i$ 次任务的客户所在地到第 $j$ 次任务的农产品所在地所需的时间; $S_i^W$ 为第 $i$ 次任务在农产品所在地装载货物所需的时间; $T_j^D$ 为完成第 $j$ 次任务所需的时间; $c_{ir}, c_{jr}$ 分别为货车 $r$ 完成第 $i, j$ 次任务的时刻; $M$ 为一正常数; $D_{h,j}^T$ 为货车 $r$ 从相应车场 $h_r$ 到第 $j$ 次任务的农产品所在地所需时间; $D_{ih,r}^T$ 为货车 $r$ 从第 $i$ 次任务的客户所在地回到相应车场 $h_r$ 所需的时间; $a_{h,jr}$ 为布尔变量,当货车 $r$ 在第 $j$ 次任务之前已经从车场 $h_r$ 出发时为1,否则为0; $a_{ih,r}$ 为布尔变量,当货车 $r$ 以相应车场 $h_r$ 出发之前已经完成了第 $i$ 次任务时为1,否则为0; $s_{ir}, e_{ir}$ 分别为货车 $r$ 的起程时间和

返程时间。

式(3)、式(4)共同满足了车场和客户的时间窗约束,式(5)、式(6)共同保证了货车  $r$  的时间窗,且需满足

$$e_{ir} \geq 0 \quad \forall i \in T, \forall r \in R \quad (7)$$

$$s_{ir} \geq 0 \quad \forall r \in R \quad (8)$$

$$e_{ir} \geq 0 \quad \forall r \in R \quad (9)$$

式中:  $e_{ir}$  为货车  $r$  完成第  $i$  次任务所需的时间。

式(7)~式(9)保证了参数的非负性,并且有

$$\sum_{j \in T} \sum_{r \in R} a_{ijr} = 1 \quad \forall i \in T \quad (10)$$

$$\sum_{i \in T} a_{ikr} - \sum_{j \in T} a_{kjr} = 1 \quad \forall k \in T, \forall r \in R \quad (11)$$

式中:  $a_{ikr}$  为布尔变量,当货车  $r$  在执行第  $k$  次任务之前已经完成了第  $i$  次任务时为 1,否则为 0;  $a_{kjr}$  为布尔变量,当货车  $r$  在执行第  $j$  次任务之前已经完成了第  $k$  次任务时为 1,否则为 0。

式(10)保证不漏掉任何一次任务  $r \in R$ ,式(11)保证货车在完成第  $i$  次任务后去执行下一次任务,且货运车辆行驶时间需满足

$$\sum_{i \in T} \sum_{j \in T} (D_{ij}^T + T_j^D) a_{ijr} + \sum_{i \in H} D_{ij}^T a_{ijr} \leq M_T \quad \forall r \in R \quad (12)$$

式中:  $M_T$  为货车的最大行驶时间。

式(12)保证了 1 次任务的时间不会超过最大行驶时间。

式(3)~式(12)保证了目标函数满足客户和运输者的时间窗,同时满足所有客户的需求以及运输车辆的时间约束。

## 2.2 运输路程目标函数

在区域农产品配送中,运输路程最短是管理者、运输者、客户共同的愿望,因此建立运输路程目标函数为

$$\min \sum_{s \in H \cup D \cup T} \sum_{t \in T \cup H \cup D} \sum_{r \in R} D_{st}^p b_{str} \quad (13)$$

式中:  $D_{st}^p$  为从第  $s$  次任务的客户所在地  $d_s$  到第  $t$  次任务的农产品所在地  $w_t$  的路程;  $b_{str}$  为布尔变量,当  $s \in D$  或  $s \in H$ ,且  $t \in T$  时  $b_{str} = 1$ ,否则  $b_{str} = 0$ ,当  $s \in H$  且  $t \in H$  时,表示货车  $r$  未参与运输。

同时应满足

$$\sum_{s \in H \cup D} \sum_{r \in R} b_{str} = 1 \quad \forall t \in T \cup H \quad (14)$$

$$\sum_{t \in T \cup H} \sum_{r \in R} b_{htr} = 1 \quad \forall h \in H \cup D \quad (15)$$

$$\sum_{r \in R} \sum_{t \in T} b_{htr} \geq L_{BT} \quad (16)$$

$$\sum_{t \in T \cup H} \sum_{r \in R} b_{str} = |T_s^B| \quad \forall s \in D \quad (17)$$

$$\sum_{s \in D} \sum_{t \in (T \cup \bigcup_{s \in D} T_s^B) \cup H} \sum_{r \in R} b_{str} \geq 1 \quad \forall \tilde{D} \subset D \quad (18)$$

$$\sum_{i \in H \cup D; i \neq s} \sum_{t \in T_s^B} b_{itr} = \sum_{j \in H \cup (T/T_s^B)} b_{sjr} \quad \forall s \in D, \forall r \in R \quad (19)$$

$$b_{sr} = \{0, 1\} \quad \forall s \in H \cup D, \forall t \in T \cup H, \forall r \in R \quad (20)$$

式中:  $b_{htr}$  为布尔变量,当  $h \in H$  或  $h \in D$  且  $t \in T$  时,  $b_{htr} = 1$ ,否则  $b_{htr} = 0$ ;  $b_{htr}$  为布尔变量,当  $h_r \in H$  且  $t \in T$  时,  $b_{htr} = 1$ ,否则  $b_{htr} = 0$ ;  $T_s^B$  为  $T$  的子集,包含了所有运往  $s \in D$  的任务;  $b_{itr}$  为布尔变量,当  $i \in H$  或  $i \in D$  且  $t \in T_s^B$  时,  $b_{itr} = 1$ ,否则  $b_{itr} = 0$ ;  $b_{sjr}$  为布尔变量,当  $j \in H$  或  $j \in T_s^B$  时,  $b_{sjr} = 1$ ,否则  $b_{sjr} = 0$ ;  $L_{BT}$  为参与运输的货车数量。

式(14)保证所有任务均被执行;式(15)保证任意货车  $r$  离开车场执行任务或原地不动;式(17)保证货车卸载货物后回仓库或者车场;式(18)保证没有子循环事件发生;式(19)保证货车在客户处卸载完后立即离开;式(20)是目标函数的双约束条件。

## 3 基于演化算法的双目标路径决策

基于已建立的  $PM_{2.5}$  排放量和运输路程的目标函数,接下来采用改进的演化算法融合二者,求解双目标路径决策问题<sup>[16]</sup>。

### 3.1 双目标算法描述

不失一般性,对于任意 1 个多目标优化问题,都可以表示为

$$\min f(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), \dots, f_m(\mathbf{x})) \quad (21)$$

同时满足约束条件

$$g_{I_g}(\mathbf{x}) \leq 0 \quad \forall I_g = 1, \dots, p \quad (22)$$

$$h_{I_h}(\mathbf{x}) = 0 \quad \forall I_h = 1, \dots, q \quad (23)$$

式中:  $\mathbf{x} \in \chi$  为该问题的 1 个决策向量,  $\chi$  为决策空间,  $f_{I_f} : \chi \rightarrow \mathbb{R}$   $I_f = 1, \dots, m$  为目标函数;约束函数  $g_{I_g}, h_{I_h} \rightarrow \mathbb{R}$  把决策向量  $\mathbf{x}$  限制在一个可行的子决策空间  $S \subset \chi$  中;  $p$  为约束函数中不等式的个数;  $q$  为约束函数中等式的个数。

为方便问题讨论,给出多目标优化中的几个重要定义。

定义 1: 当决策空间  $S$  中的决策向量  $\mathbf{x} \in \chi$  优越决策向量  $\mathbf{y} \in \chi$  时,记为  $\mathbf{x} \leq \mathbf{y}$ ; 当且仅当  $\mathbf{x} \leq \mathbf{y}$  且  $\exists f_{I_f} \in \{1, \dots, m\}$  时,有  $f_{I_f}(\mathbf{x}) < f_{I_f}(\mathbf{y})$ ,记为  $\mathbf{x} < \mathbf{y}$ 。

定义 2: 如果没有决策向量  $\mathbf{y} \in S$  满足  $\mathbf{y} < \mathbf{x}$ ,则决策向量  $\mathbf{x} \in S \subset \chi$  在  $S$  中非劣,此时称  $\mathbf{x} \in \chi$  为 Pareto 最优。

定义 3: Pareto 最优解集为 Pareto 最优解的集

合,记为  $P_s$ 。

定义4:  $P_f = \{f(\mathbf{x}) \in \mathbb{R}^m | \mathbf{x} \in P_s\}$  为 Pareto 前沿,多目标最优化的目标就在于寻找 Pareto 最优前沿。

为寻求多目标函数的 Pareto 最优前沿,定义超体积  $H(A, \mathbf{z})$  为

$$H(A, \mathbf{z}) = \lambda \left\{ \bigcup_{x_1 \in A} [(f_1(\mathbf{x}), z_1) \times \cdots \times (f_m(\mathbf{x}), z_m)] \right\} \quad (24)$$

式中:  $A$  为近似 Pareto 最优解集;  $\lambda(\cdot)$  为标准 Lebesgue 测度;  $\mathbf{z} = [z_1, z_2, \cdots, z_m]^T$ , 为参考值,对最大化问题,一般取  $\mathbf{z}$  为原点,对于最小化问题,一般取大于或等于所有目标函数的最大值。

### 3.2 基于相似性选择的双目标演化算法

该算法在传统演化算法基础上,通过对解相似性和种群多样性的计算,提出一种基于相似性选择的演化算法。

#### 3.2.1 编码方式确定

路径决策问题即一系列路径点的选择,此处采用实数编码,每一位实数代表相应的农产品所在地、车场或客户所在地。采用顺序排列的编码方法,编码的顺序代表运输路径。

#### 3.2.2 适应度函数选取

适应度一般由选取的适应度函数产生。对于单目标优化问题,常常采用目标函数作为适应度函数,而对于双目标优化问题,可对群体进行非劣排序,依据式(24)而定,即

$$H(A, \mathbf{z}) = \lambda \left\{ \bigcup_{x_1 \in A} [(f_1(x), z_1) \times (f_2(x), z_2)] \right\} \quad (25)$$

$f_1(x)$  即为式(2);  $f_2(x)$  即为式(13)。此处为最小值问题,故  $\mathbf{z}$  取所有目标函数的最大值。

#### 3.2.3 相似性测度

演化算法的最后一代表示 Pareto 前沿,但往往是1个群体,而且群体多样性关系到演化算法的精度,需要对群体进行评估。首先采用 Jaccard 相似系数测量相似度<sup>[17]</sup>,计算个体  $I_A$  和  $I_B$  的相似度为

$$J(I_A, I_B) = \frac{|I_A \cap I_B|}{|I_A \cup I_B|} \quad (26)$$

当  $I_A$  和  $I_B$  元素相同时  $J(I_A, I_B) = 1$ ; 完全不相同时  $J(I_A, I_B) = 0$ 。利用 Jaccard 相似系数计算相似度时,可以把每个个体看作是1组有向边  $(u(i_u, j_u), u(i_u + 1, j_u))$  的集合,即

$$R' = \bigcup_{j=1}^{k_u} \bigcup_{i=0}^{N_u} (u(i_u, j_u), u(i_u + 1, j_u)) \quad (27)$$

式中:  $i_u, j_u$  分别为有向边端点的横、纵坐标;  $N_u, k_u$  分别为  $i_u, j_u$  的最大值;  $R$  为群体中的1个个体。

因此,个体  $R'$  和  $Q$  的相似度即为其相同边与全部边之比,且规定边  $(a, b)$  是决策变量  $R'$  中的1个边时  $y_{abR} = 1$ , 否则为0。可得相似度  $S_{R'Q}$  为

$$S_{R'Q} = \frac{\sum_{a, b \in v} y_{abR'} y_{abQ}}{\sum_{a, b \in v} \text{sign}(y_{abR'} + y_{abQ})} \quad (28)$$

式中:  $y_{abR'}$  为布尔变量,当边  $(a, b)$  是决策变量  $R'$  中的1个边时  $y_{abR'} = 1$ , 否则为0;  $y_{abQ}$  为布尔变量,当边  $(a, b)$  是决策变量  $Q$  中的1个边时  $y_{abQ} = 1$ , 否则为0;  $v$  为  $R'$  和  $Q$  全部边的集合;  $\text{sign}(\cdot)$  为符号函数。

规定  $|P| = M_P$  为 Pareto 前沿  $P$  的长度,则个体  $R' \in P$  与  $P$  中剩余个体的相似度  $S_{R'}$  为

$$S_{R'} = \frac{1}{M_P - 1} \sum_{Q \in P/\{R'\}} S_{R'Q} \quad (29)$$

则 Pareto 前沿  $P$  的多样性  $D(P)$  为

$$D(P) = 1 - \frac{1}{M_P} \sum_{R' \in P} S_{R'} \quad (30)$$

式(29)代表了种群的多样性。

#### 3.2.4 交叉算子

为使父代尽可能将自身部分特征完整遗传给子代,同时又能保证新的个体产生。首先从1个父代中随机选取一部分路径给子代;然后从另1个父代中选取不冲突的部分;最后确定未分配的客户,分配时顺序依照其在第2个父代中的顺序。

#### 3.2.5 变异算子

此处演化算法中的变异处理包括3项内容:①从路径中任意选取1个客户,将其放置在该路径的其他位置;②从任1条路径中选取2个客户,并将其任意放置在另1条路径中;③互换2条路径中的某些客户,若交换后不满足约束条件,则保留原来的路径。

#### 3.2.6 修复策略

产生的后代很有可能不满足约束条件,为解决这一问题,首先识别不可行路径,将不可行部分用可行路径随机替换。

#### 3.2.7 幸存者选取

传统的演化算法中,幸存者选取要么选子代,要么从父代和子代中随机选取,这样容易将父代或子代中适应度较高的漏掉。为避免这一问题,同时为保证算法的全局收敛性,采用精英选择策略。精英个体是种群在进化过程中演化算法搜索到的适应度

值最高的个体,具有最好的基因结构和优良特性。

同时为提高种群多样性,当精英个体加入新一代群体后,另选与精英个体相似度最低的个体加入新一代群体,同时将新一代群体中适应度值最小和次小的个体淘汰。

### 3.2.8 终止条件

此处迭代直到 Pareto 前沿的差异度在几代内不再变化。同时为避免进化次数过多,增加运算时间,需设置最大迭代次数。

## 4 针对客户需求的路径决策

实际应用中,可能会存在某位客户急需供货的情况。客户需求的动态变化一般是在一些离散的时间点发生的,假设初始时刻为  $t_0$ ,在  $t_i'$  ( $i'=1,2,\dots$ ) 时刻客户提出紧急供货需求,则在  $t_i'$  时刻实时修改针对客户需求的路径决策模型,然后采用基于相似性选择的演化算法来求解。下面具体分析针对客户需求的模型和相应的算法。

### 4.1 针对客户需求的数学模型建立

对于在  $[t_0, t_i']$  时间段里已经完成的任务,在此过程中产生的  $\text{PM}_{2.5}$  排放量和运输路程已不可改变,因此在建立新的数学模型时可将这些客户集中去除。

在双目标路径决策问题中,车辆总是从车场出发,而在针对用户需求的路径决策问题中,可能  $t_i'$  时刻车辆已驶离车场。为解决这一差别,将车辆的当前位置作为 1 个客户来看待,称为虚拟任务点。并增加虚拟任务点约束,即要求这一部分车辆从中心车场出发后,必须首先通过虚拟任务点,以保证所求出的结果与实际情况相符。

不失一般性,规定当前位置不在车场的车辆序号为  $r_1, r_2, \dots, r_v$ , 且  $r_v \in R_v$  ( $R_v \leq R$ ), 设其当前位置分别为  $s_1, s_2, \dots, s_v$ , 其路径上除当前位置外的第 1 个任务点的序号分别为  $i'_1, i'_2, \dots, i'_v$ 。其中第 1 个任务点的确定依据为:计算所有空载车辆与最近仓库的距离,取距离最小者作为应急车辆为客户  $J$  紧急供货。

记在车场的车辆集合为  $R_v$ 。将点  $s_1, s_2, \dots, s_v$  作为虚拟任务点处理,设其序号为  $N+1, N+2, \dots, N+v$ , 记为集合  $N_v$ 。则其约束条件可以表示为

$$a_{0(N+k)k} = 1, k=1, 2, \dots, v \quad (31)$$

$$a_{(N+k)i_k k} = 1, k=1, 2, \dots, v \quad (32)$$

式中:  $a_{0(N+k)k}$  为布尔变量,当货车  $k$  从车场出发需先完成虚拟任务  $N+k$  为 1, 否则为 0;  $a_{(N+k)i_k k}$  为布

尔变量,当货车  $k$  在执行第  $i_k$  次任务之前已经完成了虚拟任务  $N+k$  时为 1, 否则为 0。

式(31)保证了车辆首先行驶至虚拟任务点,式(32)保证了车辆从虚拟任务点出发驶往急需供货的客户处。

因此,针对用户需求的  $\text{PM}_{2.5}$  排放量目标函数和运输路程目标函数分别为

$$\min \left( \sum_{i \in TUH \cup N_v} \sum_{j \in TUH \cup N_v} \sum_{r \in R} F_{ijr}^c a_{ijr} - \sum_{r \in R_v} F_{ijr}^c a_{ijr} + \sum_{t \in TU \cup N_v} \sum_{r \in R} F_{tr}^c a_{tr} - \sum_{r \in R_v} F_{tr}^c a_{tr} \right) \quad (33)$$

$$\min \left( \sum_{s \in HU \cup DU \cup TU \cup N_v} \sum_{t \in TU \cup HU \cup DU \cup N_v} \sum_{r \in R} D_{st}^p b_{str} - \sum_{r \in R_v} D_{st}^p b_{str} \right) \quad (34)$$

式(33)第 2 项和第 4 项分别为出现急需供货前的空载和满载  $\text{PM}_{2.5}$  排放量,已不可改变,相当于常数;式(34)的第 2 项同样相当于常数。

### 4.2 针对客户需求的双目标路径决策算法

在针对用户需求的双目标路径决策算法中,需要有 1 个监测系统,以实时监测急需供货的客户。当有客户需求发生时,根据变化的情况判断是否需要重新优化。若需要,则根据当前信息更新输入条件,将问题转化为 1 个新的针对用户需求的双目标路径决策问题,用基于相似性选择的演化算法求解。算法具体步骤如下。

(1)采用基于相似性选择的演化算法解决双目标路径决策问题。

(2)在执行过程中,监测是否有新的用户需求,并判断是否需要重新优化,若需要进行重新优化,则转入下一步;否则所有任务都已完成,任务结束。

(3)更新演化算法约束条件:①在任务点集中去除所有已完成的任务点;②将车辆当前位置设为虚拟任务点,并重新排列各任务点序号;③根据式(33)、式(34)进行针对用户需求的双目标路径决策;④返回步骤(1)。

## 5 案例分析

为验证所提出的基于相似性选择演化算法的双目标路径决策算法的效果,以及针对用户需求的双目标路径决策算法的可行性,本文分别进行了路径决策仿真。此处提出双目标满意度  $I_{\text{BM}}$  作为评价指标,其计算式为

$$I_{\text{BM}} = \frac{1}{f_1/z_{1\max} + f_2/z_{2\max}} \quad (35)$$

式中: $f_1$ 、 $f_2$  分别为仿真结果中的平均 PM<sub>2.5</sub> 排放量和路程; $z_{1\max}$ 、 $z_{2\max}$  分别为  $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$  的最大值。

对该指标希望  $f_1$ 、 $f_2$  越小越好,即  $I_{BM}$  越大满意度越高。

5.1 仿真算例 1

以某市农产品配送系统为例,包括 4 个农产品产地、16 个客户所在地以及 4 个车辆所在地。仿真过程中,车辆采用中型货车,其单车排放量由式(1)和图 2 共同确定;演化算法的参数根据试验反复试凑而定。相关参数为:迭代次数 150,种群大小 12,交叉概率 0.7,变异概率 0.2,最优路径见图 3。

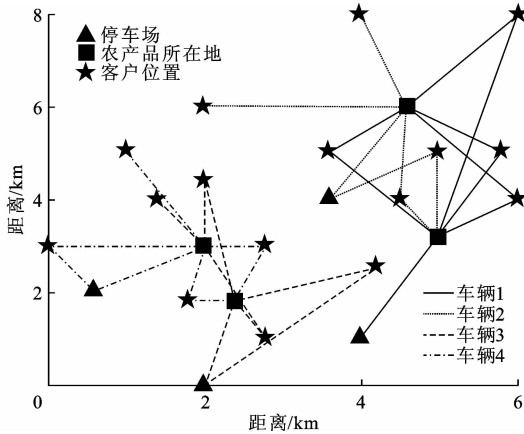


图 3 双目标最优路径  
Fig. 3 Bi-objective optimal paths

由图 3 可知,所提出的基于相似性选择的演化算法能有效求得双目标优化路径,并与文献[6]、[10]中的方法进行比较。所得数据见表 1。

表 1 双目标路径决策

Tab. 1 Parameters of bi-objective paths decision

分类	平均 PM <sub>2.5</sub> 排放量/kg	路程/km	$I_{BM}/\%$
本文算法	34.1	47.9	68.5
文献[6]中方法	33.2	52.3	66.2
文献[10]中方法	38.4	44.4	67.1

注: $z_{1\max}$ 、 $z_{2\max}$  分别为 50.4 kg 和 61 km。

由表 1 可知,本文算法不仅减小了 PM<sub>2.5</sub> 排放量,同时缩短了运输路程。与文献[6]中方法相比,满意度提高了约 2.3%;与文献[10]中方法相比,满意度提高了约 1.4%。总之,本文算法能有效完成双目标路径决策,既能减少 PM<sub>2.5</sub> 排放量,又能缩短运输路程。

5.2 仿真算例 2

为进一步验证所提出的基于相似性选择的演化算法的有效性和可行性,并在进行路径决策时考虑客户的需求。对针对客户需求的双目标路径优化决策

进行仿真,仿真条件同仿真算例 1,急需供货客户位于图 4 位置(6,8) km 处,得到最优路径如图 4 所示。

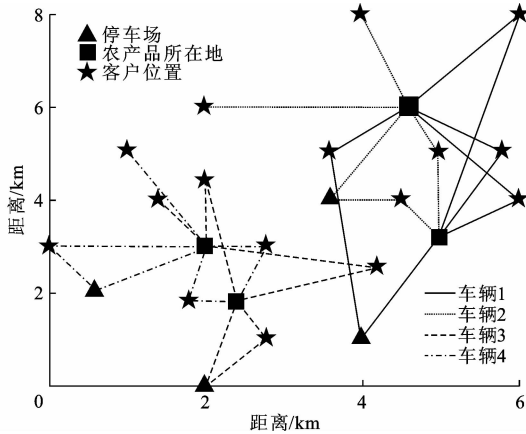


图 4 针对客户需求的最优路径  
Fig. 4 Optimal paths based on customer demand

对比图 3、图 4,基于相似性选择的改进演化算法能有效实现针对用户需求的路径决策。与文献[6]、[10]中方法进行比较结果见表 2。

表 2 针对客户需求的双目标路径决策参数

Tab. 2 Parameters of bi-objective paths decision based on customer demand

分类	平均 PM <sub>2.5</sub> 排放量/kg	路程/km	$I_{BM}/\%$
本文算法	50.3	64.5	67.6
文献[6]中方法	48.8	70.4	65.7
文献[10]中方法	56.8	62.3	64.9

注: $z_{1\max}$ 、 $z_{2\max}$  分别为 70.2 kg 和 85 km。

与表 1 相比,针对客户需求的路径决策增加了系统的 PM<sub>2.5</sub> 排放量和路程,PM<sub>2.5</sub> 排放量增加了 47.5%,路程增加了 34.7%,但及时满足了客户的需求;与文献[6]中算法相比,满意度提高了约 1.9%;与文献[10]中方法相比,提高了约 2.7%。

6 结 语

(1)提出的演化算法能有效完成双目标路径决策,既能减少 PM<sub>2.5</sub> 排放量,又能缩短运输路程;与文献[6]、[10]中方法相比,满意度均有提升。

(2)无论是融合 PM<sub>2.5</sub> 排放量和运输路程的双目标路径决策问题,还是针对客户需求的双目标路径决策问题,本文算法均能有效取得合理路径。

(3)针对客户需求的双目标路径决策问题,能及时满足急需供货的客户需求,有利于区域农产品配送系统的长久发展。

(4)测试实例表明,本文提出改进的基于相似性选择的演化算法,有效解决了融合 PM<sub>2.5</sub> 排放量和运输路程的双目标路径决策问题,该研究可为区域

农产品配送中的双目标路径决策提供参考。

(5)本文提出的改进演化算法既减少了  $PM_{2.5}$  排放量,又缩短了运输路程,有效可行。该研究对现实农产品配送中车辆调度服务具有重大的应用价值,然而针对较为复杂的客户需求和实际情况,如软时间窗问题,还有待进一步的算法改进和试验验证。

## 参考文献:

## References:

- [1] PRADENAS L, OPORTUS B, PARADA V. Mitigation of greenhouse gas emissions in vehicle routing problems with backhauling[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(8): 2985-2991.
- [2] 闫茂德, 常楠楠, 张昌利. 城市快速路网行程时间计算与最优路径选择算法[J]. *西南交通大学学报*, 2014, 49(5): 811-816.  
YAN Mao-de, CHANG Nan-nan, ZHANG Chang-li. Travel time computation and optimal path selection algorithm of urban expressway network[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2014, 49(5): 811-816.
- [3] KIM G, ONG Y S, HENG C K, et al. City vehicle routing problem (city VRP): a review [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2015, 16(4): 1654-1666.
- [4] BARKAOUI M, BERGER J, BOUKHTOUTA A. Customer satisfaction in dynamic vehicle routing problem with time windows[J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 35: 423-432.
- [5] SCHYNS M. An ant colony system for responsive dynamic vehicle routing[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 245(3): 704-718.
- [6] JIANG W Y, LIN Y, CHEN M, et al. A co-evolutionary improved multi-ant colony optimization for ship multiple and branch pipe route design[J]. *Ocean Engineering*, 2015, 102: 63-70.
- [7] SHIRLEY L, KESKIN B B. Bi-criteria dynamic location-routing problem for patrol coverage[J]. *Journal of the Operational Research Society*, 2014, 65(11): 1711-1725.
- [8] LU F M, ZENG Q T, BAO Y X, et al. Hierarchy modeling and formal verification of emergency treatment processes[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2014, 44 (2): 220-234.
- [9] SAIDI-MEHRABAD M, DEHNAVI-ARANI S, EVAZ-ABADIAN F, et al. An ant colony algorithm (ACA) for solving the new integrated model of job shop scheduling and conflict-free routing of AGVs[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2015, 86: 1-13.
- [10] MUÑOZ-CARPINTERO D, SÁEZ D, CORTÉS C E, et al. A methodology based on evolutionary algorithms to solve a dynamic pickup and delivery problem under a hybrid predictive control approach[J]. *Transportation Science*, 2015, 49(2): 239-253.
- [11] OBERSCHEIDER M, ZAZGORNIK J, HENRIKSEN C B, et al. Minimizing driving times and greenhouse gas emissions in timber transport with a near-exact solution approach[J]. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 2013, 28(5): 493-506.
- [12] 岳师光, 查亚兵, 尹全军, 等. 基于抽象隐马尔可夫模型的 CGF 路径规划识别[J]. *国防科技大学学报*, 2014, 36(1): 148-153.  
YUE Shi-guang, ZHA Ya-bing, YIN Quan-jun, et al. Path plan recognition by CGF based on abstract hidden Markov model[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2014, 36(1): 148-153.
- [13] 曾三友, 秦 莎, 李长河, 等. 具有偏序属性的偏爱 Pareto 占优关系 [J]. *计算机学报*, 2014, 37 (9): 2047-2057.  
ZENG San-you, QIN Sha, LI Chang-he, et al. A preference Pareto dominance with partial order [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2014, 37 (9): 2047-2057.
- [14] 胡 浩, 李 刚. 演化算法求解桁架多目标拓扑优化的收敛速度研究[J]. *计算力学学报*, 2015, 32(3): 301-306.  
HU Hao, LI Gang. A convergence speed study on evolutionary algorithms for solving truss multi-objective topology optimization[J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2015, 32(3): 301-306.
- [15] 彭红星, 邹湘军, 陈 琰, 等. 基于演化算法的水果图像分割[J]. *农业工程学报*, 2014, 30(18): 294-301.  
PENG Hong-xing, ZOU Xiang-jun, CHEN Yan, et al. Fruit image segmentation based on evolutionary algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(18): 294-301.
- [16] 束嘉威. 基于实际道路工况的重型柴油车排放规律研究[D]. 北京: 清华大学, 2013.  
SHU Jia-wei. Emission characteristics of heavy-duty diesel vehicles under real-world driving conditions [D]. Beijing: Tsinghua University, 2013.
- [17] GAJPAL Y, ABAD P L. Multi-ant colony system (MACS) for a vehicle routing problem with backhauls[J]. *European Journal of Operational Research*, 2009, 196(1): 102-117.