

多目标独占性电动汽车路径问题建模与优化

贾永基, 郭文娟, 杨 东

(东华大学 旭日工商管理学院, 上海 200051)

摘要: 针对多目标独占性电动汽车路径问题, 提出了基于时间敏感系数的客户满意度评价函数, 时间敏感系数体现了客户对未能在指定的时间窗口内得到服务的容忍程度。在此基础上构建了该问题的一个新的混合整数规划模型, 其优化目标为最小化车辆空载行驶里程的同时, 最大化客户满意度。为了提高粒子群算法的全局搜索能力, 提出了通过增加粒子去心邻域最优值, 从而增加粒子共享信息类型的改进粒子群算法, 并从粒子更新方向的角度分析其改进机理。针对客户均匀分布和非均匀分布的两个测试算例的求解结果验证了改进粒子群算法能得到更好的解。对时间敏感系数的分析结果表明, 在保持客户满意度水平一定的前提下, 运输企业的运营成本随着客户时间敏感系数的增大而增加。

关键词: 多目标; 独占性; 电动汽车路径问题; 粒子群算法

中图分类号: U116.2; TP301.6

文献标识码: A

Modeling and Optimization on Multi-objective Exclusive Electric Vehicle Routing Problem

JIA Yong-ji, GUO Wen-juan, YANG Dong

(Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai 200051, China)

Abstract: In the multi-objective exclusive electric vehicle routing problem, the evaluation function for customer satisfaction was proposed based on time sensitivity coefficient, which reflects the tolerable degree for failing to receive service within a specified time windows. To handle with the problem, a new mixed integer programming model was built with the aim of both maximizing the customer satisfaction and minimizing the vehicle's no-load mileage. In order to improve the global search capability of PSO (Particle Swarm Optimization), an IPSO (Improved PSO) was developed by adding the optimal value of particle's deleted neighborhood to increase the particle sharing information, and the improvement mechanism for IPSO is analyzed from the point of view of particle updating direction. Experiments for two cases with customer's uniform distribution or non-uniform distribution demonstrate that IPSO algorithm can obtain better solutions. The analysis of time sensitivity coefficient shows that the operating cost of the transportation enterprise increases with the rising of time sensitivity coefficient under the premise of maintaining the level of customer satisfaction.

Key words: multi-objective; exclusive; electric vehicle routing problem; particle swarm optimization

收稿日期: 2017-01-08; 修回日期: 2017-05-15

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71371045); 教育部人文社科青年基金资助项目(13YJC630159); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目

作者简介: 贾永基(1976-), 山东烟台人, 副教授, 博士, 主要研究方向为物流系统建模与优化, E-mail: yjjia@dhu.edu.cn。

1 引言

随着环境污染和能源短缺压力的不断增大,采用能源利用效率高、低噪音的电动汽车代替传统燃油汽车是运输行业发展的必然趋势^[1-2]。

随着生活水平的提高,在一些运输服务中,客户常常要求车辆能单独为其服务,例如专车服务、出租车服务和救护车服务等。独占性指的是车辆在服务过程中,一次只能服务一个客户,即客户对正在为其服务的车辆具有独占性^[3]。图 1 是独占性传统车辆路径问题的示意图,其中 o 为车库, P_i 为上客点, D_i 为下客点,实线表示能产生效益的有效行驶路径,虚线表示不能产生效益的空载行驶路径。

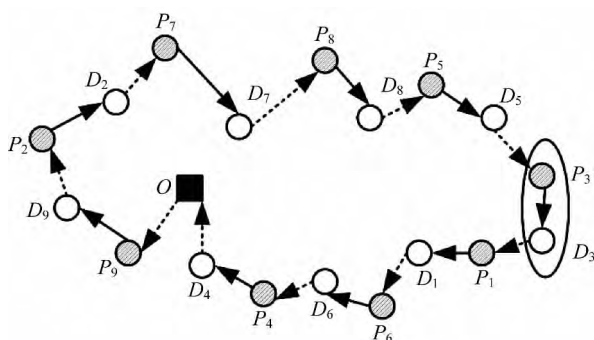


图 1 独占性传统车辆路径问题

在传统车辆路径问题中,加油时间较短,同时加油站布局成熟,对路径规划的影响较小,可忽略不计。而在电动汽车路径问题中,电动汽车续航里程短、充电时间长,同时充电站网络建设滞后^[4-5],对传统路径规划理论提出了很大的挑战。图 2 给出了含有 1 个充电站的独占性电动汽车路径问题的示意图,其中 E 为充电站。为了服务同样的客户,电动汽车中途两次到达充电站进行充电。与图 1 相比,电动汽车的空载行驶里程明显增加,而客户的服务次序和服务时间也发生了变化。因此,传统车辆路径规划理论不能简单地用来规划电动汽车的行驶路径。

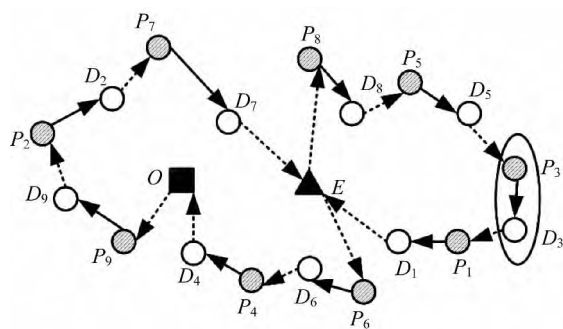


图 2 独占性电动汽车路径问题

综合目前所能找到的文献,对电动汽车路径问题的研究可以分为能量最优模型和距离最优模型。能量最优模型很难应用于实际问题中,这是因为能量最优模型需要获知具体的路况和车况,而现实中获取这些数据是非常困难的。因此,最近的文献都将研究重点放在了距离最优模型上。

文献[6]考虑了充电站数量、充电方式等因素,给出了可多种方式充电的电动汽车路径问题的数学模型,并评估了问题规模、充电站数量及不同的充电方式对调度结果的影响。文献[7]研究了动态充电时间的电动汽车路径问题,开发出一种结合变邻域搜索算法和禁忌搜索算法的混合启发式算法。文献[8]研究了电动汽车共同配送调度优化问题,建立了电动汽车续航里程有限和充电时间不固定的数学模型,并采用蚁群算法求解。文献[9]考虑了电动汽车实际应用中的行驶里程、充电耗时以及配送时间等因素,给出了带时间窗口的电动汽车路径模型,并改进了分支定价算法以求得其最优解。文献[10]研究了多车型电动汽车路径问题,并采用分支定价法来求解此问题的最优解,并提出了加快算法求解速度的生成下界值的方法。

粒子群算法(Particle Swarm Optimization algorithm, PSO 算法)是一种基于种群的智能优化算法,具有收敛速度快、算法规则简单、所需调整参数较少等优点,近年来被广泛用于求解车辆路径问题。文献[11]针对粒子群算法易局部收敛的缺点,通过群体极值 t 分布变异对粒子群算法进行改进,并应用到带时间窗口的车辆路径问题的求解中。文献[12]提出一种改进粒子群算法,粒子种群有一定的概率进行柯西变异,帮助粒子跳出局部最优解,并应用到多车场多车型车辆路径问题的求解中。文献[13]提出了一种混合离散粒子群优化算法来求解装卸一体化车辆路径问题,内嵌一种变邻域下降局部搜索方法,来加强粒子的搜索能力。

2 基于时间敏感系数的客户满意度评价函数

2.1 时间敏感系数

客户满意度是评价运输企业服务质量的重要指标。在本文所研究的带时间窗口的多目标独占性电动汽车路径问题(Multi-Objective Exclusive Electric Vehicle Routing Problem with Time Window, MOEE-VRPTW 问题)中,客户满意度主

要体现在客户对电动汽车是否准时在时间窗口内到达的满意程度。

在现有的针对电动汽车路径问题的研究中,尚未考虑基于时间敏感系数的客户满意度问题。时间敏感系数体现了客户对未能在时间窗口内得到服务的容忍程度。时间敏感系数越大,客户对时间窗口越敏感,也就是说,客户对电动汽车不能在时间窗口内到达的容忍程度越低。

2.2 客户满意度评价函数

在 MOEE-VRPTW 问题中,设 $[a_{P_i}, b_{P_i}]$ 为客户 i 的上客点 P_i 的时间窗口, $[a_{D_i}, b_{D_i}]$ 为客户 i 的下客点 D_i 的时间窗口, $t_{P_i D_i}$ 为车辆从上客点 P_i 到下客点 D_i 所花费的时间。由文献[3]可知,客户的上客点 P 和相应的下客点 D 可以看成是一个 PD 点,两个客户的 PD 点间的距离就是前一个客户的下客点到后一个客户上客点的距离,是非对称的。用车辆 k 到达客户 i 上客点的时间 $s_{P_i k}$ 来表示车辆到达客户 i 的 PD 点的时间。

客户 i 的 PD 点对应两个时间窗口。一个是客户指定的时间窗口 $[a_{PD_i}, b_{PD_i}]$,如果客户在这个时间窗口内得到服务,客户的满意度为 1,该时间窗口可由上客点和下客点的时间窗口计算得到^[3]:若 $b_{P_i} \leq a_{D_i} - t_{P_i D_i}$,则 $a_{PD_i} = b_{PD_i} = b_{P_i}$;否则 $a_{PD_i} = \max\{a_{P_i}, a_{D_i} - t_{P_i D_i}\}$, $b_{PD_i} = \min\{b_{P_i}, b_{D_i} - t_{P_i D_i}\}$ 。另一个是客户可以接受的时间窗口 $[Ea_i, Lb_i]$,如果客户在这个时间窗口内得到服务,客户的满意度介于 0 和 1 之间。在时间窗口 $[Ea_i, Lb_i]$ 之外服务客户是不允许的。

基于时间敏感系数 β 的客户满意度评价函数如公式(1)所示。

$$Sat_i(s_{P_i k}) = \begin{cases} \left(\frac{s_{P_i k} - Ea_i}{a_{PD_i} - Ea_i}\right)^\beta & Ea_i \leq s_{P_i k} < a_{PD_i} \\ 1 & a_{PD_i} \leq s_{P_i k} \leq b_{PD_i} \\ \left(\frac{Lb_i - s_{P_i k}}{Lb_i - b_{PD_i}}\right)^\beta & b_{PD_i} < s_{P_i k} \leq Lb_i \end{cases} \quad (1)$$

当 $\beta=1$ 、 $0<\beta<1$ 和 $\beta>1$ 时,公式(1)的示意图如图 3 所示。

在图 3(a)中,区间 $[Ea_i, a_{PD_i}]$ 、 $[b_{PD_i}, Lb_i]$ 内的客户满意度随时间变化速率不变。

在图 3(b)中,区间 $[Ea_i, a_{PD_i}]$ 内的客户满意度随时间变化速率越来越慢,而区间 $[b_{PD_i}, Lb_i]$ 内的客户满意度随时间变化速率越来越快。当 $\beta \rightarrow 0$ 时,客户对电动汽车不能准时到达的容忍度最高。

在图 3(c)中,区间 $[Ea_i, a_{PD_i}]$ 和 $[b_{PD_i}, Lb_i]$ 内的客户满意度随时间变化速率与图 3(b)正好相反。当 $\beta \rightarrow +\infty$ 时,客户对电动汽车不能准时到达的容忍度最低。

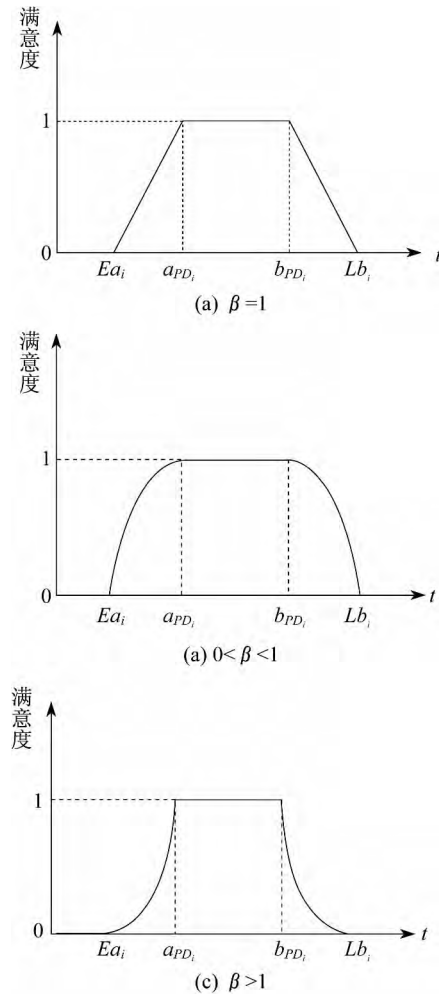


图 3 不同时间敏感系数下的客户满意度评价函数

3 MOEE-VRPTW 问题的混合整数规划模型

3.1 相关假设

- (1) 电动汽车从车库出发时为满电状态;
- (2) 客户的需求量不超过电动汽车的最大容量;
- (3) 电动汽车在行驶过程中,速度保持不变,且耗电量仅与行驶里程有关;
- (4) 电动汽车离开充电站时为满电状态,且充电时间跟所充电量呈线性关系。

3.2 模型描述

决策变量 x_{ijk} 为 0-1 变量,当车辆 k 由节点 i

行驶到节点 j 时为 1,其它情况时为 0。其它变量与参数说明如表 1 所示。

表 1 变量与参数说明

参数	说明	参数	说明
o	车库	$ K $	电动汽车数量
i	节点符号	$ N $	客户数量
j	节点符号	$Q1_{ik}$	车辆 k 到达节点 i 时剩余电量对应的行驶里程
p	节点符号	$Q2_{ik}$	车辆 k 离开节点 i 时的剩余电量对应的行驶里程
k	车辆符号	Q	车辆最大电量对应的行驶里程
N	客户点集合	Ea_i	客户 i 可接受的最早开始服务时间
P_i	客户点 i 的上客点	Lb_i	客户 i 可接受的最晚开始服务时间
D_i	客户点 i 的下客点	d_{ij}	节点 i 到节点 j 的距离
E	充电站集合	t_i	客户 i 得到服务的时间
K	电动汽车集合	v_m	电动汽车行驶速度
M	全部节点集合	g	单位时间充电电量对应的行驶里程

MOEE-VRPTW 问题的混合整数规划模型如下:

$$\min \sum_{i \in M} \sum_{j \in M} \sum_{k \in K} d_{ij} x_{ijk} - \sum_{i \in N} d_{P_i D_i} \quad (2)$$

$$\max \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} Sat_i(t_i) \quad (3)$$

s. t.

$$\sum_{i \in o} \sum_{j \in N} \sum_{k \in K} x_{ijk} \leq |K| \quad (4)$$

$$\sum_{i \in M, i \neq j} \sum_{k \in K} x_{ijk} = 1 \quad \forall j \in N \quad (5)$$

$$\sum_{i \in M, i \neq p} x_{ipk} - \sum_{j \in M, j \neq p} x_{pjk} = 0 \quad \forall p \in M, \forall k \in K \quad (6)$$

$$Q1_{jk} \leq Q2_{ik} - d_{ij} x_{ijk} + Q(1 - x_{ijk}) \quad \forall i, j \in M, i \neq j \quad (7)$$

$$Q2_{ik} = Q \quad \forall i \in E \cup o, \forall k \in K \quad (8)$$

$$(d_{P_i D_i} + d_{D_i p}) x_{ijk} \leq Q1_{ik} \leq Q \quad \forall i \in N, \forall j \in M, \forall p \in E \quad (9)$$

$$0 \leq Q1_{ik} \leq Q \quad \forall i \in E \cup o, \forall k \in K \quad (10)$$

$$(s_{ik} + \frac{d_{P_i D_i}}{v_m} + \frac{d_{D_i j}}{v_m}) x_{ijk} \leq s_{jk} \quad \forall i \in N, \forall j \in M, \forall k \in K \quad (11)$$

$$(s_{ik} + (Q - Q1_{ik})/g + \frac{d_{ij}}{v_m}) x_{ijk} \leq s_{jk} \quad \forall i \in E, \forall j \in M, \forall k \in K \quad (12)$$

$$x_{ijk} = \begin{cases} 1 & \text{车辆 } k \text{ 由节点 } i \text{ 到节点 } j \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (13)$$

其中,式(2)和式(3)是目标函数,式(2)为最小化电动汽车空载行驶里程,式(3)为最大化客户平均满意度。式(4)表示使用的电动汽车数量不超过车辆总数;式(5)表示客户只能被服务一次且仅一次;式(6)表示车辆到达某节点的次数等于从该节点离开的次数;式(7)表示如果车辆 k 从节点 i 出发到达节点 j ,那么车辆在节点 j 的剩余电量对应的行驶里程等于离开节点 i 时的剩余电量对应的行驶里程减去从节点 i 到节点 j 的行驶里程;式(8)表示车辆离开车库和充电站时车辆拥有最大行驶里程;式(9)表示车辆到达客户点的剩余电量对应的行驶里程不能超过其最大行驶里程,且不能低于离开该客户点并行驶到充电站的里程;式(10)表示车辆到达充电站和车库时的剩余里程不能超过最大行驶里程,且不能低于零。式(11)表示如果车辆 k 从节点 i 出发到达节点 j ,那么车辆 k 到达节点 j 的时间,不小于到达节点 i 的时间加上服务客户 i 的时间及从节点 i 行驶到节点 j 所花费的时间;式(12)表示如果车辆 k 从充电站 i 出发到达节点 j ,到达节点 j 的时间不小于到达充电站 i 的时间加上充电时间和从充电站 i 行驶到节点 j 的时间;式(13)是 0-1 决策变量。

4 改进 PSO 算法

4.1 标准 PSO 算法粒子更新方向

标准 PSO 算法的基本原理^[14]是:在 d 维空间内有 n 个粒子,第 i 个粒子在 t 时刻的速度 $V_i(t) = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$,位置 $Y_i(t) = (y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{id})$ 。粒子在搜寻最优解时,根据三部分信息来调整自己的速度和位置:①粒子当前速度 $V_i(t)$;②粒子自身历史最优值 $R_i = (R_{i1}, R_{i2}, \dots, R_{id})$;③粒子种群所找到的全局最优值 $R_g = (R_{g1}, R_{g2}, \dots, R_{gd})$ 。粒子更新公式为

$$v_{id}(t+1) = \theta v_{id}(t) + c_1 \partial_1 [R_{id}(t) - y_{id}(t)] + c_2 \partial_2 [R_{gd}(t) - y_{id}(t)] \quad (14)$$

$$y_{id}(t+1) = y_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (15)$$

其中, $v_{id}(t)$ 为 t 时刻粒子 i 的速度向量在第 d 维的值, $y_{id}(t)$ 为 t 时刻粒子 i 的位置向量在第 d 维的值。 θ 表示惯性权重, θ 较大时适用于对解空间进行大范围搜索, θ 较小时适用于对解空间进行深度搜索。 c_1 、 c_2 为学习因子, ∂_1 、 ∂_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

图 4 给出了标准 PSO 算法中粒子的可能更新

方向, ☆表示 R_g 所处位置; ○表示 Y_i 所处位置; □表示 R_i 所处位置; ⊙表示 $Y_i = R_i$; ⊕表示 $Y_i = R_i = R_g$; 箭头表示粒子的更新方向。不管 R_i 在 R_g 左侧还是右侧, 在 R_g 上方还是下方, 粒子更新方向均是偏向 R_g 的, 所以本文不再区分 R_i 与 R_g 的相对位置。

图 4(a) 表示以 Y_i 为基点, R_i 与 R_g 方向相同时粒子的更新方向; 图 4(b) 表示 $Y_i = R_i$ 时的粒子更新方向, 此更新方向只与 Y_i 和 R_g 有关; 图 4(c) 表示 R_i 与 R_g 方向相反时粒子的更新方向; 图 4(d) 表示 $Y_i = R_i = R_g$ 时, 粒子更新后位置与当前位置相同, 即保持相对静止。粒子的可能更新方向还与参数 θ 、 c_1 、 c_2 、 ∂_1 、 ∂_2 有关, 图 4 只给出大致方向, 不做细节描述。

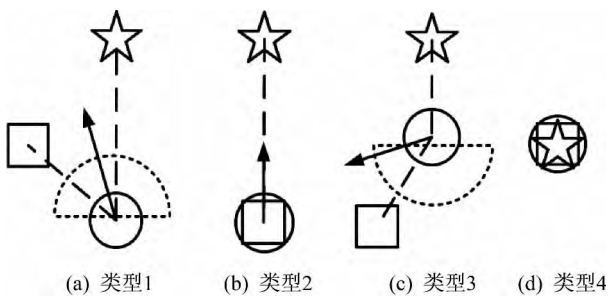


图 4 标准 PSO 算法中的粒子更新方向

总之, 标准 PSO 算法中, 粒子信息共享机制设计简单、易实现, 但全局搜索能力较弱。除了图 4(c) 可能会偏离 R_g 来扩大粒子搜索范围外, 其他情况下的粒子更新方向大都朝向 R_g , 甚至在图 4(d) 情况时, 粒子当前位置即全局最优位置, 粒子将会保持相对静止而失去搜索能力, 这大大降低了粒子找到其它更优解的可能, 也是标准 PSO 算法容易陷入局部最优的主要原因。

4.2 改进 PSO 算法粒子更新方向

为了克服标准 PSO 算法全局搜索能力弱的缺陷, 本文设计了一种新的通过增加粒子共享信息类型来提高全局搜索能力的改进粒子群算法 (Improve Particle Swarm Optimization Algorithm, IPSO 算法)。

IPSO 算法中, 在式 (14) 的基础上增加了粒子去心邻域最优值 $R_l = (R_{l1}, R_{l2}, \dots, R_{ld})$ 来增加粒子共享信息类型, 改进的粒子速度更新公式为

$$v_{id}(t+1) = \theta v_{id}(t) + c_1 \partial_1 [R_{id}(t) - y_{id}(t)] + c_2 \partial_2 [R_{gd}(t) - y_{id}(t)] + c_3 \partial_3 [R_{ld}(t) - y_{id}(t)] \quad (16)$$

其中, c_3 为学习因子, ∂_3 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

本文采用环形邻域拓扑结构^[15]来求粒子的去

心邻域。随着迭代次数增加, 去心邻域保证了迭代后期粒子共享信息类型不会减少, 进而提高了粒子群算法的全局搜索能力。

用 φ 表示迭代次数, 不同 φ 值下的环形邻域拓扑结构如图 5 所示。其中, 图 5(a) 为 $\varphi=1$ 时的环形邻域拓扑结构; 图 5(b) 为 $\varphi=2$ 时的环形邻域拓扑结构; 图 5(c) 为 $\varphi=4$ 时的全互联结构。当 n 为偶数时, $\varphi=n/2$ 时为全互联结构; 当 n 为奇数时, $\varphi=(n-1)/2$ 时为全互联结构。

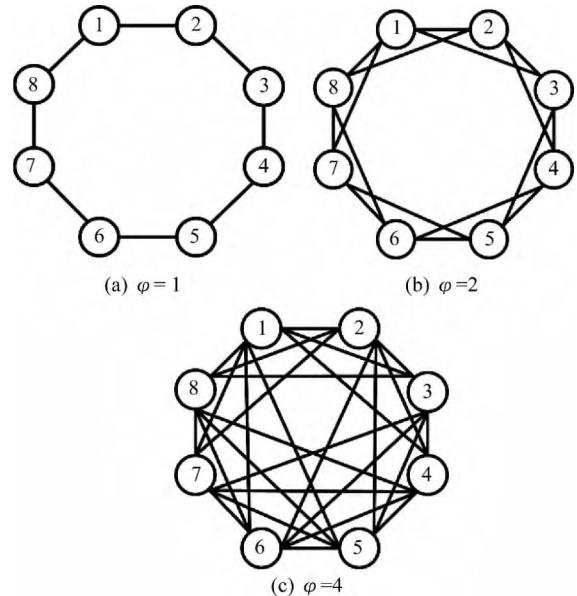


图 5 不同 φ 值下的环形邻域拓扑结构

表 2 给出了增加去心邻域最优值后粒子的可能更新方向, △表示粒子去心邻域最优值。当粒子当前位置为种群全局最优位置时, 去心邻域最优值仍可指导粒子继续更新, 从而帮助粒子跳出局部最优值。因此, 增加去心邻域最优值的 IPSO 算法, 增加了粒子更新方向的种类, 扩大了粒子的搜索范围, 能提升算法的全局搜索能力。

4.3 IPSO 算法流程

求解 MOEE-VRPTW 问题的 IPSO 算法流程如图 6 所示。

5 算例测试

5.1 算例设计

本文在 $50 \text{ km} \times 50 \text{ km}$ 的正方形服务区域内, 分别对均匀分布和非均匀分布的客户群设计了测试算例。其中, 车库位置坐标为 $(25 \text{ km}, 25 \text{ km})$, 充电站位置坐标为 $(25 \text{ km}, 30 \text{ km})$ 。

对于均匀分布测试算例, 采用随机函数在整个

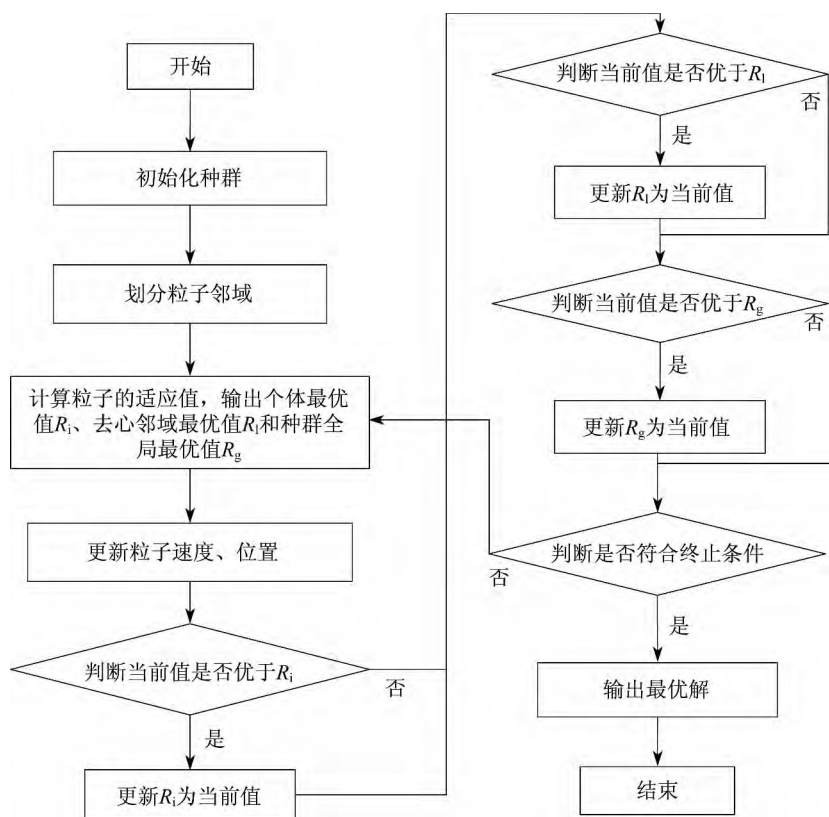


图 6 求解 MOEE-VRPTW 问题的 IPSO 算法流程

区域内生成 200 个均匀分布的客户。对于非均匀分布测试算例,首先从整个区域中选择五个小区域,在每个小区域内随机生成 30 个均匀分布的客户,然后在整个区域内随机生成 50 个均匀分布的客户,从而生成了 200 个非均匀分布的客户。

5.2 目标函数处理

将式(3)最大化客户平均满意度转换为式(17)最小化平均客户不满意度。

$$\min 1 - \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} Sat_i(t_i) \quad (17)$$

然后,将式(2)最小化电动汽车空载行驶里程和式(17)最小化平均客户不满意度两个目标函数进行加权求和,得到加权目标函数,如式(18)所示。

$$\min r_1 \left(\sum_{i \in M} \sum_{j \in M} \sum_{k \in K} d_{ij} x_{ijk} - \sum_{i \in N} d_{p_i D_i} \right) + r_2 \left(1 - \frac{1}{|N|} \sum_{i \in N} Sat_i(t_i) \right) \quad (18)$$

其中, r_1 、 r_2 为空载行驶里程和平均客户不满意度的权系数。

5.3 测试结果

采用 Java 语言编写程序,并在处理器为 I5-2450 M,内存为 8 GB 的笔记本电脑上运行。设电动汽车行驶速度 $v_m = 60$ km/h,最大行驶里程 $Q = 300$ km,单位时间充电电量对应的行驶里程 $g =$

300 km/h。学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, $c_3 = 1$,惯性权重 $\theta = 1.2$,粒子个数 $n = 200$,电动汽车数量为 25,权系数 $r_1 = 1$ 、 $r_2 = 1\ 000$,时间敏感系数 $\beta = 0.5$ 。

分别采用 IPSO 算法、标准 PSO 算法以及局部 PSO 算法^[15] (Local PSO Algorithm, LPSO 算法)对均匀分布和非均匀分布的测试算例进行求解,得到如图 7 和图 8 所示的迭代曲线。从中可以看出,随着迭代次数增加,三种 PSO 算法的加权目标函数值均逐渐降低,相比较而言,IPSO 算法能得到更好的解。

表 3 给出了三种粒子群算法的求解结果。当客户均匀分布时,三种算法求解的客户满意度相差不大,IPSO 算法的空载行驶里程最短,其次是 LPSO 算法,标准 PSO 算法的空载行驶里程最大。当客户非均匀分布时,IPSO 算法无论从空载行驶里程还是客户满意度都比标准 PSO 算法和 LPSO 算法更好。

5.4 时间敏感系数分析

时间敏感系数 β 不同,其对应的客户满意度评价函数也不同。为了分析 β 对求解结果的影响,运用 IPSO 算法对均匀分布的测试算例进行多次求解,在求解中保持其它参数不变。

当 $\beta = 1$ 时,求解结果在均值附近上下波动,拟合曲线为一条直线,如图 9(a) 所示,这是因为 IPSO

表2 IPSO算法中的粒子更新方向

示意图	说明	示意图	说明	示意图	说明
	以 Y_i 为基点, R_i 和 R_l 都在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g		以 Y_i 为基点, R_i 在与 R_g 相同的方向上, R_l 在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g		以 Y_i 为基点, R_i 在与 R_g 相反的方向上, R_l 在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g
	以 Y_i 为基点, R_i 和 R_l 都在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g		以 Y_i 为基点, $Y_i=R_l$, R_l 在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g		以 Y_i 为基点, $Y_i=R_l$, R_l 在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g
	以 Y_i 为基点, $Y_i=R_l$, R_l 在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g		以 Y_i 为基点, $Y_i=R_l$, R_l 在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g		以 Y_i 为基点, $R_i=R_l$,且都在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g
	以 Y_i 为基点, $R_i=R_l$,且都在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g		以 Y_i 为基点, $R_l=R_g$, R_i 在与 R_g 相同的方向上,粒子更新方向偏向 R_g		以 Y_i 为基点, $R_l=R_g$, R_i 在与 R_g 相反的方向上,粒子更新方向偏离 R_g
	以 Y_i 为基点, $Y_i=R_i=R_l$,粒子更新方向偏向 R_g		以 Y_i 为基点, $Y_i=R_i=R_g$,粒子更新方向偏向 R_l		以 Y_i 为基点, $Y_i=R_i=R_l=R_g$,粒子保持静止

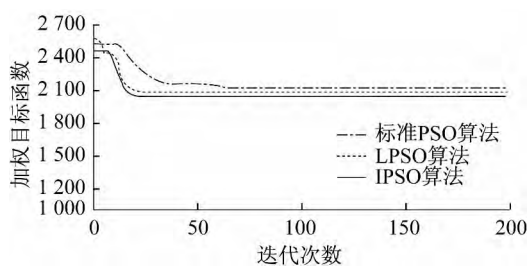


图7 均匀分布算例迭代曲线

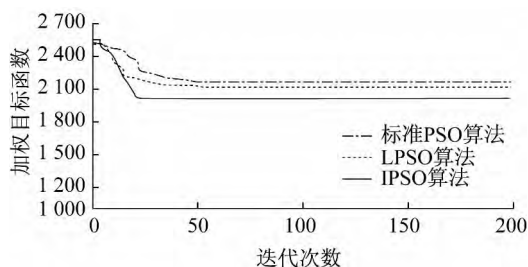


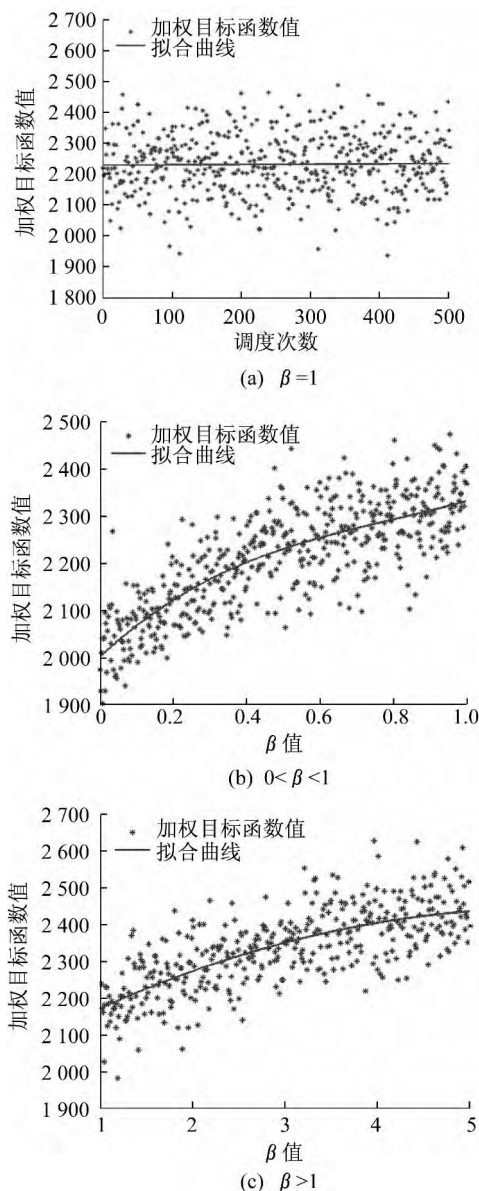
图8 非均匀分布算例迭代曲线

表3 三种粒子群算法的求解结果

客户类型	算法	车辆数	空载行驶距离	平均满意度	加权目标函数
均匀分布	IPSO 算法	20	4787	84.55%	2045
	LPSO 算法	20	4912	84.49%	2085
	标准 PSO 算法	20	5010	84.13%	2128
非均匀分布	IPSO 算法	20	3237	83.56%	2014
	LPSO 算法	20	3459	82.51%	2121
	标准 PSO 算法	20	3337	80.36%	2167

算法为启发式算法,每次求解结果并不完全相同。

当 $0 < \beta < 1$ 或 $\beta > 1$ 时,逐渐改变 β 值,分别得到如图9(b)和(c)所示的拟合曲线。从中可以看出,在数据和算法相同的情况下,加权目标函数值随着 β 值的增大而增加。当 β 值较大时,即便车辆早到或晚到很短时间,客户满意度也会大幅度降低。显然,当 β 值足够大时,客户的时间窗口约束变成了必须满足的硬约束,此时车辆如果不能在客户时间

图 9 不同时间敏感系数 β 下的拟合曲线

窗口内到达,客户满意度便会迅速降低至 0。对于时间敏感系数较大的客户,为了保持一定的客户满意度水平,运输企业需要增加电动汽车数量,从而提高了运营成本。

6 结论

本文在提出了时间敏感系数的基础上,给出了基于时间敏感系数的客户满意度评价函数,并构建了 MOEE-VRPTW 的混合整数规划模型。接着,提出了增加粒子去心邻域最优值的 IPSO 算法来求解该模型,并从粒子更新方向的角度阐述了 IPSO 算法提升全局搜索能力的机理。然后,分别设计了客户均匀分布和非均匀分布情况下的测试算例,测试结果表明 IPSO 的求解优于 LPSO 算法和标准 PSO 算法。最后,分析了

时间敏感系数对求解结果的影响:在其它参数不变的情况下,客户的时间敏感系数越高,客户对于车辆准时服务的要求越高,因而运输企业需要增加电动汽车数量,以保证客户满意度保持在一定水平。

本文研究的 MOEE-VRPTW 问题中,所有客户信息已知且不变,属于静态问题。但在实际运营中,客户信息可能发生改变,比如时间窗口改变,客户的增加或减少等,属于动态问题。对多目标独占性电动汽车动态路径问题的研究是未来的一个研究重点。此外,未来的研究还可以着眼于提出新的算法来寻找 MOEE-VRPTW 问题更优的解。

参考文献:

- [1] 张如云,刘清.考虑低碳的城市配送车辆路径优化模型研究[J].工业工程与管理,2015,20(4):29-34.
- [2] 董誉文,仇帅.考虑运载能力与行程约束的绿色车辆路径问题[J].工业工程与管理,2017,22(1):43-49.
- [3] 贾永基,谷寒雨,席裕庚.单车独占性带时间窗口装卸货问题的分析与算法[J].上海交通大学学报,2005,39(3):409-412.
- [4] 黄振森,杨珺.考虑服务容量的充电站选址问题[J].工业工程与管理,2015,20(5):111-118.
- [5] 邵赛,关伟,毕军.考虑排队时间和里程约束的竞争充电站选址问题[J].交通运输系统工程与信息,2016,16(6):169-175.
- [6] Felipe A,Ortuño M T,Righini G,et al. A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges [J]. Transportation Research Part E Logistics & Transportation Review,2014,71(9):111-128.
- [7] Schneider M,Stenger A,Goeke D. The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations [J]. Transportation Science,2014,48(4):500-520.
- [8] Hung Y C,Michailidis G. Optimal routing for electric vehicle service systems[J]. European Journal of Operational Research, 2015,247(2):515-524.
- [9] 揭婉晨,杨珺,陆坚毅.基于分支定价算法的电动汽车车辆路径问题[J].运筹与管理,2016,25(4):93-100.
- [10] 揭婉晨,杨珺,杨超.多车型电动汽车车辆路径问题的分支定价算法研究[J].系统工程理论与实践,2016,36(7):1795-1805.
- [11] 王飞.带时间窗车辆调度问题的改进粒子群算法[J].计算机工程与应用,2014,50(6):226-229.
- [12] 罗鸿斌.多车场多车型车辆调度问题的改进粒子群算法[J].计算机工程与应用,2014,50(7):251-253.
- [13] 周蓉,沈维蕾.软硬时间窗共存装卸一体化车辆路径问题的混合离散粒子群优化算法[J].合肥工业大学学报自然科学版,2016,39(8):1022-1026.
- [14] Clerc M,Kennedy J. The particle swarm - explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation,2002,6(1):58-73.
- [15] 徐迅,鲁海燕,徐向平.基于环形邻域拓扑的自适应速度 PSO 算法[J].计算机工程与应用,2015,51(18):32-37+85.