

# Modeling and Simulation on Electric Vehicle Routing Problem with Improved Charging Strategy

Yongji Jia, Mei Chen, Jia Li

Glorious Sun School of Business and Management, Donghua University, Shanghai  
Email: 18916597707@163.com

Received: Feb. 6<sup>th</sup>, 2020; accepted: Feb. 21<sup>st</sup>, 2020; published: Feb. 28<sup>th</sup>, 2020

---

## Abstract

The charging strategy in the electric vehicle routing problem at present is usually full charge, which will bring about the problems that the charging time is too inflexibility and the customer's time windows are hard to be met. Therefore, an improved charging strategy is proposed, in which, the vehicle charging time, the charging station and the charging power are taken as decision variables. With the objective of minimizing the total operation costs, a mixed integer linear programming model is established. Then, a hybrid heuristic algorithm based on the combination of self-adaptive genetic algorithm and simulated annealing algorithm is proposed. Finally, the validity and practicability of the model and the algorithm are proved by a large number of computational examples and sensitivity analyses.

## Keywords

Charging Strategy, Partial Charging, Electric Vehicle Routing Problem, Genetic Algorithm, Simulated Annealing Algorithm

---

# 改进充电策略下电动车辆路径问题建模与仿真

贾永基, 陈 娟, 李 嘉

东华大学, 旭日工商管理学院, 上海  
Email: 18916597707@163.com

收稿日期: 2020年2月6日; 录用日期: 2020年2月21日; 发布日期: 2020年2月28日

---

## 摘 要

目前电动车辆路径问题中的充电策略通常是完全充电策略, 会带来充电时间不灵活, 难以满足客户时间

窗等问题。针对该问题,提出了改进充电策略,将车辆充电时间点、充电站点和充电电量作为决策变量,以电动车辆运营总成本最小为目标函数,建立了混合整数规划模型,并提出了自适应遗传算法融合模拟退火算法的混合启发式求解算法。最后,算例仿真测试和灵敏度分析结果验证了模型和算法的有效性和实用性。

## 关键词

充电策略, 部分充电, 电动车辆路径问题, 遗传算法, 模拟退火算法

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

电动车辆具有能源利用效率高、零污染、低噪音等优点,是全球汽车产业的发展方向,更是我国国家战略框架下交通运输行业未来发展的重要选择。与传统燃油汽车相比,电动车辆具有续航里程短、充电时间长、且充电设施少等特点。为了提高电动车辆的推广效率,降低电动车辆运营成本,必须在路径规划时考虑充电策略。因此,针对电动车辆充电策略的研究,成为当前电动车辆运营领域的研究热点。

充电策略包括充电时间决策、充电站决策和充电电量决策三部分内容。现有的充电策略通常是完全充电策略,即在电池电量无法续航至下一客户点时才就近访问充电站,并充至满电状态。完全充电策略会导致车辆充电时间不灵活,难以满足客户时间窗等电动车辆用户比较关注的问题。

目前,考虑充电策略的电动车辆路径问题的研究还处于起步阶段,相关文献还较少。有些学者着重于设置决策变量进行了电动车充电策略研究,文献[1]运用节约算法对电动车辆充电策略进行研究,建立了以行驶距离最小为目标的数学模型。文献[2]在电动车辆路径问题中考虑客户服务时间窗,并提出了求解该问题的变邻域搜索和禁忌搜索相结合的混合启发式算法。文献[3]放松了完全充电限制而允许部分充电,使得车辆的充电时间更灵活,因而在实际问题中更实用。文献[4]研究了考虑部分充电的带时间窗电动车辆选址-路径规划问题,同时考虑电动车辆的路径规划和充电站的选址决策。此外,还有些学者对充电策略的算法进行创新,文献[5]将车辆在充电站的充电水平设置为变量,运用模拟退火算法对不同规模的算例测试,验证了其模型与算法的有效性。文献[6]提出了4种充电策略,并对各充电策略下的车辆路径进行了对比分析。文献[7]考虑充电策略与电池损耗对运营成本的影响,并提出了求解该模型的自适应大邻域搜索算法。

本文研究的电动车辆路径问题基于改进充电策略,即每次只充需要的电量,从而可以更加灵活地安排充电时间,更好地满足客户时间窗。将车辆充电时间点、充电站点和充电电量作为决策变量,以由车辆使用成本、电量消耗成本、充电时间成本和违背时间窗惩罚成本所组成的运营总成本最小为目标函数,建立了混合整数规划模型,并提出了求解该问题的自适应遗传算法融合模拟退火算法的混合算法。

## 2. 问题描述与数学模型

### 2.1. 问题描述与假设

改进充电策略下电动车辆路径问题可描述为:电动车辆从车库出发,满足装载容量、客户时间窗等基本约束的前提下,还需满足里程约束、电量约束等电动车辆特有的约束,确定电动车辆的行驶路径及

服务客户的先后顺序,使运营总成本最小。电动车辆在服务客户过程中需要访问充电站以延长续驶里程,因此在对电动车辆路径规划时必须考虑充电策略问题。

改进充电策略的一个典型示例如图 1 所示,包括 1 个车库(点 0)、9 个待服务客户点(C1-C9),3 辆电动车辆(EV1-EV3),每个客户有指定的货物需求量和和服务时间窗。从图 1 中可以看出,由于电动车辆续航里程有限,因而在服务过程中需要充电才能完成服务任务并返回车库。制定合理的充电策略,即决策充电时间点、充电站点和充电量对于确定最优服务路径、降低运营成本和满足客户时间窗十分关键。

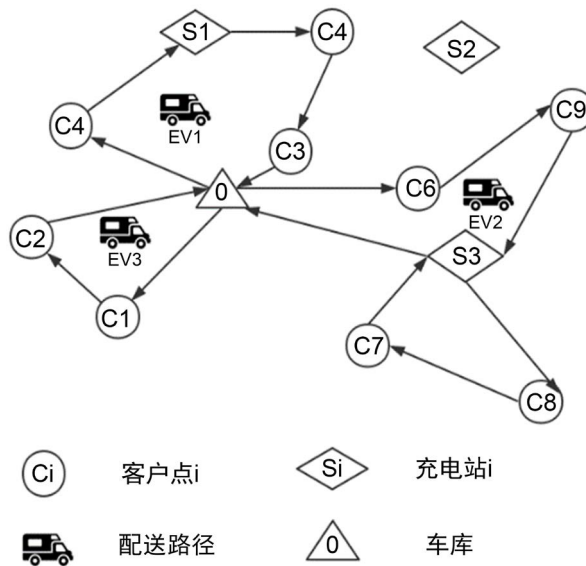


Figure 1. Typical example of electric vehicle routing problem  
图 1. 电动车辆路径问题典型示例

建立数学模型之前,做以下假设:

- (1) 电动车辆为单一类型,具有相同的最大载荷量和电池容量;
- (2) 车辆的耗电速率、充电速率以及行驶速度已知且保持不变;
- (3) 电动车辆从车库出发时其电量为满电状态;
- (4) 电动车辆在服务客户时不消耗电量,并且每个客户的服务时间相同;
- (5) 充电站没有容量限制,不考虑排队情况。

## 2.2. 决策变量与参数

设  $x_{ijk}$  和  $z_{ik}$  为 0-1 决策变量,车辆  $k$  经过弧  $(i,j)$  时  $x_{ijk}$  为 1, 否则为 0; 车辆  $k$  在充电站  $i$  充电时  $z_{ik}$  为 1, 否则为 0。模型其余变量和参数说明如表 1 所示。

Table 1. Variables and parameters  
表 1. 变量与参数说明

符号	定义	符号	定义
0	车库	$h$	电动车辆单位距离电量消耗
$i$	节点符号	$g$	电池的充电速率
$j$	节点符号	$r$	安全电量系数

Continued

$k$	车辆符号	$d_{ij}$	从 $i$ 点到 $j$ 点的距离
$N$	客户点集合	$t_{ij}$	从 $i$ 点到 $j$ 点的行驶时间
$F$	充电站集合	$q_i$	客户点 $i$ 的货物需求量
$K$	车辆集合	$u_i$	电动车辆到达 $i$ 点的货物剩余量
$V$	$\{0\} \cup N \cup F$	$s_i$	客户点 $i$ 的服务时间
$Q$	电动车辆的装载容量	$t_i$	电动车辆在 $i$ 点的充电时间
$B$	电动车辆的电池容量	$\tau_i$	电动车辆到达 $i$ 点的时间
$\lambda_1$	电动车辆固定使用成本	$y_i$	电动车辆到达 $i$ 点的电量水平
$\lambda_2$	电动车辆单位能耗成本	$Y_i$	车辆离开 $i$ 点的电量水平
$\lambda_3$	电动车辆单位充电时间成本	$e_i$	客户点 $i$ 服务时间窗的最早时间
$\lambda_4$	电动车辆违反客户服务时间窗的单位惩罚成本	$l_i$	客户点 $i$ 服务时间窗的最晚时间

### 2.3. 混合整数规划模型

电动车辆路径问题的基础模型如下：

$$\min \lambda_1 \sum_{j \in N \cup F} \sum_{k \in K} x_{ojk} + \lambda_2 \sum_{i \in V} \sum_{j \in V, i \neq j} \sum_{k \in K} t_{ij} x_{ijk} + \lambda_3 \sum_{i \in F} t_i z_{ik} + \lambda_4 \sum_{i \in N} \max \{e_i - \tau_i, \tau_i - l_i, 0\} \quad (1)$$

s.t

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V, j \neq i} x_{ijk} = 1, \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$\sum_{i \in V, i \neq j} x_{ijk} - \sum_{i \in V, i \neq j} x_{jik} = 0, \quad \forall j \in N \cup F, k \in K \quad (3)$$

$$\tau_i + (t_{ij} + s_i) x_{ijk} - l_0 (1 - x_{ijk}) \leq \tau_j, \quad \forall i \in N \cup \{0\}, j \in V, i \neq j, k \in K \quad (4)$$

$$u_j \leq u_i - q_i x_{ijk} + Q(1 - x_{ijk}), \quad \forall i \in V, j \in V, i \neq j, k \in K \quad (5)$$

$$0 \leq u_i \leq Q, \quad \forall i \in \{0\} \cup N \quad (6)$$

$$y_j \leq y_i - h d_{ij} x_{ijk} + B(1 - x_{ijk}), \quad \forall i \in N, j \in V, i \neq j, k \in K \quad (7)$$

$$0 \leq y_i \leq B, \quad \forall i \in \{0\} \cup F \quad (8)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \quad \forall i \in V, j \in V, i \neq j, k \in K \quad (9)$$

其中，式(1)为目标函数 C，表示运营总成本最小，包括车辆使用成本、电量消耗成本、充电时间成本和违背时间窗惩罚成本；式(2)表示每个顾客由一辆车且仅由一辆车服务；式(3)为流量守恒条件；式(4)为访问完客户  $i$  后到达客户  $j$  点的时间关系；式(5)为车辆访问  $i$  点到达  $j$  点的车辆剩余货物量变化；式(6)保证车辆从车库出发时的货物量不超过装载容量限制；式(7)表示车辆从客户点  $i$  到达  $j$  点的电量变化；式(8)表示车辆从车库出发时电量不超过最大电量；式(9)表示  $x_{ijk}$  为 0~1 变量。

在电动车辆路径问题基础模型的基础上，改进充电策略主要体现在充电时间点、充电站点和充电电量的决策方式上。首先，允许部分充电，即车辆根据实际情况充入所需电量，而不是充满；其次，在决

策充电时间点的时候引入安全电量，当车辆  $k$  服务当前客户点  $i$  后，会判断服务下一个客户点时的剩余电量是否低于安全电量，如果低于安全电量，则车辆需要访问充电站；最后，在决策充电站点时，采用最小绕路距离原则。改进充电策略的约束条件如下：

$$Y_i \leq B, \forall i \in F \tag{10}$$

$$y_i \leq Y_i, \forall i \in F \tag{11}$$

$$\tau_i + t_{ij}x_{ijk} + (Y_i - y_i)/g - l_0(1 - x_{ijk}) \leq \tau_j, \forall i \in V, j \in V, i \neq j, k \in K \tag{12}$$

$$y_j \leq Y_i - hd_{ij}x_{ijk} + B(1 - x_{ijk}), \forall i \in F, j \in V, i \neq j, k \in K \tag{13}$$

$$rB \leq y_i, \forall i \in N \tag{14}$$

$$z_{ik} \in \{0,1\}, \forall i \in F, k \in K \tag{15}$$

其中，式(10)表示充电后的电量不能超过电池容量；式(11)表示车辆  $k$  充电后的电量不小于当前电量；式(12)表示车辆  $k$  在充电站  $i$  充电后到客户  $j$  的时间变化；式(13)表示车辆  $k$  在充电站  $i$  充电后到客户  $j$  的电量变化；式(14)表示车辆  $k$  到达客户  $i$  时的电量须大于等于安全电量；式(15)表示  $z_{ik}$  为 0~1 变量。

### 3. 自适应遗传算法融合模拟退火算法的设计

本文设计了以自适应遗传算法为基础，结合模拟退火的混合启发式求解算法。

根据模型的特点，编码方式采用自然数编码，包括 1 个车库， $n$  个客户点， $m$  个充电站， $k$  辆电动车辆。

#### 3.1. 构造初始解

利用贪心算法构建初始可行解，步骤如下：

步骤 1：对于每个客户点根据时间窗的先后顺序以及与车库的距离确定初始解。构造成本函数

$$C_1 = \lambda_2 \sum_{i \in V} \sum_{j \in V, i \neq j} \sum_{k \in K} t_{ij}x_{ijk} + \lambda_4 \sum_{i \in N} \max\{e_i - \tau_i, \tau_i - l_i, 0\} \tag{16}$$

选择服务成本最小的点为当前服务点，然后再以该点为基点，依次插入客户点直至所有的客户点都被服务，从而生成客户服务序列，并在开始和结尾处插入车库 0，表示车辆从车库出发，服务完所有客户后，最后又返回车库。一个典型的初始解(染色体)如图 2 所示。

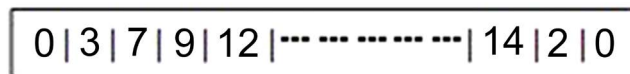


Figure 2. Schematic diagram of the initial solution

图 2. 初始解示意图

步骤 2：按染色体客户顺序计算客户累计货物需求量  $\sum_{i=1}^n q_i$ ，若  $\sum_{i=1}^e q_i \leq Q$  且  $\sum_{i=1}^{e+1} q_i \geq Q$ ，在客户  $e$  和  $e+1$  之间插入车库 0；重复该步骤，直到所有车辆路径都满足容量约束；

步骤 3：当车辆  $k$  服务客户点  $i$  后，判断服务下一个客户点  $i + 1$  时的剩余电量是否低于安全电量，即是否满足

$$y_i - hd_{i,i+1} \geq rB, \forall i \in N \tag{17}$$

若不满足，则需要插入充电站，通过计算所有充电站的插入成本，选择插入成本最低的充电站  $p$ ，即

$$p = \arg \min h(d_{im} + d_{m(i+1)}), \forall m \in F, \forall i \in N \tag{18}$$

步骤 4: 插入充电站  $p$  后, 计算车辆服务所有剩余客户并返回车库所需电量  $S_p$ , 即车辆在充电站  $p$  的充电电量; 如果  $S_p > B$ , 则将电池充至满电状态。

步骤 5: 重复步骤 3 和 4, 直至所有路径都满足电量约束。

### 3.2. 算法设计

本文选择适应度函数为目标函数的倒数, 即目标函数值越小, 染色体适应度函数值越大, 被选的概率越大, 即

$$f = 1/C \tag{19}$$

为了克服遗传算法的“早熟”问题, 引入自适应调整机制对遗传算法的交叉和变异算子进行改进, 自适应机制通过调整交叉概率( $P_c$ )和变异概率( $P_m$ )来避免算法的早熟。对于适应度值高于平均值的个体, 对应较低的  $P_c$  和  $P_m$ , 使其优秀基因得以进入下一代; 对于适应度值低于平均值的个体, 对应较高的  $P_c$  和  $P_m$ , 使其被淘汰或者在交叉变异的过程中对该个体进行基因重组。

本文交叉算子为双点交叉, 即在两个父代染色体上, 随机选择两个位置, 通过交换两个位置之间的基因串, 得到新的染色体。变异算子为对换变异, 即随机选择染色体中两个非 0 的基因位, 将其进行对换得到新的染色体。交叉概率和变异概率的自适应调整公式分别为:

$$P_c = \begin{cases} \frac{\alpha_1(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ \alpha_2, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \tag{20}$$

$$P_m = \begin{cases} \frac{\alpha_3(f_{\max} - f)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}} \\ \alpha_4, & f < f_{\text{avg}} \end{cases} \tag{21}$$

其中  $f_{\max}$  是最大适应度值,  $f_{\text{avg}}$  是平均适应度值,  $f$  为个体适应度值,  $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$  在(0, 1)之间取值。

对于新的种群, 使用模拟退火中的 Metropolis 准则对解进行选择 and 更新。若在温度  $T$  时的能量函数为  $f(x)$ , 则 Metropolis 准则表示为:

$$P = \begin{cases} 1, & f(x_{\text{new}}) < f(x_{\text{now}}) \\ \exp\left(-\frac{f(x_{\text{new}}) - f(x_{\text{now}})}{T}\right), & f(x_{\text{new}}) \geq f(x_{\text{now}}) \end{cases} \tag{22}$$

### 3.3. 算法流程

本文设计的自适应遗传算法融合模拟退火算法(Adaptive genetic algorithm and Simulated annealing algorithm, 以下简称 AGA/SA), 一方面利用 AGA 的多样性和较强的局部搜索能力弥补了 SA 搜索方式单一、搜索精度差的不足; 另一方面利用 SA 较强的全局搜索能力弥补了 AGA 易陷入局部最优的不足, 增强了算法的全局搜索能力。

AGA/SA 算法流程图如图 3 所示, 步骤如下:

步骤 1: 参数初始化, 设置当前温度下的种群最大迭代次数  $G_{\max}$ 、初始温度  $T_0$  和结束温度  $T_{\text{end}}$ ;

步骤 2: 采用贪心算法生成初始种群  $s$ , 设置当前种群  $S = s$ ;

步骤 3: 计算当前种群  $S$  的适应度值  $f(s)$ , 根据公式(20)和(21)进行自适应的交叉运算和变异运算, 得到新的种群  $v$ , 并计算其适应度值  $f(v)$ ;



步骤 4: 计算  $\Delta f = f(v) - f(s)$ , 并且判断其是否小于 0, 若小于 0, 则接受当前解, 并进行更新; 若大于等于 0, 则根据 Metropolis 准则以一定概率接受当前解;

步骤 5: 如果当前温度下的种群迭代次数, 则迭代次数加 1, 返回步骤 3;

步骤 6: 判断当前温度  $T$  是否小于  $T_{end}$ , 如果否, 则以  $T = \beta T$  降温, 重置当前温度下的迭代次数  $G$ , 返回步骤 3; 如果是, 则输出群体中最优个体, 算法终止。

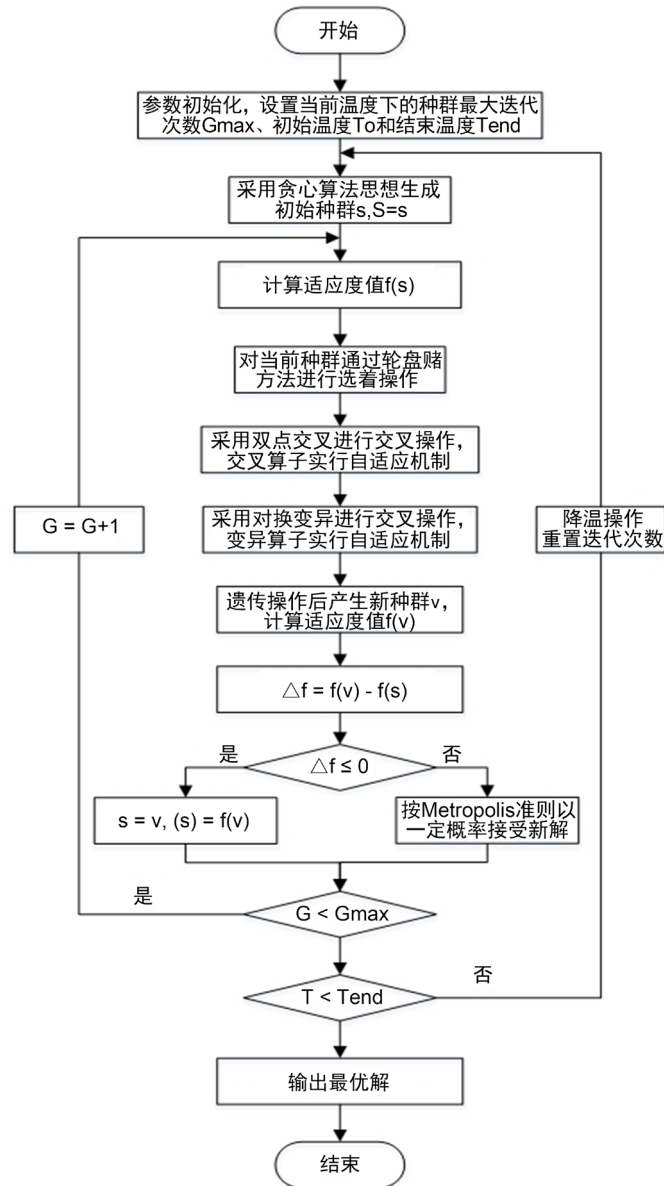


Figure 3. Algorithm flow chart

图 3. 算法流程图

#### 4. 算例仿真测试

本文构建了一个包括 1 个车库(编码 0)、20 个客户点(编码 1-20)、5 个充电站(编码 21-25)的测试算例, 所有点的坐标及客户时间窗和货物需求量如表 2 所示。设每个客户点的服务时间为 10 min。电动汽车的

相关参数为：最大载重量  $Q = 2400 \text{ kg}$ ，电池最大容量  $B = 50 \text{ kw}\cdot\text{h}$ ，电池剩余电量安全系数  $r = 0.2$ ，电池的充电速率  $g = 1 \text{ kw}\cdot\text{h}/\text{min}$ 。单位车辆使用成本 = 200 元/辆，单位耗电量成本 = 0.6 元/ $\text{kw}\cdot\text{h}$ ，单位充电时间成本 = 0.3/ $\text{min}$ ，单位时间窗惩罚成本 = 0.1/ $\text{min}$ 。算法中的相关参数为：种群规模  $P = 100$ ，当前温度下的最大迭代次数 = 100，初始温度 = 1000，温度衰减因子 = 0.975，最低温度为 = 0.1。程序采用 Matlab R2016a 编写，在 Intel i7 8500U，8 G 内存的笔记本电脑上运行。

**Table 2.** Test data  
**表 2.** 测试实例数据

编号	X 坐标	Y 坐标	服务时间窗	货物需求量
0	50	50	[0:00~24:00]	/
1	32	100	[11:00~13:00]	296
2	25	25	[8:00,10:30]	157
3	31	8	[10:30~12:00]	313
4	50	10	[11:00~12:30]	368
5	10	5	[9:00~10:30]	143
6	60	72	[9:30~10:30]	149
7	60	90	[8:30~9:30]	489
8	85	73	[10:00~11:00]	291
9	10	55	[9:30~11:30]	401
10	73	24	[9:30~10:30]	179
11	40	85	[8:00~9:00]	171
12	15	15	[9:00~10:00]	218
13	40	65	[8:00~8:30]	145
14	10	42	[10:00~11:00]	228
15	25	80	[12:00~13:00]	123
16	60	60	[10:00~10:30]	145
17	38	42	[10:00~11:00]	247
18	72	50	[8:00~9:00]	334
19	50	30	[13:00~14:00]	183
20	72	10	[10:30~11:30]	417
21	75	55	[0:00~24:00]	/
22	28	46	[0:00~24:00]	/
23	55	28	[0:00~24:00]	/
24	73	38	[0:00~24:00]	/
25	42	20	[0:00~24:00]	/

#### 4.1. 改进充电策略与完全充电策略仿真对比分析

利用 AGA/SA 分别对完全充电策略和改进充电策略下的电动车辆路径问题进行求解。完全充电策略下的车辆最优行驶路径如图 4 所示，其车辆路径、访问客户点和充电站的顺序、访问时间以及电池电量变化等，如表 3 所示。在同样的客户需求和电动车辆条件下，改进充电策略下的电动车辆最优行驶路径如图 5 所示，其车辆路径、访问客户点和充电站的顺序、访问时间以及电池电量变化等，如表 4 所示。



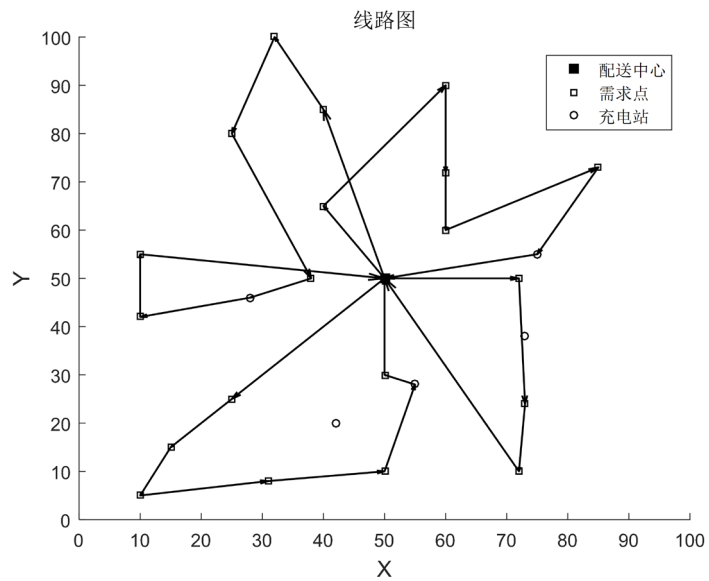


Figure 4. Vehicle optimal path under full charge strategy  
图 4. 完全充电策略下的车辆最优路径

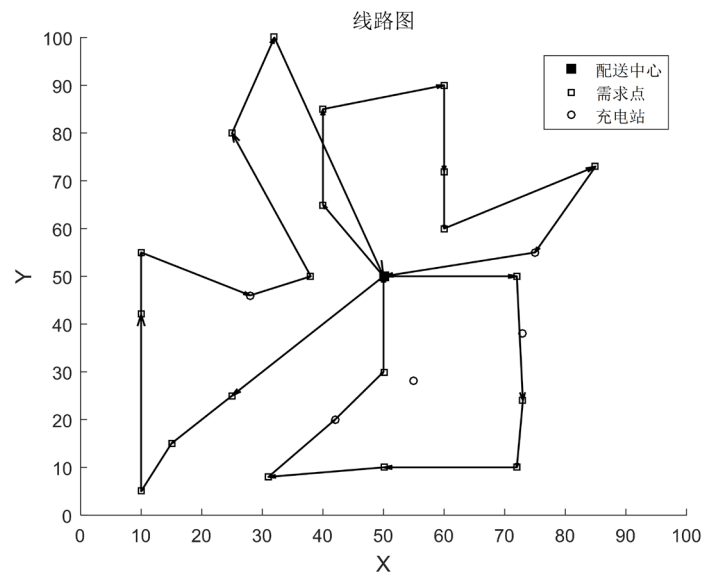


Figure 5. Vehicle optimal path under improved charging strategy  
图 5. 改进充电策略下的车辆最优路径

Table 3. Distribution path and power change table for each vehicle  
表 3. 每一车辆配送路径以及电量变化表

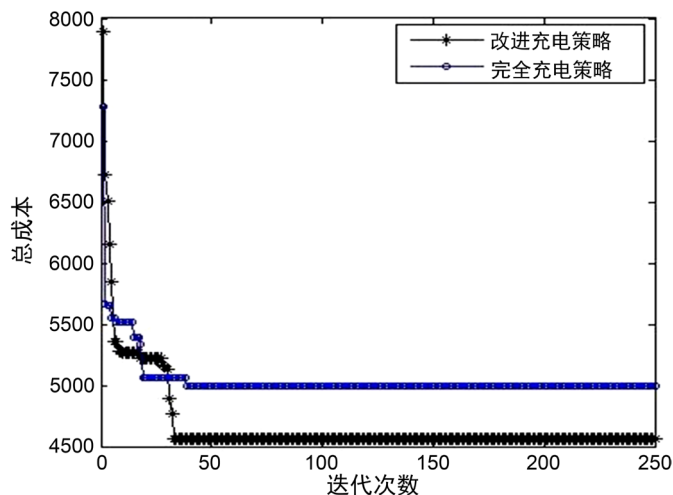
车辆	初始电量 (kw·h)	配送路径及访问时间	充电电量 (kw·h)	剩余电量 (kw·h)
1	100	0(7:30)-13(7:58)-7(8:44)-6(9:01)-16(9:47)-8(10:23)-21(10:59)-0(12:27)	100	47.18
2	100	0(8:30)-2(9:13)-12(9:57)-5(10:43)-3(10:59)-4(12:13)-23(12:42)-19(14:07)-0(14:34)	100	64.57
3	100	0(7:30)-11(8:17)-1(8:58)-15(9:44)-17(10:33)-22(11:01)-14(12:31)-9(12:57)-0(13:29)	100	36.27
4	100	0(8:00)-18(8:35)-10(9:04)-20(9:44)-0(10:07)	0	15.46

**Table 4.** Distribution path and power change table for each vehicle

**表 4.** 每一车辆配送路径及电量变化表

车辆	初始电量 (kw·h)	配送路径及访问时间	充电电量 (kw·h)	剩余电量 (kw·h)
1	100	0(7:30)-13(7:58)-11(8:34)-7(9:01)-6(9:54)-16(10:18)-8(10:32)-21(11:45)-0(12:18)	31.86	0
2	100	0(8:30)-18(8:53)-10(9:42)-20(10:13)-4(10:59)-3(11:38)-25(11:52)-19(12:45)-0(13:27)	54.3	0
3	100	0(7:30)-2(8:27)-12(8:58)-5(9:24)-14(10:13)-9(10:31)-22(11:31)-17(12:02)-15(12:46)-1(13:14)-0(13:38)	65.32	0

完全充电策略和改进充电策略下的电动车辆路径问题的 AGA/SA 算法的仿真测试结果如图 6 所示。两种充电策略从配送时间、惩罚时间、消耗电量、使用车辆数、行驶距离以及总成本的对比分析，如表 5 所示。从中可以看出，改进充电策略是优于完全充电策略的。



**Figure 6.** Comparison of Improved charging strategy and full charging strategy test results

**图 6.** 改进充电策略和完全充电策略仿真测试对比

**Table 5.** Comparison of improved charging strategy and full charging strategy test results

**表 5.** 改进充电策略和完全充电策略仿真测试结果对比

	配送时间(min)	惩罚时间(min)	消耗电量(kw.h)	使用车辆数	行驶距离(km)	最小总成本(元)
改进充电策略	773.8	43	81.7	3	522.9	4590.5
完全充电策略	874.2	61	144.5	4	587.1	4950.9
Gap	100.4	18	62.75	1	64.2	360.4

#### 4.2. AGA/SA 与遗传算法仿真对比分析

分别使用 AGA/SA 和遗传算法求解改进充电策略下的电动车辆路径问题，仿真测试结果如图 7 所示。从中可以看出，AGA/SA 的求解结果更优。

#### 4.3. 灵敏度分析

在改进充电策略中，安全电量的选择尤为重要，若设置过低，会增加电动车辆无法抵达充电站的风险，若设置过高，会导致电动车辆频繁访问充电站，增加不必要的充电成本。对安全电量的灵敏度分析

结果如图 8 所示, 随着电量警戒系数  $r$  的增大, 总成本随之增大, 但当  $r \leq 0.2$  时, 总成本受  $r$  的影响不大。因此, 本文选择 0.2 作为安全电量警戒系数。

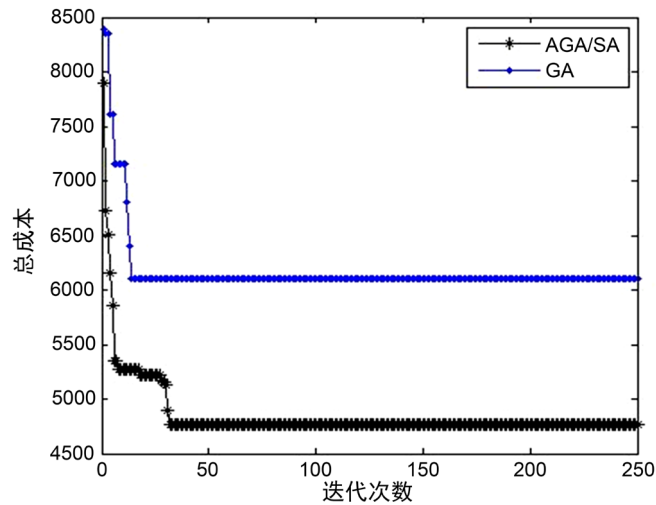


Figure 7. Comparison of AGA/SA and genetic algorithm test result  
图 7. AGA/SA 与遗传算法仿真测试对比

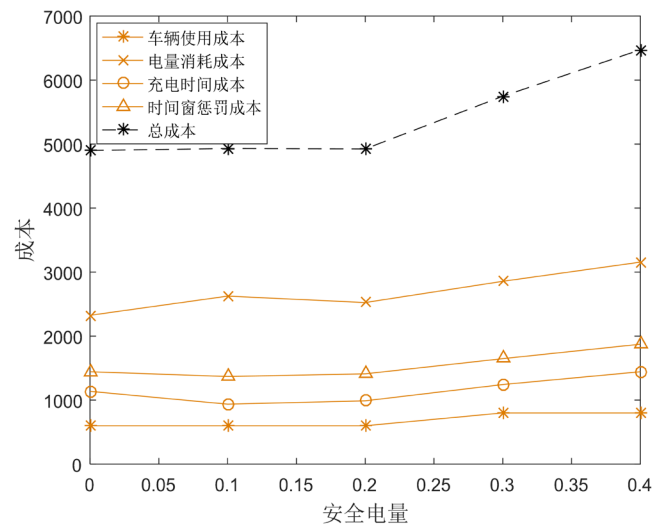


Figure 8. Sensitivity analysis of electric vehicle safety  
图 8. 电动车辆安全电量灵敏度分析

## 5. 总结

本文将包括充电时间决策、充电站决策和充电电量决策的改进充电策略加入电动车辆路径问题的基础模型, 允许部分充电并引入安全电量, 以包括车辆使用成本、电量消耗成本、充电时间成本和违背时间窗惩罚成本所组成的总成本最小为优化目标, 建立了混合整数规划模型, 并设计了以自适应遗传算法为基础, 结合模拟退火算法的混合启发式求解算法。首先, 对改进充电策略和完全充电策略进行了对比分析, 测试结果表明改进充电策略下的运营总成本降低了 7.2%, 验证了改进充电策略的优势。然后设计了算例对 AGA/SA 和 GA 进行了对比测试, 验证了 AGA/SA 的求解结果优于 GA, 虽然求解速度相对较慢, 但在可接受的范围内。

改进充电策略可以应用于电动车辆的物流配送、公共交通和共享租赁等领域，能有效解决电动车辆充电时间不灵活、难以满足客户时间窗和电动车辆用户“充电焦虑”等完全充电策略所无法解决的实际问题。

## 基金项目

上海市哲学社会科学规划基金项目(2018BGL018)。

## 参考文献

- [1] Erdoğan, S. and Miller-Hooks, E. (2011) A Green Vehicle Routing Problem. *Transportation Research Part E*, **48**, 100-114. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.08.001>
- [2] Chneider, M., Stenger, A. and Goeke, D. (2014) The Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations. *Transportation Science*, **48**, 500-520. <https://doi.org/10.1287/trsc.2013.0490>
- [3] Keskin, M. and Çatay, B. (2016) Partial Recharge Strategies for the Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, **65**, 111-127. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.01.013>
- [4] Schiffer, M. and Walther, G. (2017) The Electric Location Routing Problem with Time Windows and Partial Recharging. *European Journal of Operational Research*, **260**, 995-1013. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.01.011>
- [5] Felipe, Á., Ortuno, M.T., Righini, G., *et al.* (2014) A Heuristic Approach for the Green Vehicle Routing Problem with Multiple Technologies and Partial Recharges. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **71**, 111-128. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.09.003>
- [6] Desaulniers, G., Errico, F., Irnich, S., *et al.* (2016) Exact Algorithms for Electric Vehicle-Routing Problems with Time Windows. *Operations Research*, **64**, 1388-1405. <https://doi.org/10.1287/opre.2016.1535>
- [7] 郭放, 杨珺, 杨超. 考虑充电策略与电池损耗的电动汽车路径优化问题研究[J]. 中国管理科学, 2018, 26(9): 106-118.