



# 城市物流中电动无人车配送优化研究

胡觉亮<sup>a</sup>, 张宇涛<sup>b</sup>, 韩曙光<sup>a</sup>

(浙江理工大学, a.理学院; b.经济管理学院, 杭州 310018)

**摘要:** 为了加快智慧城市物流的建设,使用电动无人车进行城市物流配送可以提高效率并降低成本。考虑到车辆载重、客户时间窗、电池容量以及充电时间等因素,以配送成本极小化为目标,建立了物流配送路径规划模型,设计了遗传算法和模拟退火算法相结合的遗传模拟退火算法,并验证其有效性。应用所建立的数学模型和设计的算法对案例进行求解,探讨了时间窗对配送的影响并且分别对行驶速度、电量消耗系数和充电系数进行灵敏度分析,结果表明这些因素对配送成本有着一定的影响。该研究可以为物流公司的城市物流配送业务发展提供参考。

**关键词:** 城市物流;电动无人车;车辆路径规划;遗传模拟退火算法

中图分类号: F542

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2020)04-0124-10

## Research on distribution optimization of electric unmanned vehicles in urban logistics

HU Jueliang<sup>a</sup>, ZHANG Yutao<sup>b</sup>, HAN Shuguang<sup>a</sup>

(a.School of Sciences; b.School of Economics and Management,  
Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In order to speed up the construction of smart urban logistics, using electric unmanned vehicles for urban logistics distribution can improve the efficiency and reduce costs. Considering the factors such as vehicle load, customer time window, battery capacity and charging time, this paper established the logistics distribution path planning model, designed genetic simulated annealing algorithm combining genetic algorithm and simulated annealing algorithm based on the objective of distribution cost minimization, and verified its effect. Finally, a case study was conducted by using the established mathematical model and the designed algorithm. The influence of time window on distribution was discussed and the sensitivity analysis of driving speed, power consumption coefficient and charging coefficient was carried out. The results show that these factors have a certain impact on the distribution cost. This study can provide reference and guidance for the development of urban logistics distribution business of logistics companies.

**Key words:** urban logistics; electric unmanned vehicle; vehicle route planning; genetic simulated annealing algorithm

城市物流是指考虑交通拥堵、安全 and 环境等因素,有效地利用先进信息系统,对城市内的物流和运

输活动进行优化的过程<sup>[1]</sup>。数据显示,截至2018年底,中国网络购物用户规模已经达到6.1亿元,所占

收稿日期:2019-06-25 网络出版日期:2019-11-04

基金项目:国家自然科学基金项目(11471286)

作者简介:胡觉亮(1958—),男,浙江杭州人,教授,主要从事运筹学理论与应用方面的研究。

通信作者:韩曙光, E-mail: zist001@163.com

有互联网用户比例的73.6%,比2017年增长了14.4%<sup>[2]</sup>。为了高效处理城市内持续增长的快递量,以及满足客户的配送需求和提升消费者体验,城市物流配送无人化备受关关注<sup>[3]</sup>。2017年6月,苏宁公司完成对其研发的无人车“卧龙一号”的测试并开始投入使用;2018年“618”京东年中节期间,京东在北京、天津等多个城市构建了具有完整配套工作设施的无人化配送站;2018年4月,菜鸟网络在“云栖大会”上发布了最新研究成果,该成果可用于城市物流配送活动的无人车。京东、菜鸟网络等企业纷纷投入巨资研发流配送无人化,其目的是以智慧物流技术对城市物流进行整合,进一步提高物流运作效率<sup>[4]</sup>。电动无人车在未来城市物流中具有巨大潜力,将其应用于城市物流配送已经成为必然趋势。

近年来,国内外学者对于城市物流配送的发展方向和电动车调度进行了大量研究。Todorovica等<sup>[5]</sup>指出,随着汽车行业技术的不断创新和进步,电动无人车的使用可以减少城市污染和拥堵,促进城市交通的发展。Sonneberg等<sup>[6]</sup>考虑使用无人车进行最后一英里的城市配送,并提出了一种优化模型,最大限度地降低运输成本。Boysen等<sup>[7]</sup>提出了卡车与无人小车协同配送的模式,并且建立了协同配送的模型。Conrad等<sup>[8]</sup>考虑了车辆在客户点进行充电的情形,分析了车队规模和行驶距离以及客户时间窗对路径规划的影响。Erdogan等<sup>[9]</sup>在前人研究的基础上,首次提出了考虑带充电站的电动车路径规划问题。Zhang等<sup>[10]</sup>介绍了以电动车辆使用能耗最小为目标的电动汽车路径问题,并建立相应的数学模型。王琪瑛等<sup>[11]</sup>将换电站的选址与带时间窗的路径优化问题相结合,提出了一种带软时间窗的电动汽车换电站选址路径模型。Goeke等<sup>[12]</sup>提出了带有时间窗的电动车和燃油车混合使用的车辆路径问题以优化混合车队的路径。Wang等<sup>[13]</sup>建立了模拟电动汽车行驶过程中各点电池容量变化的模型,为旅游规划最有价值的路线。Desaulnier等<sup>[14]</sup>考虑了具有时间窗的电动车辆路线问题的四种扩展,并对每种类型提供精确算法。李顺勇等<sup>[15]</sup>建立了多通路时变网络下的低碳车辆路径模型,并使用双循环模拟退火算法进行求解。孙屹飞等<sup>[16]</sup>在求解电动车路径规划问题时,使用了邻域搜索与禁忌搜索算法来求解模型。Vidal等<sup>[17]</sup>针对不同约束的车辆路径问题,分析了多种启发式算法的使用情况。Felipe等<sup>[18]</sup>探讨了具有多种技术和部分再充电的绿色车辆路径问题。

综上所述,目前大部分研究都集中在纯电动车路径规划问题上,主要考虑不同的充电形式对物流配送的影响。多数文献都忽略了物流配送无人化的发展,极少涉及无人电动车配送问题,少数文献虽对未来城市物流的发展提出了无人化的设想,但未能具体刻画电动无人车配送模式和充电决策。无人电动车配送时必须考虑到其自行检测电量,满足电动无人车能够安全完成所有配送任务;同时充电时间与充电费用的增加以及时间窗等也是必须要考虑的因素。针对以上问题,本文提出了基于电动无人车的物流配送模型,并设计了遗传模拟退火算法来求解大规模问题。

## 一、问题描述

传统的配送方式相比,使用电动无人车进行城市物流活动既能减少物流配送成本,又有助于减少城市环境污染。但是由于电池容量有限,导致其行驶距离受限,配送半径大大减小,电动无人车在配送过程中必须自行前往充电站进行充电以维持其电量;此外,电动无人车进行充电时需要相对较长的时间,导致在充电站有停留时间。因此,对电动无人车配送进行优化将有利于合理使用充电站,减少行驶距离和等待时间,降低整体配送成本,这对城市物流未来的发展具有重要的现实意义。根据现实城市配送网络中某一配送作业区域内的情况,电动无人车的配送过程可以描述为如图1所示。

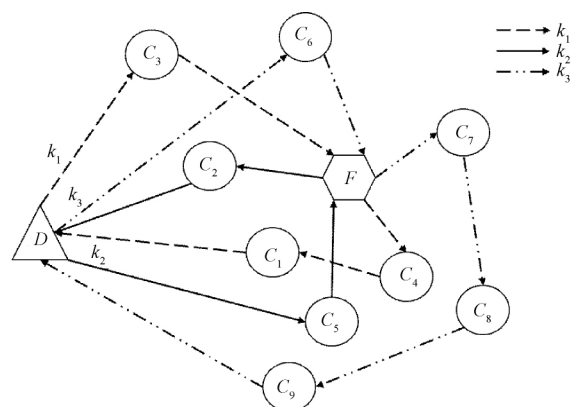


图1 城市物流配送过程

图中D表示配送中心, $C_i$ 表示等待配送的客户点,F表示配送区域内的充电站, $k_i$ 表示进行配送任务的车辆。电动无人车从配送中心出发为该配送区域内的客户进行配送服务,检测到当前剩余电量无法完成配送任务时,则会选择前往充电站进行电量补充。车辆在充满电后再次出发进行配送,直到完成所有需要该车服务的客户后返回配送中心。

## 二、电动无人车配送优化模型

从城市物流配送的实际情况出发,企业为了满足客户需求,安排电动无人车从配送中心出发以最优路径依次为客户进行配送服务。因此,本文建立了基于电动无人车的物流配送模型并以极小化配送成本为目标。

### (一)成本分析

本文采用的电动无人车相比普通车辆,减少了人力成本,在考虑其固定成本时仅为车辆的折旧费用,车辆行驶成本与配送里程成正比;由于客户存在时间窗,当车辆提前到达客户点时会产生等待成本,为了提高客户满意度,所以车辆在配送过程中不允许迟到;电动无人车配送过程中受电池容量约束需要到充电站进行充电,会产生充电费用成本,需考虑充电的时长以及充电对电池的损耗会产生充电等待成本。因此,配送成本包括固定使用成本、行驶成本、等待成本和充电成本。

### (二)电动无人车充电决策规则

电动无人车受到电池容量的限制导致其行驶距离有限,为保证电动无人车能够在城市中配送完所有客户后安全回到配送中心,电动无人车必须在所有客户点都自行检查其实时电量,若当前剩余电量在配送完下一客户后其电量仍能满足到达充电站的需求,则继续执行配送任务;否则在当前客户点需要前往充电站充电,车辆在充满电后再次出发进行配送。由于充电成本较高以及充电时间相对较长,电动无人车只能在无法满足配送任意一个客户时才会前往充电站进行充电。

### (三)条件假设

由于城市物流实际配送情况比较复杂以及电动无人车技术具有特殊性,所以对实际配送进行简化。因此,本文做出如下假设:

a)为不失一般性,在建模过程中不考虑车辆故障和交通堵塞等特殊情况;

b)该配送作业区域内有且仅有一个配送中心,所有电动无人车均从该点出发,在完成规定的配送服务客户点后回到配送中心;

c)客户点信息已知,且具有服务时间窗;

d)配送中心出发的车辆类型相同,电池均为满电;

e)一个配送区域内只存在一个充电站且充电桩足够,所有车辆在充电桩充电后电池均为满电;

f)每辆车在行驶中的载重量不超过该车型的载重,且配送客户的需求不可拆分,即对每个客户提供

配送服务且仅服务一次;

g)车辆在各客户之间的行驶时间、电量消耗均与距离成正比;

h)车辆在装卸货过程中无电量消耗。

### (四)符号说明

a)参数符号说明:

$D$ : 配送中心 $\{0\}$ ;

$C$ : 客户集合;

$F$ : 充电站集合;

$F'$ : 充电站点及虚拟点集合;

$V': D \cup C \cup F'$ ;

$K$ : 车辆集合;

$i$ : 客户及充电站编号;

$j$ : 客户及充电站编号;

$k$ : 车辆编号;

$c_1$ : 车辆固定成本;

$c_2$ : 单位行驶成本;

$c_3$ : 充电固定成本;

$c_4$ : 单位充电成本;

$c_5$ : 等待成本;

$[e_i, l_i]$ : 客户 $i$ 的时间窗;

$s_i$ : 客户 $i$ 的服务时间;

$\alpha$ : 充电系数;

$\beta$ : 单位里程耗电系数;

$d_{ij}$ : 节点 $i$ 到节点 $j$ 的行驶时间;

$p_i$ : 客户 $i$ 的需求量;

$Q$ : 车辆最大载重;

$R$ : 车辆最大电池容量。

b)中间变量符号说明:

$D_{ik}$ : 车辆 $k$ 在客户 $i$ 处的等待时间;

$t_{ik}$ : 车辆 $k$ 到达客户 $i$ 处时刻;

$t_{ij}$ : 节点 $i$ 到节点 $j$ 的行驶时间;

$w_{ik}$ : 车辆 $k$ 离开客户 $i$ 的载重量;

$R_{ik}^a$ : 车辆 $k$ 到达客户 $i$ 处的电量;

$R_{ik}^l$ : 车辆 $k$ 离开客户 $i$ 处的电量;

$CR_{ik}$ : 车辆 $k$ 在充电站 $i$ 处的充电量;

$r_{ij}$ : 节点 $i$ 到节点 $j$ 的电量消耗。

c)决策变量符号说明:

$x_{ijk}$ : 若车辆 $k$ 从客户 $i$ 到客户 $j$ 则为1,否则为0。

### (五)模型建立

以电动无人车为运输工具,以物流配送的总成本极小化为目标,物流配送的总成本包括车辆固定使用成本、行驶成本、等待成本和充电成本,其中充

电成本包括车辆充电费用和充电时间成本,具体模型如下:

$$\min z = c_1 \sum_{k \in K} \sum_{j \in V'} x_{0jk} + c_2 \sum_{k \in K} \sum_{i \in V'} \sum_{j \in V'} d_{ij} x_{ijk} + c_3 \sum_{k \in K} \sum_{i \in F'} \alpha CR_{ik} + c_4 \sum_{k \in K} \sum_{i \in F'} CR_{ik} + c_5 \sum_{k \in K} \sum_{i \in C} D_{ik} \quad (1)$$

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

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V'} x_{ijk} \leq 1, \forall i \in F' \quad (3)$$

$$\sum_{i \in V'} x_{ijk} - \sum_{i \in V'} x_{jik} = 0, \forall j \in V', \forall k \in K \quad (4)$$

$$\sum_{j \in V'} x_{0jk} \leq 1, \sum_{i \in V'} x_{i0k} \leq 1, \forall k \in K \quad (5)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in F'} x_{ijk} = 0, \forall i \in \{0\} \cup F' \quad (6)$$

$$0 \leq w_{jk} \leq Q, \forall j \in V', k \in K \quad (7)$$

$$w_{jk} = \sum_{i \in C} (w_{ik} - p_j) x_{ijk}, \forall j \in V', k \in K \quad (8)$$

$$D_{jk} = \sum_{i \in V'} x_{ijk} \max(e_j - t_{jk}, 0), \forall j \in C, k \in K \quad (9)$$

$$e_i \leq t_{ik} + D_{ik} \leq l_i, \forall i \in C, k \in K \quad (10)$$

$$t_{jk} = \sum_{i \in C} (t_{ik} + t_{ij} + D_{ik} + s_i) x_{ijk}, \forall j \in V', k \in K \quad (11)$$

$$t_{jk} = \sum_{i \in F'} (t_{ik} + t_{ij} + \alpha CR_{ik}) x_{ijk}, \forall j \in V', k \in K \quad (12)$$

$$d_{ij} = \beta r_{ij}, \forall i \in V', \forall j \in V' \quad (13)$$

$$R_{ik}^l = R, \forall i \in \{0\} \cup F', k \in K \quad (14)$$

$$R_{ik}^l = R_{ik}^a, \forall i \in C, k \in K \quad (15)$$

$$R_{jk}^a = \sum_{i \in V'} (R_{ik}^l - r_{ij}) x_{ijk}, \forall j \in V', k \in K \quad (16)$$

$$0.02R \leq R_{ik}^a \leq R, \forall i \in V', k \in K \quad (17)$$

$$R_{ik}^a < (r_{ij} + r_{jf}) x_{ijk} + R(1 - x_{ijk}), \forall i \in C, j \in C, f \in F', k \in K \quad (18)$$

$$CR_{jk} = \sum_{i \in V'} (R - R_{jk}^a) x_{ijk}, \forall j \in F', k \in K \quad (19)$$

$$x_{ijk} \in \{0, 1\}, \forall i, j \in V', k \in K \quad (20)$$

式(1)是目标函数,优化物流配送的总成本极小化;式(2)表示每位客户有且仅有一辆车为其服务;式(3)表示充电站可能需要访问多次,设置充电站的虚拟点以保证每个点至多访问一次;式(4)表示保持每个客户流量平衡;式(5)表示车辆最初出发点和最后结束点均为配送中心;式(6)表示从充电站出发的车

辆无法立即再次到达充电站;式(7)—式(8)为载重约束,其中:式(7)表示载货容量限制,式(8)表示从客户*i*行驶到客户*j*进行配送服务时无人车的载重变化。式(9)—式(12)为行驶时间约束,其中:式(9)表示车辆提前到达时在客户点产生的等待时间,式(10)为到达时刻加等待时间应满足客户的时间窗要求,式(11)表示从客户*i*行驶到客户*j*进行配送服务时无人车的行驶时刻变化,式(12)表示若车辆从充电站*i*行驶到客户*j*,则到达客户*j*处时刻等于到达充电站*i*时刻、充电时间以及从充电站*i*行驶到客户*j*的时间之和。式(13)—式(19)为电量约束,其中:式(13)表示车辆行驶路程与电量之间的关系,式(14)表示离开配送中心和充电站时的电池电量达到上限,式(15)表示车辆在客户点的电池电量不变,式(16)表示从客户*i*行驶到客户*j*进行配送服务时无人车电池电量变化,式(17)表示无人车的电量均不低于最低电量且不大于电池容量,式(18)表示电动无人车充电规则的刻画,即对所在客户点的电量检查,为配送下一客户点进行配送时,在当前客户点的电量需大于客户点之间的电量消耗加下一客户点到充电站的电量消耗,式(19)表示在充电站的充电量。式(20)是决策变量。

### 三、遗传模拟退火算法设计

本文所提出的模型是经典车辆路径问题(VRP)的拓展,模型增加了车辆电量和客户时间窗等约束条件,使模型更为复杂。此类模型在数据集规模扩大后,对其精确求解将十分困难,通常采用智能算法可以更有效地求解该问题。李顺勇等<sup>[15]</sup>和Felipe等<sup>[18]</sup>在使用智能算法求解VRP时得到了满意的结果。本文在前人研究的基础上,建立带时间窗的电动无人车路径规划问题模型,同时考虑了电动无人车独特的技术要求,需要进行车辆路径优化和车辆最优到达时间的决策,因此设计遗传算法(Genetic algorithms, GA)和模拟退火算法(Simulated annealing, SA)相结合的遗传模拟退火算法(Genetic simulated annealing algorithm, GASA)对模型进行求解。

遗传算法与模拟退火算法在解决此类问题上各有优缺点,将两种算法结合使用,不仅解决了遗传算法容易落入局部最优的缺点,而且减少了模拟退火对参数的依赖以提高运行效率<sup>[19]</sup>。本文算法拟结合这两种算法各自的优点,希望在整体上提高算法的效率。

遗传模拟退火算法的原理:首先通过遗传算法

求得初始解;接着对群体中的所有染色体按一定的概率进行遗传操作,实现种群进化,进行迭代后输出群体中最优染色体的值;然后利用模拟退火算法进行局部搜索并使用该算法中的 Metropolis 准则对由遗传算法求得的最优解进行判定;最后进行降温操作,当模拟退火温度达到温度下限,则结束计算,得到全局最优解。

### (一) 算法实现过程

#### 1. 编码方式

编码方式的好坏会直接影响求解效率,采用自然数编码方式对该问题进行优化求解,可以有效避免遗传操作搜索效率低的问题,对某一染色体编码可表述为:

用  $1, 2, \dots, n$  个数字分别表示  $n$  个等待服务的客户,并随机产生配送路径,可以得到一个染色体。例如:对于 9 个客户、1 个充电站的问题,其可行解表述为  $\{0-1-4-5-0-7-8-10-3-9-2-6-0\}$ ,其中 1—9 表示客户,10 表示充电站。

#### 2. 遗传算法产生初始解

步骤 1:利用遗传算法对种群进行初始化设置,随机生成  $N$  条不包含载重、时间窗、电量等约束的染色体,如表 1 所示。

表 1 染色体编码方式

染色体	编码
1	275413698
2	195473682
3	875941326
4	892375614
5	627139845

步骤 2:对步骤 1 中的染色体利用遗传操作进行优化,并使用适应度函数进行分车,将一条大路径分成若干子路径。

对一条染色体来说,根据本文所建立模型中的车辆载重和电量以及客户时间窗约束,识别车辆离开每个节点的载重状态  $w_i$ 、电量状态  $r_i$ 、时刻状态  $t_i$ :

a)判断当前节点车辆载重状态加下一节点的需求量是否满足车辆最大载重量;

b)判断当前节点时刻加到下一节点行驶时间是否满足客户时间窗要求;

c)判断车辆在需求点之间行驶是否满足充电规则。

当未满足载重和时间窗要求时则需派下一辆车进行配送,当车辆仅未满足充电要求时,则需到充电站充电后再进行配送。最后得到初始最优染色体并且可以计算出最优路径及成本。

适应度函数流程如图 2 所示。

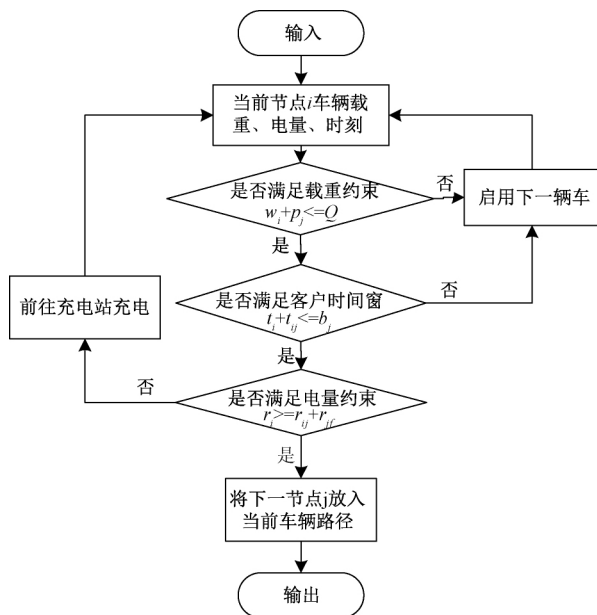


图 2 适应度函数流程

#### 3. 模拟退火算法优化初始最优解

为避免遗传算法所得解陷入局部最优,本文采用模拟退火算法中的 3-opt 算法对当前最优染色体进行邻域搜索操作。在当前最优染色体中随机选取第  $i, j, h, l$  个客户点,交换第  $i$  和第  $j$  个客户点的位置以及交换第  $h$  和第  $l$  个客户点的位置,其余不变,3-opt 算法示意图如图 3 所示。

当前最优解:



$i=3, j=5, h=7, l=9$

新解:



图 3 3-opt 算法示意

#### 4. Metropolis 准则

在退火温度较高的状态下,利用 Metropolis 准则找到比当前解更优的解。Metropolis 准则具有概率突跳的特点,可用式(21)计算。若配送的总成本函数为  $G$ ,新解的配送总成本为  $G'$ ,成本差为  $\Delta = G' - G$ ,则 Metropolis 准则为:

$$p = \begin{cases} 1, \Delta < 0 \\ \exp\left(-\frac{\Delta}{T}\right), \Delta \geq 0 \end{cases} \quad (21)$$

其中:当前解的配送总成本的函数为  $G$ ,新解的配送总成本为  $G'$ ,两者成本差为  $\Delta = G' - G$ ,  $T$  为当前温度。如果  $\Delta < 0$ ,则接受模拟退火操作后的路径矩阵,否则以概率  $\exp(-\Delta/T)$  接受新的路径矩阵。

### 5. 停止准则

遗传模拟退火算法中降温操作利用降温速率  $q$ , 改变当前温度  $T$ , 即  $T = qT$ , 若当前温度  $T$  小于温度下限, 则停止算法运行, 输出全局最优解, 否则继续迭代。

### (二) 求解步骤

改进后的算法详细流程如图4所示。

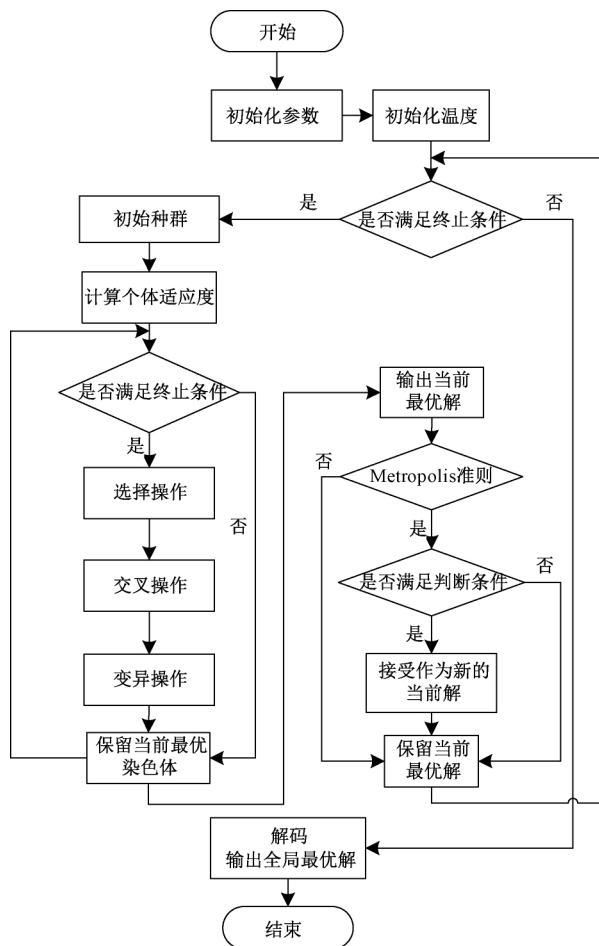


图4 算法流程

步骤1: 初始化参数: 分别给定初始温度  $T_{init}$ , 降温系数  $p$ , 种群规模  $N$ , 以及最大迭代次数等;

步骤2: 若当前温度  $T$  达到设定值, 则转步骤9, 否则转步骤3;

步骤3: 随机产生染色体, 计算种群中每个染色体适应度得到初始解;

步骤4: 对群体中的所有染色体按一定的概率进行遗传操作, 通过迭代后计算种群中每个染色体适应度, 保留群体中最优染色体的值;

步骤5: 对遗传算法进行迭代, 当达到迭代次数则输出当前最优染色体并转步骤6, 否则转步骤4;

步骤6: 对步骤5中输出的染色体进行模拟退火操作, 并利用模拟退火算法中的 Metropolis 准则

对由遗传算法所得解进行判定, 若接受转步骤7, 否则转步骤8;

步骤7: 当产生的新解优于当前最优解, 则接受新解作为当前最优解, 否则转步骤8;

步骤8: 保留当前最优解, 执行降温操作后转步骤2;

步骤9: 输出全局最优解, 并结束程序。

### (三) 小规模算例测试

采用 Matlab2016b 编写遗传模拟退火算法, 运行的计算机参数配置为 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU @1.60 Hz。设计小规模数据集以及相关参数, 将本文所设计的遗传模拟退火算法结果与 Lingo10 求得的精确解进行比较, 以验证模型与算法的准确性。算例中包含一个配送中心、一个充电站以及不同数量的客户点。算例客户信息如表2和表3所示, 具体参数如表4所示。

表2 客户相关数据表

编号	需求量/kg	时间窗	服务时长/min
1	18	[60, 80]	1
2	16	[40, 60]	1
3	15	[10, 30]	1
4	12	[4, 13]	1
5	13	[5, 25]	1
6	16	[15, 36]	1
7	20	[45, 60]	1

表3 距离矩阵数据表

编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	0	10	30	15	5	25	8	4	20
2	10	0	15	8	5	6	18	23	5
3	30	15	0	25	15	6	5	35	8
4	15	8	25	0	10	4	18	35	3
5	5	5	15	10	0	5	20	18	5
6	25	6	6	4	5	0	15	28	10
7	8	18	5	18	20	15	0	10	9
8	4	23	35	35	18	28	10	0	28
9	20	5	8	3	5	10	9	28	0

表4 其他各项参数设定

参数符号及单位	参数取值	参数符号及单位	参数取值
载重 $Q/\text{kg}$	50.00	车辆启动成本 $C_1/(\text{元} \cdot \text{辆}^{-1})$	15.00
电池容量 $R/\text{kWh}$	20.00	单位行驶成本 $C_2/(\text{元} \cdot \text{km}^{-1})$	1.50
速度 $V/(\text{km} \cdot \text{h}^{-1})$	1.00	单位等待成本 $C_3/(\text{元} \cdot \text{min}^{-1})$	2.00
耗电系数 $A/(\text{km} \cdot \text{kWh}^{-1})$	1.00	单位充电成本 $C_4/(\text{元} \cdot \text{kWh}^{-1})$	2.00
充电系数 $B/(\text{kWh} \cdot \text{min}^{-1})$	1.00	充电固定成本 $C_5/(\text{元} \cdot \text{min}^{-1})$	0.80

根据表5,从计算成本与正确性两方面对模型和算法分析如下:观察结果可知,当增加客户点使得问题规模增大时,目标函数值相应增大,即物流配送的总成本提高。从计算正确性来看,该算法得到的结果与 Lingo 10 得到的精确解没有差异。对于小规模问题的求解,客户点在 3、4 位和 5 位时, Lingo10 可以在有效时间内对模型进行求解,可见本文所建模型具有正确性。当客户点大于 6 位时,其运行时间超过 10 个 h 仍未能获得最优解,从计算成本来看, Lingo10 尽管在理论上通过长时间运行后可求得最优解,但是计算成本过大,并不适合大规模问题求解。小规模问题用该算法进行求解的计算时间范围在 5~15 s,而用 Lingo10 的计算时间的范围在 60~12000 s。可见该算法具有良好的计算性能。最优解的一致性和算法成本的有效性可以验证本文模型的正确性和算法的可行性。

表5 小规模算例测试结果对比

编号	客户数量	Lingo10		GASA		误差
		运行时间/s	最优值/元	运行时间/s	最优值/元	
1	3	61.00	205.70	5.74	205.70	0.00
2	4	445.00	213.70	6.40	213.70	0.00
3	5	14138.00	450.10	6.59	450.10	0.00
4	6	—	—	6.65	487.80	—
5	7	—	—	7.11	814.80	—

#### 四、案例分析

基于电动无人车物流配送优化模型,为了验证本文设计的遗传模拟退火算法在问题求解时的有效性,以 A 公司某城市实际配送业务为例,求解该配送中心的物流配送解决方案。

表7 车辆配送路径

车辆编号	配送路径
1	0—20—18—57—81—190—7—17—154—180—183—0
2	0—111—109—132—137—168—121—190—36—33—29—19—22—23—24—62—0
3	0—185—118—98—104—160—8—11—12—0
4	0—188—184—174—129—136—10—0
5	0—149—34—30—21—72—124—190—108—89—41—27—26—28—47—190—171—156—189—0
6	0—158—143—126—123—63—56—101—107—106—92—112—114—0
7	0—4—128—71—73—105—150—133—97—119—116—190—70—66—69—90—148—0
8	0—1—179—153—167—142—100—60—39—42—61—37—48—50—64—190—110—65—44—68—2—3—0
9	0—157—145—134—117—88—84—147—190—32—40—51—55—54—99—127—0
10	0—16—6—15—13—181—166—130—125—95—86—91—186—0
11	0—175—115—103—120—131—170—178—190—43—46—80—77—76—75—79—83—96—182—0
12	0—9—113—67—35—31—25—52—59—58—190—45—53—38—49—74—82—87—94—0
13	0—187—17—144—85—78—93—102—122—140—151—155—164—172—161—165—169—0
14	0—5—177—162—159—146—139—135—141—138—152—163—14—173—0

#### (一) 案例描述

A 公司是一家自营式电商企业,该企业致力于构建智慧城市物流。本文从该公司取得相关数据,主要包括配送点、充电站和客户点的经纬度以及客户配送时间窗与需求量。根据现实中各公司已有电动无人车的情况并参考 Sonneberg 等<sup>[6]</sup>,对其余各项参数设定如表 6 所示。

#### (二) 结果分析

选取城市内同一配送区域内的 189 位客户,对该配送区域内的物流配送进行分析。设置初始化参数的初始温度为 1000,最大遗传迭代次数为 300,温度下限 1,退火因子为 0.6,交叉概率为 0.7,变异概率为 0.05。

表6 各项参数设定

参数符号及单位	参数取值	参数符号及单位	参数取值
载重 $Q/\text{kg}$	75.00	车辆启动成本 $C_1/(\text{元}\cdot\text{辆}^{-1})$	200.00
电池容量 $R/\text{kWh}$	16.00	单位行驶成本 $C_2/(\text{元}\cdot\text{km}^{-1})$	2.00
速度 $V/(\text{km}\cdot\text{h}^{-1})$	42.00	单位等待成本 $C_3/(\text{元}\cdot\text{min}^{-1})$	0.40
耗电系数 $A/(\text{km}\cdot\text{kWh}^{-1})$	4.00	单位充电成本 $C_4/(\text{元}\cdot\text{kWh}^{-1})$	0.75
充电系数 $B/(\text{kWh}\cdot\text{min}^{-1})$	0.60	充电固定成本 $C_5/(\text{元}\cdot\text{min}^{-1})$	1.80

使用 Matlab2016b 运行 173.88 s,得到最小物流配送成本为 6632.35 元。对 189 位客户使用 14 辆车进行配送,其中编号 0 表示配送中心,编号 1—189 表示需要配送的客户,编号 190 表示该配送区域内的充电站。经过计算后的配送方案信息如表 7 所示,车辆载重以及充电情况如表 8 所示。

表8 大规模案例车辆调度结果

车辆编号	载重量/kg	载重率/%	充电次数	充电量/kWh	配送时长/min
1	66.71	88.94	1	13.54	212
2	73.42	97.89	1	10.04	378
3	61.64	82.18	0	0.00	331
4	67.07	89.42	0	0.00	311
5	73.58	98.11	2	25.52	438
6	67.23	89.64	0	0.00	336
7	72.78	97.04	1	13.23	364
8	72.66	96.88	1	15.29	360
9	68.74	91.66	1	9.08	380
10	73.89	98.53	0	0.00	314
11	73.29	97.72	1	10.51	379
12	70.08	93.44	1	14.53	335
13	71.43	95.25	0	0.00	364
14	74.79	99.71	0	0.00	366

通过分析表7和表8可见,共需要14辆车对该区域内的所有客户进行配送,平均每辆车配送13位客户。车辆的配送时长为200~450 min。

受客户时间窗约束,其中车辆1的行驶时间仅为212 min。这是因为客户时间窗过于集中,为了尽可能地满足客户需求,导致在优化过程中需要增加一辆车对客户进行服务。

受车辆电池容量约束,在配送过程中共有8辆车需要到充电站进行充电,其中车辆5进行了多次

充电,这主要是考虑到车辆的使用成本较高,所以在进行求解过程中,当车辆的载重未满足上限且满足客户的时间窗要求时,会优先选择进行充电而不是重新分配一辆车为剩余的客户进行服务。此外,从表8中的充电量可知,车辆在前往充电站充电时,其电量消耗都已经达到了上限,说明当车辆是在无法满足配送情况下选择前往充电站,减少了车辆在配送中的充电次数。

受车辆载重约束,车辆5、10、14均达到了满载,其余车辆的平均载重率达到80%以上,这说明配送车辆使用合理。

### (三) 算法性能比较分析

为验证遗传模拟退火算法(GASA)在求解大规模电动无人车配送路径优化问题的性能是否具有优越性,本文引入遗传算法(GA)和模拟退火算法(SA)进行对比分析。利用上述案例中的数据,设置初始化参数的初始温度为1000,最大遗传迭代次数为300,温度下限为1,退火因子为0.2,交叉概率为0.7,变异概率为0.05。

分别用两种算法运行程序10次,得到结果如表9所示。其中遗传算法用GA表示,遗传模拟退火算法用GASA表示。路径长度为 $L$ ,使用车辆数为 $V$ 、充电次数为 $N$ 以及总成本为 $C$ 。

表9 三种算法结果对比

运行次数	GA				SA				GASA			
	$L$	$V$	$N$	$C$	$L$	$V$	$N$	$C$	$L$	$V$	$N$	$C$
1	1993	24	23	11710	3128	51	27	22165	1043	14	9	6632
2	2228	24	26	12328	3146	50	23	22055	1113	14	12	6674
3	2036	24	21	11887	2956	50	22	21557	1124	14	10	6763
4	2024	24	22	12004	3064	48	26	21314	1040	16	8	7265
5	1979	24	19	11834	3106	47	27	21522	1073	15	10	6802
6	2113	25	22	12398	2930	52	20	22008	984	15	8	6698
7	2120	23	26	11916	2991	47	24	20815	1117	15	11	7072
8	2027	24	21	11835	3081	50	25	21902	1001	15	7	6596
9	2026	24	20	11803	3124	51	24	22249	1057	15	13	6905
10	2228	23	27	12107	3029	50	24	21911	1070	15	9	6987
平均	2077	24	23	11982	3056	50	24	21750	1062	15	10	6839

根据表9可知,与GA和SA相比,GASA在进行求解时其算法搜索能力得到了很好的体现。从车辆路径长度角度分析,GASA求解的平均值为1062 km,相比于GA求得结果减少了48.86%;相比于SA求得结果减少了65.24%。从使用车辆数量和充电次数角度分析,GASA求解的平均值分别为15辆车以及共需充电10次,与GA相比,减少了9辆车并且充电次数减少了13次;与SA相比,减少了35辆车并且充电次数减少了14次。从最优解总成本

角度分析,GASA求解得到的总成本平均值为6839元,GA求解得到的总成本平均值为11982元,SA求解得到的总成本平均值为21750元,本文设计的GASA较GA结果降低了42.92%,较SA结果降低了68.56%。

考虑到案例数据规模较大,SA较强的局部搜索能力无法有效解决该问题;GA算法具有良好的全局搜索能力,当数据规模扩大后仍能求得较优解,由于算法在局部搜索能力的缺陷,并不能得到全局



最优解。从以上分析和求解结果可见,本文设计的GASA所得结果相比于单独使用GA或SA所得结果均有明显提升,进一步说明了本文算法的有效性和可行性。

#### (四) 参数敏感性分析

电动无人车的车速会造成各项配送成本的变化,在上述案例的基础上,控制车速变化范围在30~54 km/h时,车速与成本的关系如图5所示。

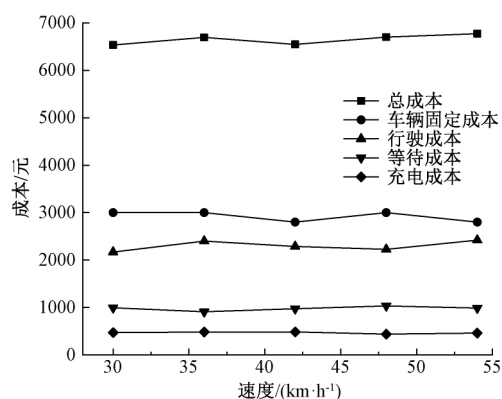


图5 车速与成本的关系曲线

通过分析图5可知,随着车速的增加,总体物流成本会逐渐上升。但当车速从30 km/h提升到42 km/h,因满足客户时间窗要求从而车辆使用数量有所下降,从使用15辆车变成14辆车且等待成本可降到911元。但是车速继续提高时,车辆会出现过早到达客户点,导致等待成本的增加,对整体配送成本并没有达到下降的效果。在实际配送活动中,车辆的固定使用成本很高,所以物流企业应该考虑如何降低车辆的固定使用成本,这有利于适当提高车速可以达到及时配送要求的同时将总体物流成本降低。

充电系数和单位电量行驶里程系数会对各项成本产生影响。为了方便分析,控制单位电量行驶里程系数在[3.5, 6.0]的范围变化以及充电系数在[0.4, 0.8]的范围变化时,结果分别如图6和图7所示。

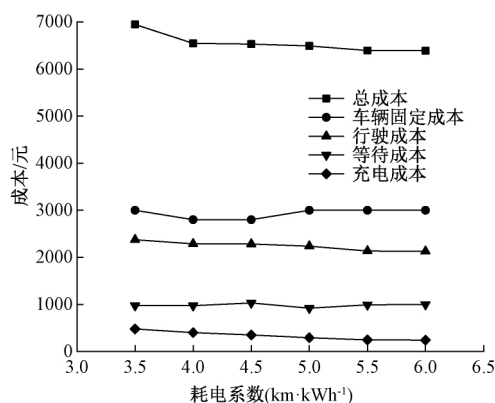


图6 耗电系数灵敏度分析

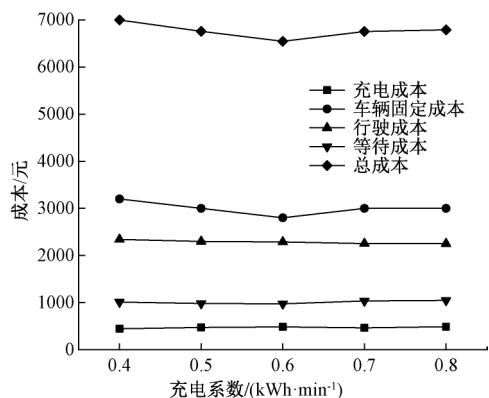


图7 充电系数灵敏度分析

单位电量行驶里程系数的改变将影响车辆的持续行驶里程。无人电动车的行驶里程为50~90 km。由图6可知,当耗电系数为3.5 km/kWh,其持续行驶里程只有52.5 km时,总成本和充电成本分别高达6945元和479元。随着耗电系数增大,即持续行驶里程变大时,充电次数会持续减少,同时行驶成本也会有所下降。当电动无人车的行驶里程到达90 km时,总成本和充电成本都是最小的,分别是6389元和243元。

单位电量行驶里程系数对各项成本的影响是因为随着车辆里程加大,其充电次数减少,如果车辆不再需要前往充电站,将使得整体行驶里程减少。因此,企业在使用车辆时应该优先考虑使用行驶里程较大的车辆进行配送。

电动无人车的充电系数改变将影响车辆在充电站的充电时间变化。目前,充电站一般采用快充的方式,其充电时间一般在20~40 min不等。从图7中分析可知,充电系数为0.4 kWh/min,即充电时间在40 min时,其配送总成本最高为6997元。当充电系数增大,充电时间减小到30 min时,车辆的使用数量将会减少,共使用14辆电动无人车,配送总成本降到6632.35元;当充电系数继续增大,充电时间小于20 min时,车辆的使用数量与等待成本都会增加。

充电系数对配送成本影响的主要原因是,当充电时间减小到一定范围时,车辆在配送中前往充电站充电时间减小,产生的额外时间并不影响满足客户时间窗的要求使得客户等待成本减少,此时每辆车需要配送更多的客户,所以充电次数会增加;但是当充电时间继续减小时,车辆会提早到达客户点从而不满足客户时间窗,整体配送成本虽然比充电系数最小的整体配送成本小,但是并没有达到最优。由此可知,适当提高充电系数可以降低物流配送成

本。因此,充电站在减少充电时间的同时应该考虑客户的时间窗,调整到一个更加经济的充电时间,这将使得物流总成本极小化。

## 五、结 语

本文研究了利用电动无人车进行城市物流配送的车辆路径问题,通过考虑车辆电池容量限制、载重限制以及客户时间窗等因素,将现实问题转换成综合多种因素的车辆路径问题,同时考虑到电动无人车自身的特性,需要在配送完所有客户后能够安全返回配送中心。通过设计遗传算法和模拟退火算法相结合的遗传模拟退火算法来解决该问题,可快速求解,避免了算法陷入局部最优,进而对算法性能进行了分析,证明了算法的有效性,并通过案例分析以及关键参数的敏感性分析对物流企业提出了管理建议,为实际工作者制定配送方案时提供指导。电动无人车在实际的城市物流配送中还存在除了电池容量问题以外的问题,如无人车避障、道路状况等,这些因素今后值得进一步研究,使电动无人车的物流配送决策更贴近实际。

## 参考文献:

- [1] Savelsbergh M, Woensel T V. City logistics challenges and opportunities[J]. *Transportation Science* 2016, 50 (2):579-590.
- [2] 中国互联网协会.《中国互联网发展报告 2018》发布[J]. *新闻世界*, 2018(8):93.
- [3] Grazia Speranza M. Trends in transportation and logistics[J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 264(3):830-836.
- [4] 江宏. 物流无人化发展状况与趋势展望[J]. *物流技术与应用*, 2019, 24(2):90-93.
- [5] Todorovica M, Simica M, Kumara A. Managing transition to electrical and autonomous vehicles [J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 112:2335-2344.
- [6] Sonneberg M-O, Leyrer M, Kleinschmidt A, et al. Autonomous unmanned ground vehicles for urban logistics [C]// *Proceedings of the 52nd Hawaii International Conference on System Sciences*. Hannover: Leibniz University, 2019:1538-1547.
- [7] Boysen N, Schwerdfeger S, Weidinger F. Scheduling last-mile deliveries with truck-based autonomous robots [J]. *European Journal of Operational Research*, 2018, 271(3):1085-1099.
- [8] Conrad R G, Figliozzi M A. The recharging vehicle routing problem [C]// Doolen T, Aken E V. *Proceedings of the 2011 Industrial Engineering Research Conference*. Portland: Portland State University, 2011.
- [9] Erdogan S, Miller-Hooks E. A green vehicle routing problem[J]. *Transportation Research Part E*, 2012, 109 (1):100-114.
- [10] Zhang S, Gajpal Y, Appadoo S S, et al. Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption [J]. *International Journal of Production Economics*, 2018, 203:404-413.
- [11] 王琪瑛, 李英, 李惠. 带软时间窗的电动车换电站选址路径问题研究[J]. *工业工程与管理*, 2019, 24(3):99-106.
- [12] Goeke D, Schneider M. Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles[J]. *European Journal of Operational Research*, 2015, 245(1):81-99.
- [13] Wang Y W, Lin C C, Lee T J. Electric vehicle tour planning[J]. *Transportation Research Part D*, 2018, 63:121-136.
- [14] Desaulniers G, Errico F, Irnich S, et al. Exact algorithms for electric vehicle-routing problem with time window[J]. *Operations Research*, 2016, 64(6):1388-1405.
- [15] 李顺勇, 但斌, 葛显龙. 多通路时变网络下低碳车辆路径优化模型与算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2019, 25(2):454-468.
- [16] 孙屹飞, 蒋洪伟, 张轶兰. 带时间窗和充电问题的电动车路径优化及实现[J]. *北京信息科技大学学报(自然科学版)*, 2019, 34(1):94-98.
- [17] Vidal T, Crainic T G, Gendreau M, et al. Heuristics for multi-attribute vehicle routing problems: A survey and synthesis [J]. *European Journal of Operational Research*, 2013, 231(1):1-21.
- [18] Felipe Á, 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*, 2014, 71:111-128.
- [19] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在 TSP 优化中的应用[J]. *控制与决策*, 2018, 33(2):219-225.

(责任编辑:陈丽琼)