

一种基于蚁群的电动汽车充电调度优化方法



周欣悦 钱丽萍 黄玉蘋 吴远
浙江工业大学信息工程学院 杭州 310023
(xyzhou_zjut@163.com)

摘要 电动汽车的快速发展为人们的生活出行及物流运输带来了诸多便利,但是其存在因为电量不足而导致续航里程短的问题。文中提出了一种基于蚁群的电动汽车充电调度优化方法,来增加电动汽车的续航里程。首先,运用库仑计数法计算电动汽车的电池余量,同时根据道路交通状况计算电动汽车的行驶能耗。其次,建立相应的 0-1 整数规划模型,运用基于蚁群的路径规划算法来实现车辆调度并优化电动汽车充电路径。根据具体的选择策略规划电动车的行驶路径,更新路径上的信息素,通过不断迭代获得全局最优解和最优路径。仿真结果表明,与其他优化算法相比,所提优化方法能够有效降低行车过程中电量耗尽的概率,为电动汽车提供准确的行驶路径,可有效增加电动汽车的续航里程。

关键词: 电动汽车;调度优化;整数规划;蚁群;路径规划

中图分类号 TP391

Optimization Method of Electric Vehicles Charging Scheduling Based on Ant Colony

ZHOU Xin-yue, QIAN Li-ping, HUANG Yu-pin and WU Yuan

College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China

Abstract The rapid development of electric vehicles has brought many convenience to people's living travel and logistics transportation, but electric vehicles have the problem of short driving range due to insufficient power. This paper proposes a charging path scheduling optimization algorithm based on the ant colony for electric vehicles to increase the driving range of electric vehicles. In particular, we first adopt the coulomb counting method to calculate the battery remaining amount of the electric vehicle, and calculate the driving energy consumption of the electric vehicle according to the road traffic condition. Then, we establish the corresponding 0-1 integer programming model, and use the path planning algorithm based on ant colony to obtain the optimal charging path for electric vehicles. After the driving path of the electric vehicle is planned, the pheromone on the path is updated, and the optimal solution and the optimal path are obtained through continuous iteration. The simulation results show that compared with other optimization algorithms, the proposed optimization method can effectively reduce the probability of energy consumption in the process of driving, provide an accurate driving path for electric vehicles, and effectively increase the driving range of electric vehicles.

Keywords Electric vehicle, Scheduling optimization, Integer programming, Ant colony, Path planning

1 引言

当今社会,汽车行业的快速发展为人们的生活出行及物流运输带来了诸多便利,但同时也引发了能源危机和环境污染问题。为了减少能源消耗和温室气体排放,用电动汽车来替代传统燃料汽车刻不容缓。与传统燃料汽车相比,电动汽车具有以下优势:首先,电动汽车的动力来自绿色可再生能源;其次,输电网络发达,电动汽车的动力分配愈加容易^[1]。然而,电动汽车也存在着无法远距离持续行驶、充电时间长、相关的充电设施配置不合理等问题,因此丧失了一部分市场竞争力,推广程度不够充分。

针对上述问题,广大学者主要通过减少用户对电动汽车续航里程的顾虑,促进相关设施设备的完善,增强电动汽车的

市场竞争力。但是,如何有效、快速且精确地计算出电池剩余电量,进而预估电动汽车剩余行驶距离,并设计算法来优化电动汽车行驶路径和制定充电方案,变得尤为重要。

目前存在着很多能对电动汽车剩余里程数进行估算的方法。例如,文献[2]使用粒子滤波和马尔可夫链预测电动汽车剩余行驶里程。文献[3]使用实际测试车辆的示例分析未来速度和电池状态的不确定性,利用蒙特卡罗方法和 Taylor 级数展开的方法评估物理模型,从而精确计算到达给定路线目的地的概率。文献[4]考虑到电动汽车能量消耗和噪声的非线性特性,使用卡尔曼滤波方法估计电动汽车的行驶范围。文献[5]建立了回归模型,用于学习实际驾驶数据中的特征,并在线预测电动汽车剩余行驶范围。文献[6]先基于电动汽车测试数据并用递推最小二乘算法辨识车辆能耗,再结合行

驶交通状况计算剩余行驶范围。值得注意的是,文献[4-6]都结合了交通的状况来计算电动汽车可行驶的剩余里程数,仿真结果表明其均能较准确地估计出电动汽车的剩余行驶范围,误差较小。因此,为了提高路径规划的准确性,本文也采用了相似的方式进行估算。库仑计数法^[7-10]是最常用且便捷的电池剩余电量估计方法,且能较精准地计算电池剩余电量。因此,本文中采用库仑计数法。

在电动汽车规划方面,根据交通状况建立模型来设计电动汽车行驶路径的相关算法也有很多。文献[11]提出了一种基于最近邻搜索的电动汽车节能路径问题的解决方案,仿真结果证明了该算法在电动汽车路径问题中优化解决方案的准确性。文献[12]提出了一种高效、准确地解决电动汽车在能量足够的前提下行驶于几个城市之间的最优路径规划问题的算法,结果表明该算法在充分利用道路信息的条件下能提高路径规划的合理性。文献[13]提出了一种基于简化充电控制算法的导航系统,当有足够的在线交通信息时,则使用一种基于在线状态递归算法的导航系统来提供准确的导航,使长途旅行中的旅行成本最小。文献[14]利用群智感知技术来实时获取交通路况和充电站的服务信息,同时以用户出行成本最小为目标建立电动汽车充电路径选择模型,该模型可以有效减少用户出行的成本。文献[15]提出了一种改进非线性规划的公式来解决不均匀充电站的道路网络中的电动汽车路由问题,获得了最优解决方案。文献[16]根据车辆的状态信息提出了一种电动汽车能耗模型,使用粒子群算法找到最优路线并有效降低电动汽车能耗。

本文创新之处是针对电动汽车行驶里程短、充电困难等问题,综合考虑电池剩余能量、道路拥堵状况和充电站使用情况,创新性地提出了一种基于蚁群的路径规划算法。该规划算法能够让用户合理地安排电动汽车的充电时机,减少充电等待时间,充分利用充电站资源,促进电动汽车的普及。基于蚁群的路径规划算法求全局最优解的主要过程如下:首先,依据自然界蚂蚁寻找食物的自然规律,利用一定的选择策略选择路径;其次,更新蚂蚁走过路径上的信息素,不断进行迭代,直到得出全局最优解和最优路径^[17-19]。

2 系统框架与模型建立

2.1 系统框架

电动汽车的缺陷在于续航能力较弱,充电不便捷,往往会因为错过合适的充电时机而被困在路上。因此,本文提出一个电动汽车充电调度系统框架,如图1所示。

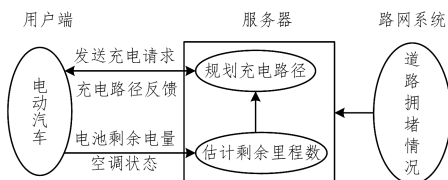


图1 系统框架图

Fig.1 System framework

系统框架分为3个部分:用户端、服务器和路网系统。当电动汽车的电量值较低时,用户需要先向服务器发送充电请

求,服务器收到请求后会根据电动汽车电池的剩余能量以及空调状态估算出可行驶的剩余里程数;再根据电动汽车的当前位置及周边充电站的分布情况,同时参考道路拥堵情况,选择可到达的最优充电站,并为电动汽车的用户规划最优行驶路径,使用户顺利到达目的地。只要电动汽车与服务器处于连接状态,服务器就会将目标充电站和最优路径的信息发送给用户。

2.2 问题建模

此外,我们还亟须提出一种电动汽车充电调度与行驶路径优化的算法,从而确保电动汽车能够持续行驶。电动汽车充电调度与行驶路径优化算法的实现涉及到电动汽车剩余能量的测量和单位路段行驶能耗的估计。因此,在阐述问题建模前,我们先描述电池余量模型和行驶能耗模型。

2.2.1 电池余量模型

根据流入和流出的库仑量,采用库仑计数法来估算电动汽车剩余能量。在测量过程中,电池容量以 $A \cdot h$ 为计量单位。满电状态下的电池容量设置为 A_{\max} ,当前已使用的电池容量为 A_u ,那么通过 A_{\max} 与 A_u 之间的差值即可计算剩余可使用的电池容量 A_l 。

$$A_l = A_{\max} - A_u \quad (1)$$

相应的电池剩余能量 E_l 可由式(2)计算而得:

$$E_l = E_{\max} \times \frac{A_l}{A_{\max}} \quad (2)$$

其中, E_{\max} 为满电状态下电池的能量。

2.2.2 行驶能耗模型

在电动汽车行驶的过程中,道路拥堵会增加电动汽车到达充电站的时间。本文引入拥堵系数 ϵ 来表示道路的拥堵情况, ϵ 值与进入道路的车辆数 num 、道路顺畅通行的最大车辆数的阈值容量 M 以及引起道路拥堵的车辆数的临界值 C 有关^[20]。在一般情况下,道路越拥堵,其对应的拥堵系数越大。道路拥堵系数 ϵ 的计算公式为:

$$\epsilon = \begin{cases} 1, & num < M \\ num/M, & T \leq num < C \\ C/M + e^{num/C}, & num \geq C \end{cases} \quad (3)$$

其中,当车辆数小于阈值容量时,表明道路通行顺畅;当车辆数大于临界值时,表明道路通行拥堵;其余情况下则表示道路通行缓慢。以道路 y_{mn} 为例,电动汽车在道路 y_{mn} 的行驶时间 t_{mn}^y 的计算公式为 $t_{mn}^y = \epsilon_{mn} \times \bar{t}_{mn}^y$,其中 \bar{t}_{mn}^y 表示电动汽车在该路段顺畅通行的平均行驶时间。

为了确保电动汽车能顺利到达目标充电站,电动汽车从当前位置到各目标充电站的道路累积能量的消耗需要小于剩余电池能量 E_l 。电动汽车在道路 y_{mn} 上所需能量 E_{mn}^y 的具体计算公式如下:

$$v = \frac{d_{v,mn}}{t_{mn}^y} \quad (4)$$

$$E_1 = d_{v,mn} \times E(v) \quad (5)$$

$$E_2 = t_{mn}^y \times E_a \quad (6)$$

$$E_{mn}^y = E_1 + E_2 \quad (7)$$

其中, v 为电动汽车在道路 y_{mn} 上的行驶速度, $d_{v,mn}$ 为垂直道路 y_{mn} 的距离, E_1 为电动汽车在道路 y_{mn} 行驶的总能耗, $E(v)$

为电动汽车在道路 y_{mn} 上以速度 v 行驶所对应的能耗, E_2 为电动汽车在道路 y_{mn} 使用的空调总能耗, E_a 为空调每小时的能耗, E_{mn}^y 为电动汽车在道路 y_{mn} 需要的总能耗。

2.2.3 问题模型

考虑到城市交通路况比较复杂, 本文先对城市的道路进行网格化处理, 假设电动汽车只能水平或垂直行驶。路网模型如图 2 所示。

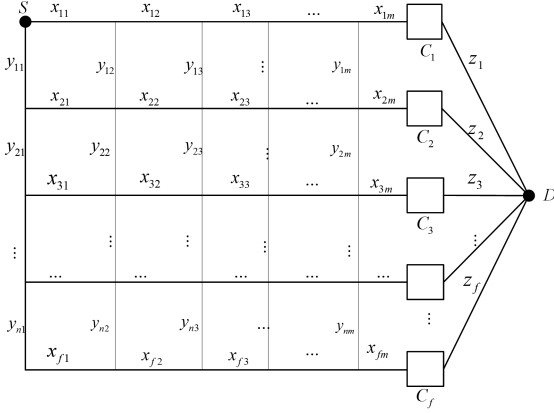


图 2 路网模型

Fig. 2 Road network model

电动汽车从初始节点 S 出发, 选择不同的路线到达某个充电站充满电, 最后到达目的地 D 。其中, 充电站的集合记为 $\{c_1, c_2, \dots, c_f\}$, f 个充电站依次排列在路网中。水平方向路网的相邻两点的道路集合为 $\{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{fm}\}$, 对应的距离表示为 $d_{h,11}, d_{h,12}, \dots, d_{h,fm}$; 垂直方向路网的相邻两点的道路集合为 $\{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{mn}\}$, 对应的距离表示为 $d_{v,11}, d_{v,12}, \dots, d_{v,mn}$; 各充电站到终点 D 的道路集合为 $\{z_1, z_2, \dots, z_f\}$, 对应的距离表示为 $d_{z,1}, d_{z,2}, \dots, d_{z,f}$, 其中, m 为水平道路条数, n 为垂直道路条数。另外, $f = n + 1$ 。

我们的优化目标是在电池能量完全消耗前, 电动汽车可以到达充电站, 并且电动汽车能在最短时间内到达目的地。对于网格中的每一段路, 电动汽车可以选择行驶或是不行驶, 若选择行驶则记为 1, 否则记为 0; 另外, 每一段路只能被电动汽车选择一次。因此, 电动汽车充电调度与行驶路径优化问题可以建模为:

$$\min T = (\sum_f \sum_m t_{fm}^x + \sum_m \sum_n t_{mn}^y) + t_f + t_c + t_f^* \quad (8)$$

$$\text{s. t. } x_{fm}, y_{mn}, z_f = \{0, 1\} \quad (9)$$

$$x_{11} + y_{11} = 1 \quad (10)$$

$$\forall n, m, x_{nm} + y_{mn} = x_{m'n'} + y_{n'm} \quad (11)$$

$$\forall n, m, x_{fm} = x_{f'm'} + y_{nm} \quad (12)$$

$$\forall f, x_{fm} = z_f \quad (13)$$

$$\sum_f \sum_m E_{fm}^x + \sum_m \sum_n E_{mn}^y \leq E_l \quad (13)$$

其中, $m' = m - 1, n' = n - 1$, 若 $m' = 0$ 且 $n' = 0$, 则对应的 $x_{m'n'}$, $y_{n'm}$, $x_{f'm'}$ 为 0。 $(\sum_f \sum_m t_{fm}^x + \sum_m \sum_n t_{mn}^y)$ 表示电动汽车选择路径的行驶时间之和, t_f 表示选择的充电站的等待时间, t_c 表示电动汽车充电时间。这里的充电站采用快充模式, 可以将电动汽车电池快速充至满电状态, 它的计算公式如下:

$$t_c = \frac{E_{\max} - (E_l - E)}{P_f \eta_f}$$

其中, P_f 表示充电站为电动汽车提供的快速充电功率, η_f 表示电动汽车快速充电效率。 t_f^* 表示电动汽车离开充电站后到目的地 D 的行驶时间。

式(8)表示某个路段是否被选择为行驶道路, 式(9)、式(10)和式(11)表示某路段只能被选择一次, 式(12)表示用户选择从充电站到目的地 D 之间的道路, 式(13)中的 $(\sum_f \sum_m E_{fm}^x + \sum_m \sum_n E_{mn}^y)$ 表示电动汽车在充电前选择路径的行驶总耗能 E 。

3 算法设计

在所提模型中, 每一条道路是否行驶对应 0 或者 1, 可以转化成整数规划模型^[21-22] 来求解。本文采用贪婪算法和基于蚁群的路径规划算法进行仿真实验, 并用 LINGO 软件验证其正确性。

3.1 贪婪算法

贪婪算法的策略是在电动汽车所在点的相邻点中寻找时间最优的点, 通过电动汽车所在位置的局部道路信息来选择最优路径。本文中, 贪婪算法先设置电动汽车当前位置为起点, 目的地作为终点。为了防止电动汽车不能顺利到达充电站, 设置电动汽车在路段上行驶所需的时间权重为 0.95, 而在路段上行驶消耗的能量权重为 0.05, 则可以计算出电动汽车在任意节点处的选择参数 s_x 和 s_y 。其中, $s_x = 0.95t_{11}^x + 0.05E_{11}^x$, $s_y = 0.95t_{11}^y + 0.05E_{11}^y$ 。电动汽车从起点开始选择行驶路径, 获取电动汽车在起点附近水平和垂直道路上行驶所需的时间和能量, 则可以得到 $s_x = 0.95t_{11}^x + 0.05E_{11}^x$, $s_y = 0.95t_{11}^y + 0.05E_{11}^y$, 然后比较 s_x 和 s_y 的大小。若 $s_x < s_y$, 则选择水平道路 x_{11} , 否则选择垂直道路 y_{11} ; 当电动汽车到达下一节点时, 重复上述步骤, 直到电动汽车到达终点。当电动汽车到达终点后, 计算最优解 T 以及电动汽车在充电前选择路径的行驶总耗能 E , 并输出结果。贪婪算法的流程如图 3 所示。

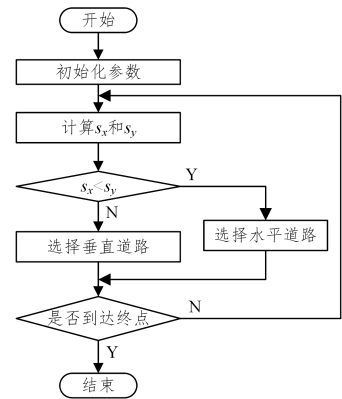


图 3 贪婪算法的流程图

Fig. 3 Flowchart of greedy algorithm

贪婪算法得到的往往是局部最优解, 不一定是全局最优解。同时, 贪婪算法也不能完全保证电动汽车最终顺利到达充电站充电。为了更有效地得到全局最优解, 本文提出了一种基于蚁群的路径规划算法。

3.2 基于蚁群的路径规划算法

本文中, 基于蚁群的路径规划算法得到最优路径的过程

是:蚂蚁先从起点出发,按相应的选择策略选择行驶路径,在电池能量的约束下有些蚂蚁在中途死亡,有些蚂蚁则能到达终点,从而获得一个可行解;之后,通过相应的信息素更新策略对蚂蚁经过的路径上的信息素进行更新,同时路段上的原有信息素有一定程度的挥发;每次迭代后,在可行解中选择局部最优解,并与之前的可行解进行比较,选出较优解,更新路段上的信息素;再进入下一次迭代,直到得到电动汽车行驶路径的全局最优解 T 。基于蚁群的路径规划算法的流程如图 4 所示。

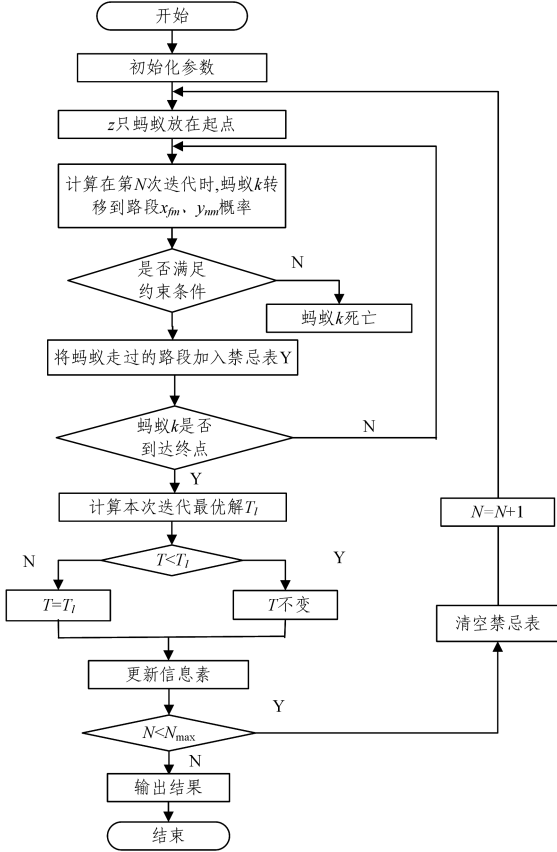


图 4 基于蚁群的路径规划算法的流程图

Fig. 4 Flowchart of path planning algorithm based on ant colony

(1)初始化。初始化路网模型,设置电动汽车当前位置作为起点,各充电站作为终点,同时将从起点到终点经过的所有路段放入集合 C 中;初始化蚂蚁数量 $z=20$ 、迭代次数 N_{\max} ,以及迭代 N 次时的信息浓度 $\tau(N)$ 和禁忌表 tabu 。禁忌表 tabu 用来储存蚂蚁已选择的路段。

(2)路段选择。蚂蚁从起点开始选择行驶路段,根据式(14)计算蚂蚁可选择路段 x_{fm} 和 y_{mn} 的概率。由启发函数 $\eta(N)$ 和路段 x_{fm} 的信息浓度 $\tau(N)$,得出路段 x_{fm} 转移的概率公式为:

$$p_{x_{fm}}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{x_{fm}}(N)]^\alpha [\eta_{x_{fm}}(N)]^\beta}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} [\tau_s(N)]^\alpha [\eta_s(N)]^\beta}, & x_{fm} \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

$$\eta_{x_{fm}}(N) = \frac{1}{t_{fm}} \quad (15)$$

其中, α 是信息启发式因子, α 越大,表示蚂蚁越倾向于选择其

他蚂蚁经过的路段,在实验中设置 $\alpha=6$; β 为期望启发式因子, β 值越大,表示蚂蚁路段转移的概率越接近于贪婪规则,在实验中设置 $\beta=2$; $\text{allowed}_k = \{C - \text{tabu}\}$ 表示剩余可选择的路段。

同理,可求出垂直路段 y_{mn} 的转移概率。

(3)修改禁忌表。将选择的路段加入禁忌表中,避免重复选择。

(4)计算本次迭代最优解 T_l 以及电动汽车在充电前行驶路径的总能耗 E 。

$$T_l = (\sum_f \sum_m t_{fm}^x + \sum_m \sum_n t_{mn}^y) + t_f + t_c + t_f^y \quad (16)$$

$$E = (\sum_f \sum_m E_{fm}^x + \sum_m \sum_n E_{mn}^y) \quad (17)$$

(5)比较最优解 T 与本次迭代最优解 T_l 的大小。若 $T < T_l$,则 T 不变;否则,令 $T = T_l$ 。

(6)信息素更新。为了避免残留信息过多覆盖了启发信息,当蚂蚁走到终点后,要对残留信息及时进行更新。在信息不断更新的同时,路径上的残留信息随着时间的推移逐渐淡化。更新规则的表达式为:

$$\Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}^k(N) = \begin{cases} \frac{Q}{T_N^k}, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁经过该路段} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (18)$$

$$\begin{cases} \tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N+1) = (1-\rho) \times \tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N) + \Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N) \\ \Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N) = \sum_{k=1}^z \Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}^k(N) \end{cases} \quad (19)$$

其中, Q 为信息素强度,在实验中设置 $Q=100$; T_N^k 是第 k 只蚂蚁在第 N 次迭代中求得的解; $\Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}^k(N)$ 是第 k 只蚂蚁在第 N 次迭代中留在每个路段上的信息量; ρ 为信息素挥发系数,在实验中设置 $\rho=0.1$; $\Delta \tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N)$ 为第 N 次迭代中每个路段上信息素的增量; $\tau_{x_{fm}, y_{mn}}(N+1)$ 表示迭代第 $N+1$ 次时,路段上的信息浓度。

(7)进入下一次迭代。若 $N < N_{\max}$,清空禁忌表中的所有数据,令 $\Delta \tau(N)=0$, $N=N+1$,并且回到步骤(2)开始新一轮的计算;否则,退出循环,输出电动汽车行驶路径、全局最优解 T 和电动汽车在充电前行驶路径的总能耗 E 。

4 仿真结果与分析

4.1 仿真环境与参数

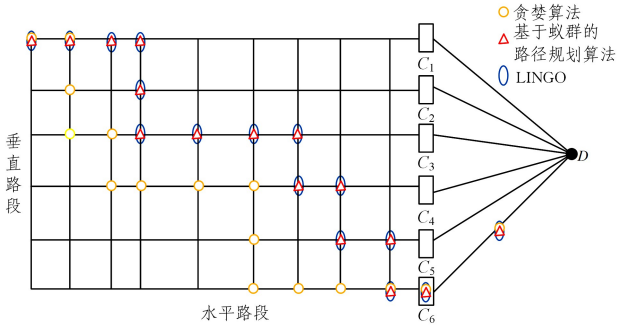
贪婪算法和基于蚁群的路径规划算法用 MATLAB 进行仿真实验,设置 f 为 6, m 为 9, n 为 5,即待充电车辆附近有 6 个充电站,水平方向路网的道路集合为 $\{x_{11}, x_{12}, \dots, x_{69}\}$,垂直方向路网的道路集合为 $\{y_{11}, y_{12}, \dots, y_{59}\}$ 。同时,设置汽车初始行驶速度为 40 km/h,每个道路数的阈值容量 T 为 20 辆,临界值 C 为 40 辆,充电站为电动汽车提供的快速充电功率 P_f 为 100 kW,电动汽车快速充电效率 η_f 为 90%。而每条道路的长度 $d_{h, fm}, d_{v, mn}, d_{z, f}$,每条道路上的汽车数量 num 以及每个充电站的等待时间 t_f ,都由 MATLAB 正态分布随机产生。为了验证算法的有效性,本文采用商用最优化软件 LINGO 进行算法性能比较。

4.2 仿真结果及分析

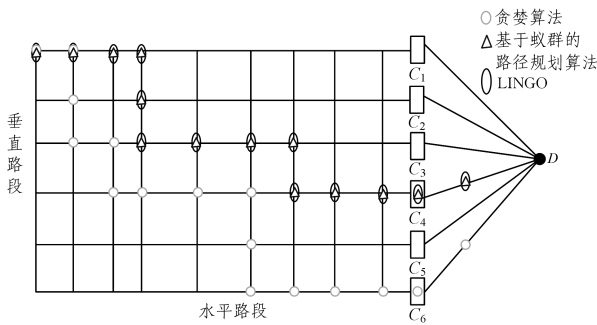
为了验证算法的有效性和稳定性,本文进行如下仿真实验。

(1)算法的有效性

本文选取不同的电动汽车剩余能量值 E_i 进行仿真实验,其他数据保持一致。仿真结果如图 5 所示,其中黄色圆形表示用贪婪算法仿真选择的电动汽车充电路径,红色三角形表示用基于蚁群的路径规划算法选择的电动汽车充电路径,蓝色椭圆形表示用 LINGO 软件选择的电动汽车充电路径。图 5(a)表示电动汽车电池剩余能量为 $12\text{ kW}\cdot\text{h}$ 的路径规划。从图中可以看出,贪婪算法、基于蚁群的路径规划算法和 LINGO 软件都选择了同一个充电站, LINGO 软件和基于蚁群的路径规划算法选择的路径完全重合,而贪婪算法选择的路径与它们有所不同。图 5(b)表示电动汽车电池剩余能量为 $8\text{ kW}\cdot\text{h}$ 的路径规划。从图中可以看出,当电池剩余能量改变时, LINGO 软件和基于蚁群的路径规划算法放弃图 5(a)中选择的第 6 个充电站,改选电动汽车可到达的第 4 个充电站,两种方法选择的路径一致,而贪婪算法在剩余能量发生变化时不能做出相应的调整,依然选择第 6 个充电站,由此可见贪婪算法在剩余能量这项约束条件的精度要求较高的情况下无法获得全局最优解。



(a)电动汽车电池剩余能量为 $12\text{ kW}\cdot\text{h}$ 的路径规划图



(b)电动汽车电池剩余能量为 $8\text{ kW}\cdot\text{h}$ 的路径规划图

图 5 电动汽车路径规划图(电子版为彩色)

Fig. 5 Electric vehicle path planning diagram

实验中得到的最优解 T 和电动汽车在路径上行驶的总耗能 E 如表 1、表 2 所列。上述实验中贪婪算法、基于蚁群的路径规划算法和 LINGO 软件的平均运算时间如表 3 所列。

表 1 电动汽车电池剩余能量为 $12\text{ kW}\cdot\text{h}$ 的结果输出

Table 1 Output of electric vehicle battery with residual energy of $12\text{ kW}\cdot\text{h}$

方法	最优解 T/h	行驶总耗能 $E/(\text{kW}\cdot\text{h})$
贪婪算法	1.4386	8.2188
基于蚁群的路径规划算法	1.2803	9.1072
LINGO	1.2803	9.1072

表 2 电动汽车电池剩余能量为 $8\text{ kW}\cdot\text{h}$ 时的结果输出

Table 2 Output of electric vehicle battery with residual energy of $8\text{ kW}\cdot\text{h}$

方法	最优解 T/h	行驶总耗能 $E/(\text{kW}\cdot\text{h})$
贪婪算法	1.4386	8.2188
基于蚁群的路径规划算法	1.3158	6.2839
LINGO	1.3158	6.2839

表 3 3 种方法的平均运算时间

Table 3 Average operation time of three methods

方法	平均运算时间/s
贪婪算法	0.0008
基于蚁群的路径规划算法	0.0040
LINGO	1

从表 1—表 3 中的结果可以看到,贪婪算法虽然运算时间只有 0.0008 s ,却不能获得保证行驶时间最小的最佳充电路径。另外,与基于蚁群的路径规划算法相比,贪婪算法得到的结果并不是全局最优解,而基于蚁群的路径规划算法则能有效地获得全局最优解。同时,虽然基于蚁群的路径规划算法和 LINGO 软件均能得到全局最优解,但基于蚁群的路径规划算法的运算时间较 LINGO 软件缩短了 99.6% 。上述结果表明,基于蚁群的路径规划算法能有效地获得最优路径。

(2)算法的稳定性

为了对比两种算法的稳定性,我们保持水平路网的道路条数不变,即保持 m 恒为 9,将充电站的个数 f 作为变量,更改垂直路网的道路数进行比较实验。实验中,设置充电站个数分别为 $\{5, 6, \dots, 9\}$,每种条件下做 50 组实验,获得最优解后计算每组的平均值,仿真结果如图 6 所示。

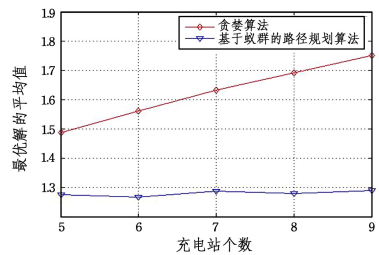


图 6 不同个数的充电站对两种算法最优解的平均值的影响

Fig. 6 Influence of different number of charging stations on average value of optimal solution of two algorithms

实验表明,随着充电站个数的增加,基于蚁群的路径规划算法能较稳定地获得全局最优解,而贪婪算法获得最优解的误差较大,且充电站个数越多时误差越大,更容易陷入局部最优解。上述实验表明,贪婪算法能获得电动汽车较优的充电路径,在准确度要求不是很高的情况下,可以得出较好的充电路径,但是在约束条件改变时,贪婪算法并不能改变所得出的路径方案;而在解决电动汽车充电调度优化方面,相对于贪婪算法而言,基于蚁群的路径规划算法准确度高、适用的范围更广,能够更好地满足用户的需求,即使电动汽车能量变化不大,其也能快速地根据实际状况做出调整以得到最优路径。

结束语 在目前电动汽车续航能力较差,充电站不普遍的现状下,本文针对电动汽车充电调度优化的问题,提出了一种基于蚁群的电动汽车充电规划算法。通过仿真模拟不难看出,该优化方案能够综合考虑电池剩余电量、道路状况、汽车

行驶耗电状况、充电站使用情况等多种因素,为用户做出最佳选择。由此可见,本文所提出的优化方案不仅可以帮助电动汽车用户实现长途驾驶,而且能够有效降低行车过程中电量耗尽的概率,同时实现了充电站设备的高效使用。本文主要假设静态的道路拥堵状况以及充电站的无限负荷。但是在实际中,道路的拥堵状况是时刻变化的,充电站的负荷通常受限。这些更具实际意义的假设将在以后的工作中加以考虑。

参 考 文 献

- [1] ZHANG Y H, WANG W J, KOBAYASHI Y C, et al. Remaining driving range estimation of electric vehicle[C]// 2012 IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC). 2012:1-7.
- [2] OLIVA J A, WEIHRAUCH C, BERTRAM T. Model-based remaining driving range prediction in electric vehicles by using particle filtering and Markov chains[C]// 2013 World Electric Vehicle Symposium and Exhibition (EVS27). 2013:1-10.
- [3] SAUTERMEISTER S, FALK M, BÄKER B, et al. Influence of measurement and prediction uncertainties on range estimation for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(8):2615-2626.
- [4] SONALIKAR S S, SHELKE S D. Estimation of remaining range of electric vehicle using kalmanfilter[C]// 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA). 2018:632-636.
- [5] BOLOVINOU A, BAKAS I, AMDITIS A, et al. Online prediction of an electric vehicle remaining range based on regression analysis[C]// 2014 IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC). 2014:1-8.
- [6] LIU G M, OUYANG M G, LU L G, et al. Driving range estimation for electric vehicles based on battery energy state estimation and vehicle energy consumption prediction[J]. Automotive Engineering, 2014, 36(11):1301-1309.
- [7] CHENG K W E, DIVAKAR B P, WU H, et al. Battery-Management System (BMS) and SOC development for electrical vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2011, 60(1):76-88.
- [8] DU C Q, SHI Y L. Research on remaining driving range estimation and factors influencing of electric vehicle[J]. Automation & Instrumentation, 2016(8):10-14.
- [9] CHOKKALINGAM B, PADMANABAN S, KRISHNAMOORTHY P R, et al. Real-Time Forecasting of EV charging station scheduling for smart energy systems[J]. Energies 2017, 10(3), 377.
- [10] CHEN Z H, ZHONG L, HE Y, et al. Method to calibrate and estimate Li-ion battery state of charge based on charging method[J]. Control and Decision, 2014, 29(6):1148-1152.
- [11] DAANISH A R, NAICK B K. Implementation of charging station based electric vehicle routing problem using nearest neighbour search algorithm[C]// 2017 2nd IEEE International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE). 2017:52-56.

- [12] ZHANG J H, NAN Y. Electric car charging path planning under influence of traffic information[J]. Journal of Computer Applications, 2016, 36(S2):282-285.
- [13] LIU C, ZHOU M, WU J, et al. Electric vehicles En-route vcharge-navigations systems: joint charging and routing optimization [J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(2):906-914.
- [14] YANG H M, LI M, WEN F S, et al. Route Selection and Charging navigation strategy for electric vehicles employing real-time traffic information preception[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(11):106-113.
- [15] POURAZARM S, CASSANDRAS C G. Optimal routing of energy-aware vehicles in transportation networks with inhomogeneous charging nodes[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(8):2515-2527.
- [16] ABOUSLEIMAN R, RAWASHDEH O. Electric vehicle modeling and energy-efficient routing using particle swarm optimization[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2016(10):65-72.
- [17] GUO P, YAN W J. The review of ant colony algorithm based on TSP[J]. Computer Science, 2017, 34(10):181-184, 194.
- [18] ZHOU M X, CHENG K, WANG Z X. Improved ant colony algorithm with planning of dynamic path[J]. Computer Science, 2013, 40(1):314-316.
- [19] FENG Z Q, HUANG Y X, LI J, et al. Ant colony algorithm for EV path and charging optimization [J]. Mechatronics, 2013, 19(8):43-48.
- [20] HAO L P. REsearch on Dynamic Carpooling algorithm Based on Urban Real-time Traffic conditions[D]. Guilin:Guangxi Normal University, 2017.
- [21] NGUYEN M L, HUI S C, FONG A C M. Large-Scale Multiobjective Static Test Generation for Web-Based Testing with Integer Programming[J]. IEEE Transactions on Learning Technologies, 2013, 6(1):46-59.
- [22] CHEN C J, YU X R, WANG Y A, et al. Dam Location Problem Based on 0-1 Integer Programming Model[J]. Journal of Yantai University (Natural Science and Engineering Edition), 2018, 31(1):1-5.



ZHOU Xin-yue, born in 1995, postgraduate. Her main research interests include network and intelligent system.



QIAN Li-ping, born in 1981, Ph.D, professor, Ph.D supervisor, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include wireless communication and networking, IoT and vehicle network.