

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211333

# 面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略

金志刚<sup>1,2</sup>, 胡怡<sup>1,2</sup>, 李根<sup>1,2</sup>, 岳顺民<sup>3</sup>

(1. 天津大学电气自动化与信息工程学院, 天津 300072; 2. 智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津 300072;  
3. 国网天津市电力公司, 天津 300010)

**摘要:** 为解决电动汽车面临的充电难题, 提出面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略。首先, 充分考虑“代客加电”服务, 对电动汽车充电引导场景及充电影响因素进行分析。其次, 以最优化电动汽车用户充电经济成本、代充电服务侧利益以及充电站设备利用率为目标建立充电引导模型, 并采用改进的灰狼优化算法引导电动汽车的充电行为。最后, 对某城市主要城区内具有充电需求的电动汽车进行仿真。结果表明: 面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略能够有效减少电动汽车用户充电经济成本、代驾司机代充电过程中的时间成本以及距离成本, 同时实现充电站间设备利用率均衡分布。

**关键词:** 电动汽车; “代客加电”服务; 充电引导策略; 多目标优化; 改进灰狼优化算法

## Charging guiding strategy for electric vehicles oriented to a valet charging service

JIN Zhigang<sup>1,2</sup>, HU Yi<sup>1,2</sup>, LI Gen<sup>1,2</sup>, YUE Shunmin<sup>3</sup>

(1. School of Electrical and Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China;  
2. Key Laboratory of the Ministry of Education on Smart Power Grids (Tianjin University), Tianjin 300072, China;  
3. State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300010, China)

**Abstract:** In order to deal with the charging problems of electric vehicles (EVs), a charging guiding strategy for EVs oriented to a valet charging service is proposed. First, the EV charging guiding scenarios and the influence factors of charging are analyzed comprehensively considering the valet charging service. Secondly, a charging guiding model is established, with the aim of optimizing the EV users' economic cost, the benefits of agent charging service providers and the utilization rate of charging station equipment. The improved grey wolf optimization is used to guide the charging behaviors of EVs. Finally, simulations of EVs with their charging requirements in a major urban area of a city are conducted. The results show that the charging guiding strategy for EVs oriented to a valet charging service can effectively reduce the charging economic cost of EV users as well as the time cost and distance cost in the process of charging for agent drivers. At the same time it realizes the balanced distribution of equipment utilization among charging stations.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51677124).

**Key words:** electric vehicle; valet charging service; charging guiding strategy; multi-objective optimization; improved grey wolf optimization

## 0 引言

电动汽车因绿色、低噪及能源利用率高等优点得到迅速普及。然而电动汽车也有充电时间长和续航里程短的优点, 电动汽车大规模无序充电将对电网运行以及道路交通等方面产生消极影响<sup>[1-4]</sup>。

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(51677124); 天津市自然科学基金项目资助(19JCYBJC15700)

因此, 探索电动汽车新型服务模式、引导电动汽车充电行为具有理论和实际意义。

电动汽车充电引导是当前研究的热点课题。根据充电引导策略的研究主体可以分为以下 4 类。第 1 类为“电动汽车—配电网”模型, 文献[5-8]构建计及供需两侧的电动汽车充电引导模型, 有效兼顾配电网运行的整体性能以及电动汽车用户的利益。第 2 类为“电动汽车—交通网”模型, 文献[9-11]着眼于路网信息以及充电基础设施提出充电引导策

略。第3类为“电动汽车—交通网—配电网”模型,文献[12-13]根据交通网数据和电网运行状态对电动汽车进行充电导航,既可以改善充电站附近交通拥堵的情况,又可以减少电动汽车充电对配电网性能的负面影响。第4类为“电动汽车—交通网—配电网—充电站”模型,文献[14-15]考虑电动汽车、交通网、配电网以及充电站间的相互影响,为电动汽车推荐合适的充电站,所建模型能够同时满足多方需求。但以上研究均未将电动汽车充电的选择随机性造成的充电站设备利用率不均衡问题纳入考虑范围。

随着电动汽车规模不断扩大,充电引导模型也变得更为复杂,具有变量维度高、数量多及变量之间关系密切等特点<sup>[16]</sup>。传统优化算法在求解该类问题时存在计算时间复杂度大、求解精度低等缺点。目前求解该类模型多采用智能优化算法,如粒子群算法<sup>[17-18]</sup>、遗传算法<sup>[19]</sup>、蒙特卡罗算法<sup>[20]</sup>等。然而粒子群算法存在早熟收敛的问题<sup>[21]</sup>,遗传算法收敛速度慢且易陷入局部最优<sup>[22]</sup>,蒙特卡罗算法对于确定性问题转化成随机性问题做的估值处理,丧失了精确性。针对上述算法的缺陷,文献[23]提出了灰狼优化算法,该算法具有稳定性强、收敛速度快的特点,被广泛应用在路径规划、聚类分析、调度指派等领域中。

电动汽车的充电等待时间较长,充电服务模式机动性与灵活性较差,是制约其推广普及的主要原因之一。针对上述问题,一些新能源汽车企业提出了“代客加电”新型电动汽车充电服务。该服务主要适用于异地出行不便充电、没有时间充电以及附近无充电设备等场景。在“互联网+”的驱动下,“代客加电”服务是智能电动汽车未来的发展方向,但目前关于此方面的学术研究还较为匮乏。

针对现有研究的不足,本文进行面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略研究。相较于已有研究工作,本文的贡献和创新点在于:

1) 充分剖析电动汽车充电需求,围绕充电高效性与便捷性,提出了面向“代客加电”服务的充电引导新场景。

2) 针对“代客加电”服务,提出了一种兼顾电动汽车用户、代驾司机以及充电站多方利益的充电引导模型。

3) 针对电动汽车充电引导模型,提出了一种改进的灰狼优化算法进行求解。

## 1 面向“代客加电”服务的充电引导场景

### 1.1 场景描述

随着全球定位系统、无线通信技术和移动互联

网技术的广泛应用,充电站、电动汽车和交通网之间的实时信息共享已成为可能。图1为包括调度中心、代驾司机、待充电汽车和充电站多种参与主体的充电引导场景示意图。各参与主体之间相互约束,共同影响电动汽车的充电决策。

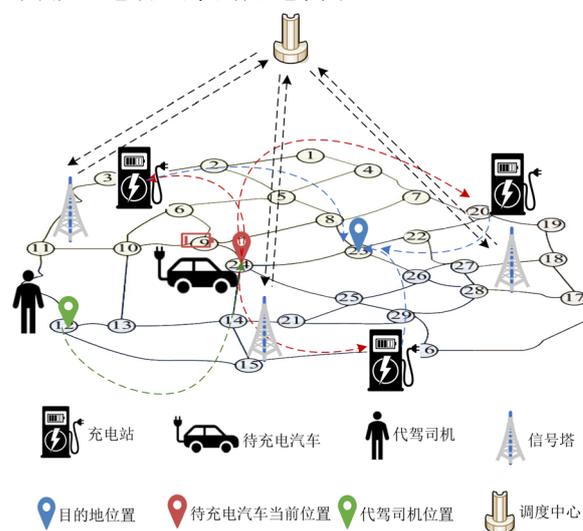


图1 充电引导场景示意图

Fig. 1 Schematic diagram of charging guiding scene

在面向“代客加电”服务的充电引导场景中,待充电汽车将充电需求发送给调度中心,调度中心计算总能源需求,并且通过无线网络收集路网信息、充电桩信息、代驾司机信息及电动汽车信息,并根据上述信息为有充电需求的电动汽车推荐合适的代驾司机和充电站,并返回决策结果。根据引导决策,代驾司机将电动汽车行驶至相应位置充电。否则待充电汽车将重新上传位置信息或者自主更改目的地,调度中心再次进行优化计算。

### 1.2 影响因素分析

#### 1) 充电节点

关于充电网络的收费模式,现有的充电站运营商主要有星星充电、特斯拉和特来电等<sup>[14]</sup>,不同充电运营商的收费模式有较大差异,同一运营商下不同充电站收费模式也不同。若电动汽车选择合理的充电站充电,可减少电动汽车充电经济成本。

在充电站的位置布局上,由于不同充电站的充电桩数量不同,电动汽车就近选择充电站充电,可能需要排队等候,而选择其他充电站充电,则不需要排队。如果能通过比较充电时间,选择合理的充电站补充能量,可适当减少电动汽车充电时间成本。

#### 2) 交通网

当电动汽车前往充电站充电时,不同行驶路线的交通情况不同,进而影响行驶过程中的时间成本

和距离成本。选择合理的行驶路线可以减少充电带来的距离成本和时间成本。

### 3) 充电站

电动汽车选择充电站存在多样性和随机性，易导致大量电动汽车集中在一个充电站内充电，从而造成不同充电站充电设备利用率在整个充电网络中分布不均衡，有可能使整个配电网负荷失衡。如果能提前获知某充电站的运营信息，就能选择合适的充电站充电。

## 2 面向“代客加电”服务的充电引导模型

### 2.1 模型描述及简化假设

建立面向“代客加电”服务的充电引导模型受各类约束影响。电动汽车用户主要关注使用“代客加电”服务过程中的经济成本；代驾司机希望缓解服务过程中的里程焦虑，并且提高服务满意度；充电运营商则希望避免充电站内充电机闲置，提高充电设备利用率。为准确、全面地描述相关引导场景，在不影响目标函数计算的前提下，进行以下假设。

1) 充电站在前期规划时已经将电动汽车大规模充电对配电网的影响考虑在内。当各充电站充电机利用率最优时，配电网的电压偏移在安全范围内，故配电网约束不在本文的考虑范围之内。

2) 代驾司机选择快速充电站进行充电，且充电机的充电功率恒定。

3) 代驾服务方力求缩短单次服务时间，从而提高用户侧的服务满意度。

4) 某区域内电动汽车和充电站数目一定，设定车辆数目为  $M$ ，充电站数目为  $K$ 。

### 2.2 充电引导策略建模

基于上述分析与假设，本文主要从用户侧、服务侧和充电站侧建立充电引导模型。

#### 1) 用户侧

电动汽车用户在使用“代客加电”服务时希望降低整个充电过程中的经济成本，故用户侧目标函数  $F_1$  定义为

$$F_1 = \min \sum_{i=1}^M (F_{i,1} + F_{i,2} + F_{i,3}) \quad (1)$$

式中： $F_{i,1}$  为电动汽车  $i$  的充电成本； $F_{i,2}$  为电动汽车  $i$  使用“代客加电”时的服务成本； $F_{i,3}$  为电动汽车  $i$  的电池折旧成本。

各项成本函数定义为

$$\begin{cases} F_{i,1} = f_{1,k}^t \cdot E_i^{\text{charge}} + f_{2,k}^t \cdot E_i^{\text{charge}} \\ F_{i,2} = f_{\text{service}}^t \cdot (d_{i,1} + d_{i,2}) \\ F_{i,3} = (C_0 - C') / (Q_{\max} \cdot L_{\max}) \cdot (d_{i,1} + d_{i,2}) \end{cases} \quad (2)$$

式中： $f_{1,k}^t$  为  $t$  时刻充电站  $k$  的充电电价； $f_{2,k}^t$  为  $t$  时刻充电站  $k$  的服务费； $E_i^{\text{charge}}$  为电动汽车  $i$  充电电量； $f_{\text{service}}^t$  为  $t$  时刻“代客加电”服务收费标准； $d_{i,1}$  为电动汽车  $i$  从当前位置行驶至充电站的距离； $d_{i,2}$  为充电结束后将电动汽车  $i$  开回指定位置的距离； $C_0$  和  $C'$  分别为动力电池的原始成本与残值成本； $Q_{\max}$  为电池最大循环使用次数； $L_{\max}$  为电动汽车最大行驶里程。

#### 2) 服务侧

在代充电服务过程中，代驾司机希望减少由电量因素和距离因素产生的里程焦虑以及单次服务时间，故服务侧目标函数  $F_2$  定义为

$$F_2 = \min \sum_{i=1}^M (D_i / D_i^{\min} + T_i / T_i^{\min} - S_i / S_i^{\min}) \quad (3)$$

式中： $D_i$  为行驶距离， $D_i = d_{i,1} + d_{i,2}$ ； $T_i$  为服务时间； $S_i$  为电量满意度； $D_i^{\min}$  为行驶距离最小值； $T_i^{\min}$  为服务时间最小值； $S_i^{\min}$  为电量满意度最小值。

基于文献[17,19]，电量满意度函数定义为

$$S_i = \theta_i \ln(E_i^{\text{charge}} - E_{i,1} - E_{i,2} + 1) \quad (4)$$

式中： $\theta_i = (E_v - E_i^{\text{remain}}) / E_v$ ，用于衡量充电意愿的迫切程度， $E_v$  为电池容量， $E_i^{\text{remain}}$  为电动汽车  $i$  剩余电量，电动汽车剩余电量越少，驾驶员里程焦虑越严重，充电意愿越迫切； $E_{i,1}$  为电动汽车  $i$  从初始位置行驶至充电站的电量需求； $E_{i,2}$  为充电结束后将电动汽车  $i$  开回指定位置的电量需求。

服务时间函数定义为

$$T_i = t_i^{\text{drive}} + t_i^{\text{wait}} + t_i^{\text{charge}} \quad (5)$$

式中： $t_i^{\text{drive}}$  为电动汽车  $i$  的路径行驶时间， $t_i^{\text{drive}} = (d_{i,1} + d_{i,2}) / v_i$ ， $v_i$  为电动汽车  $i$  的行驶速度，由速度—流量<sup>[24]</sup>实用模型确定； $t_i^{\text{charge}}$  为电动汽车  $i$  的充电时间， $t_i^{\text{charge}} = E_i^{\text{charge}} / P_{i,k}$ ， $P_{i,k}$  为电动汽车  $i$  在充电站  $k$  的充电功率； $t_i^{\text{wait}}$  为电动汽车  $i$  的排队等待时间，如式(6)<sup>[25]</sup>所示。

$$t_i^{\text{wait}} = \frac{\sigma + \mu^2}{2\mu(N_{\text{pile}}^k - \mu\rho_k)} \left[ 1 + \sum_{i=0}^{N_{\text{pile}}^k - 1} \frac{(N_{\text{pile}}^k - 1)! (N_{\text{pile}}^k - \mu\rho_k)}{i! (\mu\rho_k)^{N_{\text{pile}}^k - i}} \right]^{-1} \quad (6)$$

式中： $\sigma$  和  $\mu$  分别为充电站服务时间的方差与期望； $\rho_k$  为充电站  $k$  的电动汽车平均到达率； $N_{\text{pile}}^k$  为充电站  $k$  的充电机数量。

### 3) 充电站侧

本文用服务强度<sup>[15]</sup>衡量充电站间的相对服务量, 各充电站服务强度大小相当时, 其设备利用率趋于均衡。服务强度 $\delta_k$ 定义为

$$\delta_k = \frac{P_k / \sum_{k=1}^K P_k}{N_{pile}^k / \sum_{k=1}^K N_{pile}^k} \times 100\% \quad (7)$$

式中,  $P_k$ 为接入充电站 $k$ 的充电负荷。

从充电运营商角度出发, 以平衡各充电站充电设备利用率为目标, 建立充电站侧目标函数 $F_3$ , 如式(8)所示。

$$F_3 = \min \sum_{k=1}^K \left( \delta_k - \frac{1}{k} \delta_k \right)^2 \quad (8)$$

本文采用线性加权求和的方法, 将多目标优化问题转化为单目标优化问题。针对量纲不同对数据分析带来的影响进行标准化处理, 建立以下综合最优的目标函数。

$$\begin{cases} W = \min \left( \lambda_1 \frac{F_1}{F_{1\max}} + \lambda_2 \frac{F_2}{F_{2\max}} + \lambda_3 \frac{F_3}{F_{3\max}} \right) \\ \text{s.t.} \begin{cases} 1 \leq i \leq M \\ 1 \leq k \leq K \\ d_{i,1}, d_{i,2} \leq d_{i,\max} \\ S_{oc \min} \leq S_{oc i,k} \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $F_{1\max}$ 、 $F_{2\max}$ 、 $F_{3\max}$ 分别为优化前电动汽车的目标函数值;  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$ 分别为目标函数 $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 的权重系数, 满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 且 $\lambda_1 \geq 0$ 、 $\lambda_2 \geq 0$ 、 $\lambda_3 \geq 0$ ;  $d_{i,\max}$ 为电动汽车 $i$ 剩余电量可行驶的最大距离;  $S_{oc \min}$ 为电动汽车可接受的最小SOC值;  $S_{oc i,k}$ 为电动汽车 $i$ 行驶至充电站 $k$ 的SOC值。不等式约束表示电动汽车到充电站的距离小于其本身可以行驶的最大距离, 且当电动汽车到达充电站时, 电动汽车电量大于用户可接受的最小电量。

### 2.3 求解电动汽车充电引导模型算法

电动汽车充电引导受道路交通情况、充电机使用情况等多种因素的影响, 属于多维度、非线性的复杂优化问题。为解决该优化问题, 本文提出了一种改进的灰狼优化算法。

Mirialili 等人于 2014 年提出一种新型群智能优化算法—灰狼优化算法<sup>[23]</sup>。该算法模拟狼群的等级制度及其捕食行为, 利用狼群在捕食过程中的搜索、包围以及捕猎等步骤达到优化的目的。算法的具体数学模型参见文献[23]。与粒子群算法及遗传算法

等群智能优化算法相比, 灰狼优化算法具有架构简单、控制参数少和计算效率高等优点。但在求解复杂优化问题时, 仍存在后期收敛速度慢、易陷入局部最优解的问题。故本文对标准灰狼优化算法进行以下改进。

#### 1) 改进非线性收敛因子

由标准灰狼优化算法的位置更新公式可知, 参数 $A$ 影响灰狼优化算法的全局搜索能力和局部搜索能力。当 $|A| > 1$ 时, 灰狼群体将扩大包围圈, 此过程为算法的全局搜索过程; 当 $|A| < 1$ 时, 灰狼群体将缩小包围圈, 此过程为算法的局部搜索过程。在 $A = 2ar - a$ 中, 由于 $r$ 为 $[0,1]$ 的随机数, 所以 $A$ 的取值与收敛因子 $a$ 有关。在标准灰狼优化算法中,  $a$ 随着迭代次数的增加线性递减, 这并不能体现实际的优化搜索过程, 因此本文将 $a$ 改进为非线性收敛因子<sup>[26]</sup>, 即

$$a(s) = a_1 - (a_1 - a_2) \times \left( \frac{s}{S_{\max}} \right)^2 \quad (10)$$

式中:  $a_1$ 为控制参数的初值;  $a_2$ 为控制参数的终值;  $s$ 为当前迭代次数;  $S_{\max}$ 为最大迭代次数。

#### 2) 融合个体记忆策略的位置更新方法

标准灰狼优化算法中的位置更新环节仅考虑了个体与种群间的信息交流, 忽略了自身经验的引导。故本文引入粒子群算法的思想改进位置更新方法, 即

$$\begin{aligned} X(t+1) = \omega_\alpha X_1(t) + \omega_\beta X_2(t) + \omega_\delta X_3(t) + \\ c r_1 (X_{\text{best}}(t) - X(t)) \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $X_1(t)$ 、 $X_2(t)$ 、 $X_3(t)$ 分别为 $\omega$ 狼向 $\alpha$ 狼、 $\beta$ 狼和 $\delta$ 狼前进的步长和方向;  $c$ 为学习因子;  $r_1$ 为 $[0,1]$ 的随机数;  $X_{\text{best}}(t)$ 为灰狼个体最优位置;  $\omega_\alpha$ 、 $\omega_\beta$ 、 $\omega_\delta$ 为惯性权重系数, 能够动态权衡算法的全局搜索能力和局部搜索能力, 如式(12)。

$$\begin{cases} \omega_\alpha = \frac{f(X_\alpha(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))} \\ \omega_\beta = \frac{f(X_\beta(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))} \\ \omega_\delta = \frac{f(X_\delta(t))}{f(X_\alpha(t)) + f(X_\beta(t)) + f(X_\delta(t))} \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $f(X_\alpha(t))$ 、 $f(X_\beta(t))$ 以及 $f(X_\delta(t))$ 分别为 $\alpha$ 灰狼、 $\beta$ 灰狼和 $\delta$ 灰狼在 $t$ 时刻的适应度值。

下面利用改进的灰狼优化算法求解电动汽车充电引导问题, 其步骤如下所述。

步骤 1: 读取电动汽车信息、充电站信息以及

路网信息。

步骤 2: 根据步骤 1 读取的信息构建初始种群和初始化算法参数。

步骤 3: 将种群中的个体代入到目标函数中, 计算当前种群每个个体的适应度值。

步骤 4: 对当前种群适应度值进行排序, 划分  $\alpha$  灰狼、 $\beta$  灰狼、 $\delta$  灰狼以及其余灰狼。

步骤 5: 利用式(11)、式(12)更新种群位置。

步骤 6: 利用式(10)更新非线性变化参数  $a$ 。

步骤 7: 判断是否满足迭代终止条件。若满足迭代终止条件, 输出最佳充电引导方案, 算法结束; 若不满足算法结束条件, 则转至步骤 3。

采用改进的灰狼优化算法对电动汽车充电引导模型求解的流程如图 2 所示。

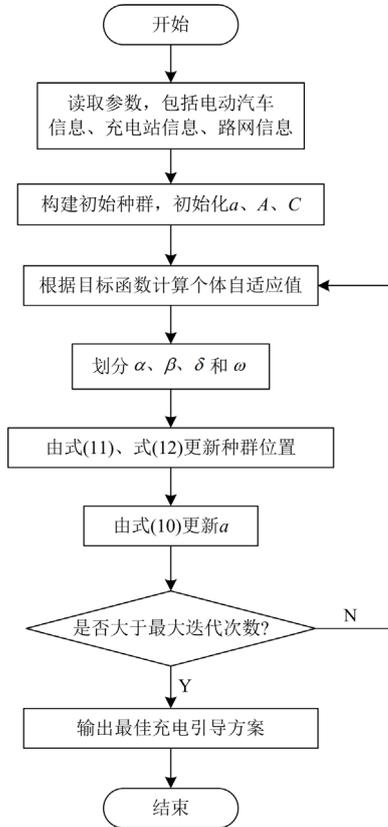


图 2 电动汽车充电引导模型求解流程图

Fig. 2 Solution flow chart of electric vehicle charging guiding model

### 3 算例分析

#### 3.1 算例设置

本文以文献[24]给定的区域作为算例, 该区域包含 29 个路网节点、49 条主要道路以及 7 个充电站。区域内的充电站位置与路网结构如图 3 所示。

图中标注的  $S_1 - S_7$  为 7 个充电站编号, 数值 1—29 为路网节点序号。对 100 辆电动汽车进行充电引导, 随机生成车辆的初始位置和终点位置且均在路网节点处。各充电站信息如表 1 所示。

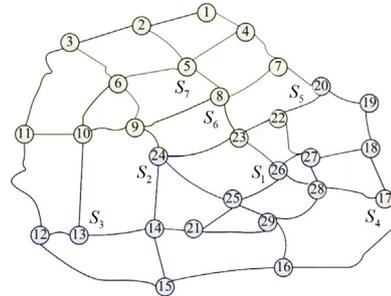


图 3 充电站位置与路网结构示意图

Fig. 3 Sketch map of charging station location and road network

表 1 充电站基本信息

Table 1 Basic information of charging station

充电站编号	充电机数量/台	充电站服务费/(元/kWh)	$\rho_k$
$S_1$	24	1.0	0.60
$S_2$	19	0.8	0.60
$S_3$	14	0.7	0.55
$S_4$	14	0.8	0.42
$S_5$	15	0.8	0.20
$S_6$	18	0.7	0.48
$S_7$	13	0.7	0.50

现对算例做如下说明:

1) 有充电需求的电动汽车单次续航里程最大为 200 km, 电池容量为 82 kWh<sup>[27]</sup>。充电前 SOC 的取值为 0.2~0.3, 充电结束后 SOC 的取值为 0.8~0.9<sup>[15]</sup>。

2) 代驾服务收费标准为: 10 km 以内(包含 10 km), 36 元/km(起步价); 超过 10 km, 2 元/km, 不足 1 km, 按 1 km 收费。

3) 充电服务时间的期望为 20 min, 方差为 5 min<sup>[26]</sup>, 充电机的充电功率为 40~50 kW<sup>[15]</sup>。

4) 路网信息参见文献[24]的附录, 充电电价参见文献[14]。

5) 优化算法参数设置: 学习因子为 2<sup>[26]</sup>, 种群规模为 20, 最大迭代次数为 300;  $\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = 1/3$ <sup>[17]</sup>。

#### 3.2 结果分析

算例设定以下 4 种场景。

场景 1: 所有电动汽车不使用“代客加电”服务, 且不采用本文提出的充电引导策略。所有电动汽车选择行程范围内的充电站充电。

场景 2: “代客加电”服务的市场比例设置为

20%, 且采用本文提出的充电引导策略, 并使用改进的灰狼优化算法求解。其余电动汽车选择行程范围内的充电站充电。

场景 3: “代客加电”服务的市场比例设置为 50%, 且采用本文提出的充电引导策略, 并使用改进的灰狼优化算法求解。其余电动汽车选择行程范围内的充电站充电。

场景 4: “代客加电”服务的市场比例设置为 50%, 且采用本文提出的充电引导策略, 并使用标准灰狼优化算法求解。其余电动汽车选择行程范围内的充电站充电。

基于“代客加电”服务的特点及设置的算例场景和参数进行仿真, 可以得到城市路网在 08:00—11:00、11:00—15:00、15:00—19:00 和 19:00—21:00 4 个时段内的电动汽车充电选择。

### 1) 综合目标函数值

根据电动汽车的充电选择, 由式(9)可计算出每个时段内不同充电引导场景下的综合目标函数值, 结果如表 2 所示。综合目标函数值越小, 充电的平均代价越低。100 辆电动汽车在场景 1 中的综合目标函数值最高, 在场景 3 中的综合目标函数值最低。场景 2 与场景 1 相比, 综合目标函数值平均降低约 11%; 场景 3 与场景 1 相比, 综合目标函数值平均降低约 12%。从以上结果可看出, 本文所提充电引导策略的有效性。场景 3 与场景 4 相比, 综合目标函数值有所降低, 由此证明对于求解本文场景下的目标函数, 采用改进的灰狼优化算法的效果优于采用标准灰狼优化算法。

表 2 不同充电引导场景下综合目标函数值对比

Table 2 Contrast of integrated objective function values under different charging guiding scenarios

时段	场景 1	场景 2	场景 3	场景 4
08:00—11:00	0.7264	0.6568	0.6452	0.6525
11:00—15:00	0.7123	0.6301	0.6234	0.6274
15:00—19:00	0.7097	0.5928	0.5870	0.5897
19:00—21:00	0.6862	0.6393	0.6330	0.6370

### 2) 用户侧

根据电动汽车的充电选择, 可计算出每个时段内不同充电引导场景下电动汽车用户充电经济成本, 结果如图 4 所示。在场景 1 中, 由于所有电动汽车用户不使用“代客加电”服务, 且不采用本文提出的充电引导策略, 故其充电经济成本最高。场景 2 的充电经济成本相较于场景 1 平均降低约 9.91%。场景 3 的充电经济成本相较于场景 1 平均降低约 0.46%, 其原因是有更多的电动汽车用户选择“代客加电”服务, 需支付更多的服务费用。场景 3 的

充电经济成本相较于场景 4 平均降低约 0.19%, 由此证明采用改进的灰狼优化算法求解效果更优。

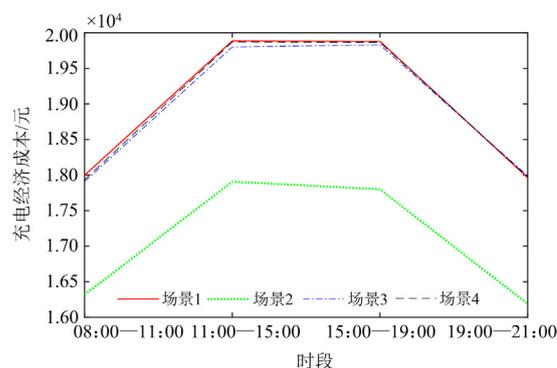


图 4 不同充电引导场景下用户充电经济成本对比

Fig. 4 Contrast of users' charging economic cost under different charging guiding scenarios

### 3) 服务侧

根据电动汽车的充电选择, 可计算出每个时段内不同充电引导场景下的时间成本、距离成本以及里程焦虑, 结果如图 5—图 7 所示。

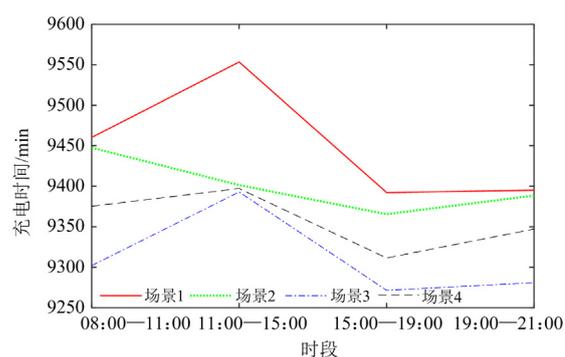


图 5 不同充电引导场景下充电时间成本对比

Fig. 5 Contrast of charging time cost under different charging guiding scenarios

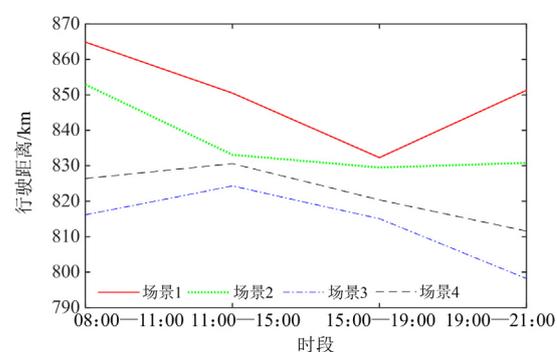


图 6 不同充电引导场景下行驶距离对比

Fig. 6 Contrast of driving distance under different charging guiding scenarios

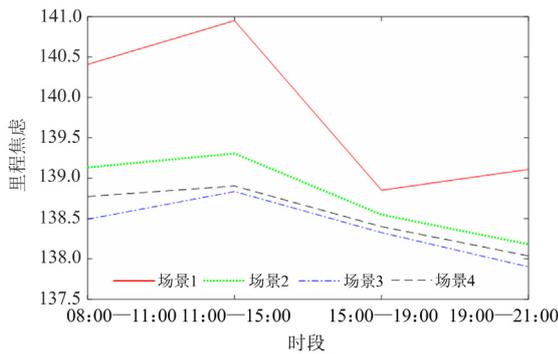


图 7 不同充电引导场景下里程焦虑对比  
Fig. 7 Contrast of mileage anxiety under different charging guiding scenarios

当所有电动汽车均不使用“代客加电”服务且不采用充电引导策略时，充电总时间最长。当“代客加电”服务市场比例为 20% 时，充电总时间平均节省约 0.62%。当“代客加电”服务市场比例为 50% 时，充电总时间平均节省约 1.46%。上述结果表明，面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略可一定程度减少充电总时间，代驾司机能够在有限工作时间内接收更多订单提高经济收益。

100 辆电动汽车在场景 1 中的行驶总距离最长，在场景 3 中的行驶总距离最短。这是由于在场景 3 中有较多电动汽车选择本文提出的充电引导策略且使用改进的灰狼优化算法求解引导模型。场景 2 相较于场景 1，100 辆电动汽车的行驶总距离减少 0.34%~2.41%；场景 3 相较于场景 2，100 辆电动汽车的行驶总距离减少 1.06%~4.3%；场景 3 相较于场景 4，100 辆电动汽车的行驶总距离减少 0.65%~1.65%。

场景 3 中的代驾司机里程焦虑最低，相较于场景 1 的里程焦虑，平均降低约 1.03%；相较于场景 2 的里程焦虑，平均降低约 0.3%；相较于场景 4 的里程焦虑，平均降低约 0.14%。由上述分析可知，面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导策略可有效缓解代驾司机的里程焦虑，同时证明了在该目标函数场景下，改进的灰狼优化算法较标准灰狼优化算法的优越性。

4) 充电站侧

本文选择充电高峰时段对有充电需求的电动汽车在场景 1 和场景 3 中进行仿真。

优化前后电动汽车的充电选择结果如图 8 所示。当不使用本文提出的引导策略时，1 号充电站的充电需求大幅超过该充电站的接纳能力，而 7 号充电站的充电车辆数目较少。这将增加部分电动汽

车在 1 号充电站的排队等待时间，同时其他部分充电站则存在设备闲置的情况。在采用本文提出的引导策略后，选择 1 号充电站充电的电动汽车数量明显减少，选择 7 号充电站充电的电动汽车数量有所增加。

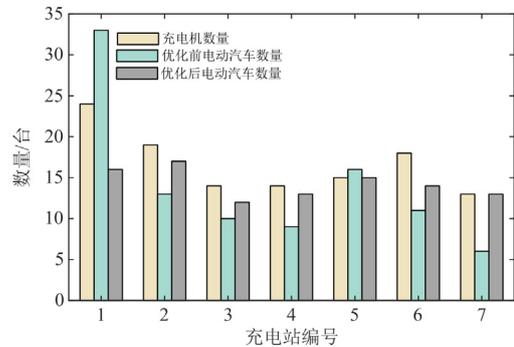


图 8 优化前后电动汽车充电选择  
Fig. 8 Charging choices of electric vehicles before and after optimization

充电高峰时段各充电站的服务强度如图 9 所示。经过充电引导后，各充电站的服务强度处于 0.78~1.17，改善了各充电站充电设备利用率不均衡的状况。上述结果表明，本文提出的引导策略能够使电动汽车根据各充电站充电机数量均匀分布到相应充电站进行充电，避免发生因车辆盲目选择而集中在某些充电站的状况。同时，较为均衡的充电设备利用率不仅可以提高充电总体效率，而且可以实现各充电运营商互利共赢。

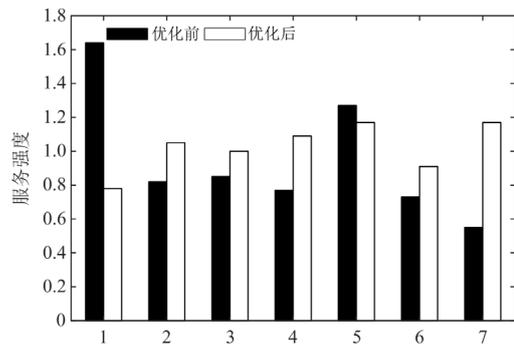


图 9 优化前后各充电站服务强度对比  
Fig. 9 Service intensity comparison of charging stations before and after optimization

4 结论

在电动汽车产业和代驾服务行业快速发展的背景下，本文构建面向“代客加电”服务的电动汽车充电引导模型，并采用改进的灰狼优化算法求解该

模型。以某城市主城区为例进行仿真验证, 分析得出如下结论。

1) 将代驾服务应用于充电行业中, 对于电动汽车用户而言, 可减少用户的充电时间成本, 实现充电便捷化; 对于代驾行业而言, 不仅为该行业提供了新的发展思路, 而且为代驾司机创造额外经济收益。

2) 相较于无序充电, 当“代客加电”服务的市场比例为 50%, 且采用改进的灰狼优化算法求解时, 电动汽车用户充电经济成本平均降低约 0.46%; 代驾司机代充电过程中的时间成本平均减少约 1.46%, 距离成本平均减少约 4.3%, 里程焦虑程度平均下降约 1.03%。

3) 本文提出的充电引导策略可有效均衡各充电站充电设备利用率, 减少部分电动汽车的排队等待时间。

4) 需要说明的是, 为了便于构建数学模型, 本文设计的引导策略对充电场景做了一些简化假设。

#### 参考文献

- [1] 徐杨杨, 张新松, 陆胜男, 等. 多重随机特性下的电动汽车充电网络机会约束规划[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(6): 30-39.  
XU Yangyang, ZHANG Xinsong, LU Shengnan, et al. Chance constrained optimization of an electric vehicle charging network with multiple stochastic characteristics[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(6): 30-39.
- [2] 陈奎, 马子龙, 周思宇, 等. 电动汽车两阶段多目标有序充电策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 65-72.  
CHEN Kui, MA Zilong, ZHOU Siyu, et al. Charging control strategy for electric vehicles based on two-stage multi-target optimization[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 65-72.
- [3] AZADFAR E, SREERAM V, HARRIES D. The investigation of the major factors influencing plug-in electric vehicle driving patterns and charging behaviour[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 42: 1065-1076.
- [4] YUDOVINA E, MICHAILIDIS G. Socially optimal charging strategies for electric vehicles[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2015, 60(3): 837-842.
- [5] 沈国辉, 陈光, 赵宇, 等. 基于双目标分层优化和 TOPSIS 排序的电动汽车有序充电策略[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(11): 115-123.  
SHEN Guohui, CHEN Guang, ZHAO Yu, et al. Orderly charging optimization strategy of an electric vehicle based on double objective hierarchical optimization and TOPSIS ranking[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(11): 115-123.
- [6] 程杉, 陈梓铭, 徐康仪, 等. 基于合作博弈与动态分时电价的电动汽车有序充放电方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(21): 15-21.  
CHENG Shan, CHEN Ziming, XU Kangyi, et al. An orderly charging and discharging method for electric vehicles based on a cooperative game and dynamic time-of-use price[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(21): 15-21.
- [7] 龙雪梅, 杨军, 吴赋章, 等. 考虑路网-电网交互和用户心理的电动汽车充电负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(14): 86-93.  
LONG Xuemei, YANG Jun, WU Fuzhang, et al. Prediction of electric vehicle charging load considering interaction between road network and power grid and user's Psychology[J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(14): 86-93.
- [8] 赵玉, 徐天奇, 李琰, 等. 基于分时电价的电动汽车调度策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(11): 92-101.  
ZHAO Yu, XU Tianqi, LI Yan, et al. Research on electric vehicle scheduling strategy based on time-shared electricity price[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(11): 92-101.
- [9] TAN J, WANG L F. Real-time charging navigation of electric vehicles to fast charging stations: a hierarchical game approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2017, 8(2): 846-856.
- [10] CERNA F V, POURAKBARI-KASMAEI M, ROMERO R A, et al. Optimal delivery scheduling and charging of EVs in the navigation of a city map[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4815-4827.
- [11] LIU C S, ZHOU M, WU J, et al. Electric vehicles en-route charging navigation systems: joint charging and routing optimization[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2019, 27(2): 906-914.
- [12] LUO Y G, ZHU T, WAN S, et al. Optimal charging scheduling for large-scale EV (electric vehicle) deployment based on the interaction of the smart-grid and intelligent-transport systems[J]. Energy, 2016, 97: 359-368.
- [13] 邢强, 陈中, 冷钊莹, 等. 基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 534-550.  
XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, et al. Route planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 534-550.

[14] 胡方霞, 谷飞强, 周念成. 计及订单热力分布和充换电节点成本差异的电动网约车充换电路径最优规划方法[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(5): 54-65.  
HU Fangxia, GU Feiqiang, ZHOU Niancheng. Optimal planning method of charging and swapping route for online electric vehicle-hailing considering thermal distribution of orders and cost difference of charging and swapping node[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(5): 54-65.

[15] 邵尹池, 穆云飞, 林佳颖, 等. “车—站—网”多元需求下的电动汽车快速充电引导策略[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(18): 60-68, 101.  
SHAO Yinchu, MU Yunfei, LIN Jiaying, et al. Fast charging guidance strategy for multiple demands of electric vehicle, fast charging station and distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(18): 60-68, 101.

[16] 张伟. 基于改进蚱蜢优化算法的电动汽车充换电站充电调度多目标优化[D]. 长春: 吉林大学, 2020.  
ZHANG Wei. Multi-objective optimization of charging dispatching for electric vehicle battery swapping station based on improved grasshopper optimization algorithm[D]. Changchun: Jilin University, 2020.

[17] JIN Z G, WU R Q, CHEN X Y, et al. Charging guiding strategy for electric taxis based on consortium blockchain[J]. IEEE Access, 2019, 7: 144144-144153.

[18] 周斌, 张卫国, 崔文佳, 等. 考虑预警负荷的电动汽车充放电优化策略[J]. 电力建设, 2020, 41(4): 22-29.  
ZHOU Bin, ZHANG Weiguang, CUI Wenjia, et al. Optimization method for electric vehicle charging/discharging considering forewarning load[J]. Electric Power Construction, 2020, 41(4): 22-29.

[19] HUANG X H, ZHANG Y, LI D D, et al. An optimal scheduling algorithm for hybrid EV charging scenario using consortium blockchains[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 91: 555-562.

[20] 常小强, 宋政湘, 王建华. 基于蒙特卡罗算法的电动汽车充电负荷预测及系统开发[J]. 高压电器, 2020, 56(8): 1-5.  
CHANG Xiaoqiang, SONG Zhengxiang, WANG Jianhua. Electric vehicle charging load prediction and system development based on monte carlo algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(8): 1-5.

[21] 牛利勇, 张帝, 王晓峰, 等. 基于自适应变异粒子群算法的电动出租车充电引导[J]. 电网技术, 2015, 39(1): 63-68.  
NIU Liyong, ZHANG Di, WANG Xiaofeng, et al. An adaptive particle mutation swarm optimization based electric taxi charging guidance[J]. Power System Technology, 2015, 39(1): 63-68.

[22] 张强, 毛清华, 梁萍. 基于改进飞蛾算法的电动汽车充电站选址研究[J]. 湖南文理学院学报(自然科学版), 2021, 33(3): 12-19.  
ZHANG Qiang, MAO Qinghua, LIANG Ping. Study on site selection of electric vehicle charging station based on improved moth algorithm[J]. Journal of Hunan University of Arts and Science (Science and Technology), 2021, 33(3): 12-19.

[23] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.

[24] 邵尹池, 穆云飞, 余晓丹, 等. “车—路—网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.  
SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.

[25] 黄晶, 杨健维, 王湘, 等. 下一目的地导向下的电动汽车充电引导策略[J]. 电网技术, 2017, 41(7): 2173-2181.  
HUANG Jing, YANG Jianwei, WANG Xiang, et al. Destination oriented electric vehicle charging guiding strategy[J]. Power System Technology, 2017, 41(7): 2173-2181.

[26] 滕志军, 吕金玲, 郭力文, 等. 一种基于 Tent 映射的混合灰狼优化的改进算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(11): 40-49.  
TENG Zhijun, LÜ Jinling, GUO Liwen, et al. An improved hybrid grey wolf optimization algorithm based on Tent mapping[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(11): 40-49.

[27] 李浩. 考虑电动汽车运行成本和用户需求的充放电优化策略[D]. 北京: 北京交通大学, 2018.  
LI Hao. An electric vehicle's charging strategy considering users' operating costs and demands[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2018.

收稿日期: 2021-09-29; 修回日期: 2021-12-24

作者简介:

金志刚(1972—), 男, 博士, 教授, 研究方向为网络安全与智能电网; E-mail: zgjin@tju.edu.cn

胡怡(1996—), 女, 博士研究生, 研究方向为车联网与智能电网; E-mail: huyi1996@tju.edu.cn

李根(1984—), 男, 通信作者, 博士, 工程师, 研究方向为车联网、网络安全与区块链。E-mail: ligen@tju.edu.cn

(编辑 姜新丽)