

基于 DEB-ABC 算法的电动汽车充电优化调度模型^①



魏翔¹, 高辉¹, 刘建²

¹(南京邮电大学 自动化学院、人工智能学院, 南京 210023)

²(国网江苏省电力有限公司 电力科学研究院, 南京 210019)

通信作者: 高辉, E-mail: gaohui19811005@126.com

摘要: 随着电动汽车保有量不断上升, 其相关配套设施也面临巨大挑战, 不合理的充电资源分配在充电高峰期会造成部分充电站过度拥挤, 并且影响电网稳定运行. 提出一种考虑多目标优化的调度模型, 通过分析充电站内不同充电选项的排队时间, 并根据排队率和分时电价提出一种动态定价模型, 影响车主充电行为, 结合动态定价模型与充电需求计算充电成本, 考虑基于起讫点的充电总路径行驶时间, 以总成本最少为优化目标, 基于 DEB-ABC 算法进行求解. 在某区域内对 1 500 辆电动汽车进行仿真验证, 结果表明提出的优化调度模型可减少充电等待时间、充电成本和总行驶时间, 提高区域内充电站利用率.

关键词: 电动汽车 (EV); 优化模型; 改进的人工蜂群算法 (ABC); 动态定价模型; 综合成本

引用格式: 魏翔, 高辉, 刘建. 基于 DEB-ABC 算法的电动汽车充电优化调度模型. 计算机系统应用, 2023, 32(1): 179-186. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/8917.html>

Scheduling Model for Electric Vehicle Charging Optimization Based on DEB-ABC Algorithm

WEI Xiang¹, GAO Hui¹, LIU Jian²

¹(College of Automation & College of Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

²(Electric Power Research Institute, State Grid Jiangsu Electric Power Co. Ltd., Nanjing 210019, China)

Abstract: With the increasing number of electric vehicles (EVs), the related supporting facilities are also facing great challenges. Unreasonable charging resource allocation will cause overcrowding at some charging stations during the peak charging period and affect the stable operation of power grids. A scheduling model considering multi-objective optimization is proposed. Upon the analysis of the queuing time of different charging options at the charging stations, a dynamic pricing model considering the queuing rate and time-of-use tariff is presented to affect the charging behavior of EV owners. The charging cost is calculated with the dynamic pricing model and the charging demand. Considering the travel time of the total charging path based on the starting and ending points, the optimization objective is to minimize the total cost, which is solved by the DEB-ABC algorithm. The simulations of 1 500 EVs in a certain area indicate that the proposed optimal scheduling model can reduce the waiting time for charging, charging costs, and total driving time and improve the utilization of charging stations in the area.

Key words: electric vehicle (EV); optimization model; improved artificial bee colony (ABC) algorithm; dynamic pricing model; comprehensive cost

① 基金项目: 国家自然科学基金 (52077107)

收稿时间: 2022-06-08; 修改时间: 2022-07-06; 采用时间: 2022-07-22; csa 在线出版时间: 2022-09-23

CNKI 网络首发时间: 2022-11-15

为深入推进“碳达峰”“碳中和”工作,我国开展了一系列工作推进新能源相关产业的发展.其中,电动汽车(electric vehicle, EV)作为低碳环保的新能源汽车近年来销量骤增.2021年新能源汽车销量333.41万辆,新能源汽车在中国乘用车市场的渗透率从2017年的2.4%快速增长至2021年的16.0%,EV已成为中国最受欢迎的新能源汽车类型^[1].随着EV的快速发展,其相关配套设施也面临巨大挑战^[2],充电设施配置落后及EV就近充电导致区域内充电资源配置不均衡等问题,使得充电站容易产生排队过长的现象,同时也会对电网稳定运行产生冲击.在目前EV配套设施发展还未跟上EV发展脚步的环境下,通过智能信息化的方法引导用户的充电行为,合理地最大化利用区域内充电资源是目前亟需解决的问题.我国目前针对电动汽车充电策略已开展了许多研究.文献[3]提出一种考虑实时交通的充电调度方法,该方法通过历史数据对路况进行模拟,考虑充电站中充电选项的排队情况,对EV进行统一调度,提高了充电站的利用率.该方法仅以减少充电时间为目的,并未考虑EV出行成本,存在一定的局限性.

文献[4]提出了一种快充站配置优化的方法,考虑站内分布式电源和储能,基于遗传算法求解充电站最小运行成本.文献[5]考虑了库存电池问题对充电站运行的影响,将充电站模型与电池约束的调度模型结合,同时考虑分时电价以最大化利用充电资源.文献[6]聚焦于减少EV充电对电网的影响,提出一种价格与激励联合需求相应的调度方法,减少了负荷波动和EV调度成本.上述文献主要针对充电站运行成本和调度成本进行研究,在EV出行和充电效率上的研究相对较少.

综上所述,目前已有研究主要着眼于价格激励方面,没有综合考虑EV出行和充电成本以及充电站实际容量.本文提出一种电动汽车优化调度模型,该模型可以找出最优充电价格,并且不会显著增加总行驶时间.其中,总行驶时间包括抵达充电站所需的时间、排队等待时间、充电时间以及到达目的地所需的时间.本文对充电网络进行建模并计算总行程时间,同时考虑了每个充电选项的排队率和充电成本.

1 网络模型

根据图理论将EV充电网络简化为拓扑结构 $G=(N,R)$,其中, N 代表充电站的集合, $j=1,2,\dots,N$, R 代

表如图1所示的节点之间的道路路段集合,不同节点间的道路等级不同.考虑每个充电站提供直流快充和交流慢充两种充电选项,每种充电方式都会产生一个队列,每个队列都有特定的服务费率、等待时间和价格.队列长度受EV充电率和充电时间等因素的影响.队列长度决定了EV进行充电前所需的等待时间.同时,EV充电率也会一定程度上受到价格的影响.在本文所提出的模型中,第 $i(i=1,2,\dots,I)$ 个EV在时刻 t 的充电行为会受到当前荷电状态 SoC_t (state of charge, SoC)、当前位置 L_i 和预期目的地 D_i 的影响.为了保证EV与充电站信息的实时性,所有充电站和EV信息都通过车联网互联并进行实时信息交换.如果一辆EV计划从起点行驶至一个目的地节点,而它当前的 SoC 表明它的剩余电量不足以支撑其行驶至终点,那么它就不得不寻找充电站充电.另一方面,EV车主也可能更倾向于在快速充电站以更快的速率充电,而不是在其附近的充电站使用慢速充电设施进行充电.

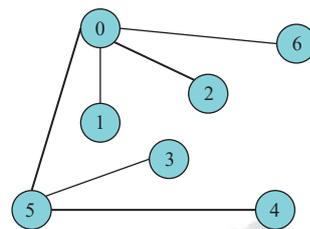


图1 加权无向拓扑图

2 考虑多目标优化的数学模型

2.1 出行时间模型与排队模型

EV的总出行时间包括从当前地点行驶至充电站的时间、充电站充电时间和从充电站行驶至终点的行驶时间,具体计算公式如下:

$$t_{L,D} = t_{L,j} + t_j^n + t_{j,D} \quad (1)$$

其中, $t_{L,j}$ 和 $t_{j,D}$ 分别为充电前路径行驶时间和充电后路径行驶时间。 t_j^n 为在充电站 j 使用充电选项 n 所花费的时间,包括等待时间和充电时间.

为了确保EV有足够电量支撑其行驶至充电站,式(1)中的 $S_{L,j}$ 必须小于 S_m , S_m 为EV基于其当前 SoC 下可以行驶的最大距离.EV基于当前时刻 t 的 SoC 可行驶的最大距离计算公式如下:

$$S_m = \frac{(SoC_t - SoC_0)BC}{\Delta E} \quad (2)$$

其中, B_C 为EV 电池容量, SoC_0 为EV 的 SoC 最小值, SoC_t 为当前荷电状态, ΔE 为EV 单位里程能耗, 其计算公式如下^[7]:

$$\begin{cases} \Delta E_f = -0.004v + 0.247 + 1.520/v \\ \Delta E_m = 0.004v + 0.179 + 5.492/v \\ \Delta E_s = -0.001v + 0.210 + 1.531/v \\ \Delta E_b = -0.002v + 0.208 + 1.553/v \end{cases} \quad (3)$$

其中, ΔE_f 、 ΔE_m 、 ΔE_s 和 ΔE_b 分别代表了EV 在快速路、主干路、次干路和支路4个等级的单位里程能量消耗。

在充电高峰时段, 由于充电需求增加, EV 在到达充电站时会需要排队等候。图2为具有多种充电选项的充电站排队系统。为了预估车站每个充电选项的等待时间, 本文使用 $M/M/s/K$ 模型^[8], 其中, 第1个 M 代表马尔科夫链的EV 到达时间分布; 第2个 M 代表马尔科夫链的计费时间分布; s 代表服务器数量; K 代表系统容量, 即充电站可停放的电动汽车数量。

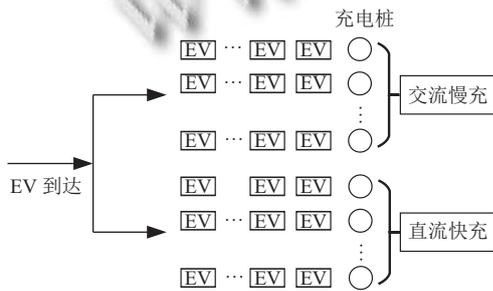


图2 充电站排队模型

在排队模型中, 如果充电站有空闲的充电位置, 每个到达充电站的EV 都可以立即充电; 如果所有的充电桩都在使用中, EV 则需要在队列中等待, 直到一个充电桩进入空闲状态。每个充电站有3个队列, 每个充电选项一个都会有一个队列, 每个队列中的EV 由 s 个服务器提供服务。 γ_j^n 表示充电站 j 的充电选项 $n=1, 2$ 的服务时间, 每个服务器都以指数服务速率运行。 λ_j 为第 j 个充电站的EV 平均排队率, EV 到达充电站的过程遵循 λ_j 的泊松分布。充电设施和EV 排队率可影响充电站的服务率, 而一天中不同时间的EV 平均排队率可以从历史数据中得出。基于马尔科夫链原理^[9], 推导出 $M/M/s/K$ 排队过程的状态转移图如图3所示, 其中链的每个状态对应于队列中EV 的数量。当新的EV 到达或充电完成离开充电站时, 排队过程将进入不同的状态。这种状态转换本质上是一个随机过程, 其中, X_r 为代表链在步骤 r 处的值的随机变量。这个具有状态空间

$\mathbb{R}, \mathbb{R} = \{1, 2, 3, \dots\}$ 的随机过程由于具有式(4)的属性而表现出马尔可夫链的性质。

$$\begin{aligned} P(X_{r+1} = j | X_r = i, X_{r-1} = x_{r-1}, \dots, X_0 = X_0) \\ = P(X_{r+1} = j | X_r = i) \end{aligned} \quad (4)$$

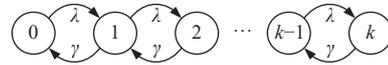


图3 排队模型状态转移图

上述随机过程的状态转移概率矩阵 P 可用式(5)表示^[10]:

$$P = \begin{bmatrix} -\lambda & \lambda & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \gamma & -(\lambda + \gamma) & \lambda & \dots & 0 & \\ 0 & 2\gamma & -(\lambda + 2\gamma) & \dots & 0 & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \\ 0 & 0 & \dots & & \lambda & 0 \\ 0 & 0 & \dots & & -(\lambda + k\gamma) & \lambda \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中, k 为充电站的容量, λ 为排队率, γ 为服务时间。

在概率矩阵 P 中, $P^T \pi^T = 0^T$, π 为包含平稳分布的行向量, 假设占用率为 $\varepsilon = \frac{\lambda}{k\gamma}$, 得到第 r 个平稳分布:

$$\pi_r = \pi_0 \frac{\lambda^r}{n! \gamma^r} = \frac{(k\varepsilon)^r}{r!} \pi_0 \quad (6)$$

当 $r=0, 1, 2, \dots, k+r=K$ 时:

$$\pi_{c+r} = \pi_0 \varepsilon^r \frac{(k\varepsilon)^k}{k!} \quad (7)$$

$$\frac{1}{\pi_0} = \sum_i^k \left(\frac{1}{i!} \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^i \right) + \sum_{j=k+1}^R \frac{1}{K^{j-k}} \left(\frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda}{\gamma} \right)^j \right) \quad (8)$$

队列长度为:

$$q = \pi_0 \frac{\varepsilon(k\varepsilon)^k}{k!(1-\varepsilon)^2} \left[1 - \varepsilon^{R-k} - (R-k)\varepsilon^{R-k}(1-\varepsilon) \right] \quad (9)$$

每个充电站内都包含直流快充与交流慢充两个充电选项 $n=1, 2$, 每个充电站考虑排队论中的律特法则^[11], 每次充电所花费的时间为:

$$t_j^n = \frac{q_j^n}{\lambda_j(\gamma_j^n - \lambda_j)(1 - \pi_j^R)} + \frac{(90\% - SoC_t)B_C}{\varphi P^n} \quad (10)$$

其中, π_j^R 为第 j 个充电站在第 R 个状态下的概率转移矩阵。 φ 为充电效率, P^n 为充电选项 n 的充电机功率。

2.2 动态定价模型与充电成本

每个EV 的充电成本取决于充电站与站内充电桩

当前排队率来决定.同时,大量的电动汽车接入会对电网造成冲击,电网企业通过对电价分时调整来应对EV的高峰充电^[12,13],根据文献[12]中的分时定价标准,充电电价如表1所示.

表1 不同时段充电电价

时段	电价 p_s (元/度)	时间
峰时段	0.869	1:00-3:00、15:00-17:00
平时段	0.561	3:00-8:00、17:00-20:00
谷时段	0.352	8:00-15:00、20:00-次日1:00

为了缓解高峰期充电站的充电压力,本文提出一种动态定价模型,该模型考虑了充电站内的排队率来实时改变充电费率:

$$p_E = \lambda s_j^n + p_s \quad (11)$$

其中, p_s 为当前时段的电价, s_j^n 为充电 j 内充电选项 n 的充电服务费.

在充电站 j 中使用充电选项 n 的EV充电成本计算公式如下:

$$c_j^n = (90\% - SoC_l) B_C p_E \quad (12)$$

2.3 优化调度模型

本文提出一种优化的调度模型,综合考虑以包括充电成本和时间成本的总成本最小为目标.根据式(1)和式(13),调度模型的目标函数可建模为如下所示:

$$\min F = at_{L,D} + c_j^n \quad (13)$$

其中, a 是关于时间的耗费系数.

约束条件如下:

$$S_{L,j} \leq \frac{B_C SoC_l}{\Delta E} \quad (14)$$

$$t_j^n < \eta t_{L,D}^{n,M} \quad (15)$$

$$P_j^{\text{load,max}} \leq P_{\text{grid}}^{\text{load,max}} \quad (16)$$

其中, η 为时间约束系数, $t_{L,D}^{n,M}$ 为起点至充电站和充电站至终点距离最短并使用第 n 个充电选项的等待时间. P_j^{load} 、 $P_j^{\text{load,max}}$ 和 $P_{\text{grid}}^{\text{load,max}}$ 分别为EV负载、第 j 个充电站所能容纳的最大负载和电网所能容纳的最大负载.

3 基于 DEB-ABC 算法的 EV 优化调度模型

3.1 DE-BABC 算法

人工蜂群 (artificial bee colony, ABC) 算法是一种受蜜蜂启发的流行算法,由 Karaboga^[14] 提出,其灵感

来自蜂群中蜜蜂的觅食行为. ABC 对于多变量函数优化问题具有较好的全局搜索能力,其在诸如旅行商问题之类的路径搜索问题中表现出明显优势^[15,16].但是传统的 ABC 算法在大规模计算时接近全局最优解时容易陷入局部最优,后期搜索速度减慢等缺点,本文提出一种引进差分进化算法 (differential evolution, DE) 的 DEB-ABC 算法,同时引入全局最优位置来提高 ABC 算法的局部搜索能力. DE 算法的个体学习方式使得其具有收敛速度快的优点,所以改进的算法弥补了 ABC 算法易局部最优和收敛速度慢的缺陷.

在 ABC 算法中,蜜源代表搜索空间中优化问题的可能解决方案,蜜源的花蜜量代表该解决方案的适合度. ABC 算法定义了 3 种类型的蜜蜂:雇佣蜂、跟随蜂和侦察蜂. 算法的机制如下:雇佣蜂首先在其记忆中的食物源附近执行邻域搜索,然后他们回到蜂房表演舞蹈,舞蹈通知跟随蜂每个解决方案的适应度. 每个跟随蜂观察并选择食物源,采用轮盘赌法基于与食物源适应度成比例的概率执行另一个邻域搜索. 跟随蜂倾向于从雇佣蜂发现的食物中选择好的食物来源. 雇佣蜂和跟随蜂通过执行邻域搜索来与现有的解进行比较从而产生新的解,应用贪婪方法来决定是否接受新的扰动解. 如果一个解决方案在预先设定的试验次数后无法改进,那么它将被放弃. 与非改进解决方案,即局部最优相关联的雇佣蜂被放弃,然后它将变成侦察蜂. 侦察蜂以大步长随机探索搜索空间,寻找新的解决方案.

DEB-ABC 算法中,首先初始化 TN 个蜜蜂个体,雇佣蜂与跟随蜂数量相同,对于 $f \in 1, 2, 3, \dots, TN, l \in 1, 2, 3, \dots, D, D$ 为目标函数的变量数,每个随机产生的可行解 x_f 的种群初始化方程为:

$$x_f = L_l + \theta(T_l - L_l) \quad (17)$$

其中, T_l 和 L_l 为第 l 维解的上下界, θ 为 $[0, 1]$ 上的随机数.

对于传统 ABC 算法来说,雇佣蜂只沿着当前食物源的邻域的一个方向搜索并与原食物源位置比较,然后选择更优位置. 在改进的 ABC 算法中,引入 DE 算法的搜索方程,将搜索方向增至 3 个邻居,从而增加收敛速度. 式 (18) 为位置更新方程:

$$v_{fl} = x_{g1,l} + \tau(x_{g2,l} - x_{g3,l}) \quad (18)$$

其中, $g1, g2, g3$ 为种群中随机的 3 个不同个体. 为扩大搜索范围, τ 服从高斯分布,平均值为 0.5,方差为 0.1.

每个观察蜂根据轮盘赌方法选择一个食物源,其

概率公式如下:

$$p(f) = \frac{fit(f)}{\sum_{f=1}^{TN} fit(f)} \quad (19)$$

其中, $fit(f)$ 为可行解 x_f 的适应度值. 计算公式如下:

$$fit(f) = \begin{cases} \frac{1}{1+F_f}, & F_f \geq 0 \\ 1+|F_f|, & F_f < 0 \end{cases} \quad (20)$$

其中, F_f 为目标函数值.

为提高算法的局部搜索能力, 将全局最优位置^[17]引入观察蜂搜索方程, 改进后的搜索方程为:

$$v_{fl} = x_{gbest,l} + \sigma(x_{g1,l} - x_{g2,l}) \quad (21)$$

其中, $g1, g2$ 为种群中随机两个邻居, $x_{gbest,l}$ 为第 l 维空间的最优解. σ 服从高斯分布, 平均值为0, 方差为0.3, 从而将搜索范围限制在 $x_{gbest,l}$ 周围.

为验证所提改进算法的优越性, 本文在经典组合优化问题 TSP 问题^[18]上分别对标准 ABC 算法和改进的 ABC 算法进行实验验证, 如图 4 所示, 结果表明, 本文所提出的算法拥有更快收敛速度与更好的优化效果.

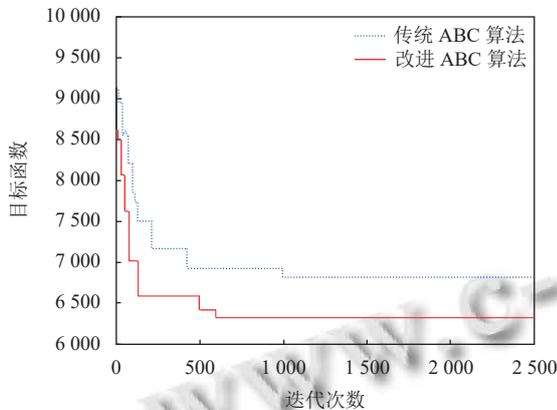


图4 两种算法求解 TSP 问题

3.2 DEB-ABC 算法求解优化模型

在所提出的模型中, 当车联网平台和 EV 驱动程序之间共享信息时, 使用优化算法在每次迭代中收集可能的解决方案, 计算每个解的适应度值, 优化算法计算模型后输出最优路径进而为 EV 车主提供最新的路线选择. 优化算法的输入包括: 充电站位置图、充电站规格、EV 当前 SoC、EV 的最大能耗、始发地和目的地. 优化算法求解 EV 优化调度模型流程图如图 5 所示.

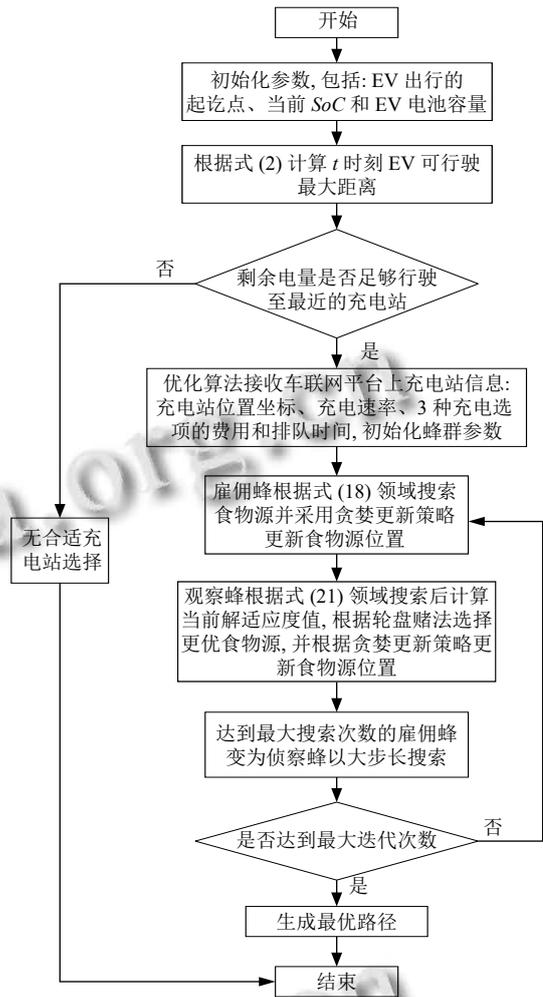


图5 优化模型求解流程图

4 算例分析

4.1 实验参数

为了验证所提优化模型的有效性, 本文以南京市某典型区域为基础, 在 Matlab 上对充电网络进行仿真验证, 如图 6 所示, 网络包含 86 个交通节点和 10 个充电站. 具体实验参数如下: 每个充电站都包含直流快充和交流慢充两个充电选项, 站内的充电桩数目在 10-20 的范围内均匀分布, 充电机功率及充电效率参数如表 2 所示. 选择 BYD E6、特斯拉 Model Y 和宝马 530le 三种车型共计 1 500 辆车为仿真车辆, 所有车辆初始状态时的 SoC 为高斯分布 $N_{SoC}(0.8, 0.1^2)$ ^[19], 3 种车型参数如表 3 所示, EV 到达每个充电站的概率建模为泊松分布. 每个充电站内的充电选项的插座数量均匀分布在 110 的范围内. 假设 EV 以 60 km/h 的速度行

驶^[20], 设置每千米能耗为 0.13 kWh, 时间约束系数为 1.5, 时间耗费系数为 45 元/h^[12].

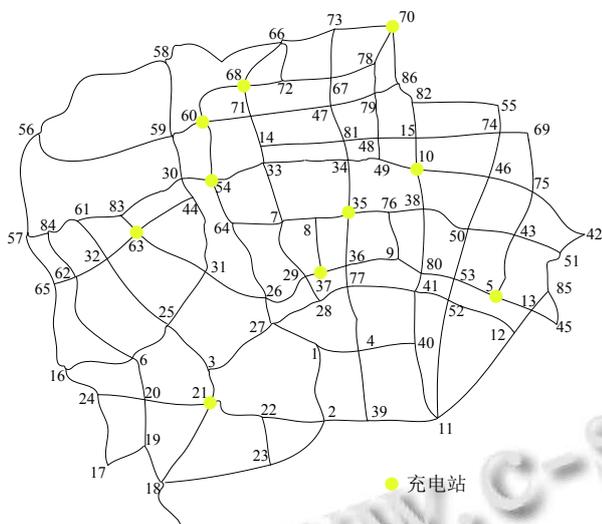


图6 充电网络

表2 充电参数

充电选项	直流快充	交流慢充
充电功率 (kWh)	90	7
充电效率 φ (%)	92	92

表3 EV 参数

车型	BYD E6	特斯拉Model Y	宝马530le
电池容量 (kWh)	82	60	17.7

4.2 仿真结果分析

本文研究了平均等待时间、出行时间、动态定价的充电成本和充电站 EV 排队率。等待时间包括排队时间和充电时间, 行程时间包括行驶时间和等待时间。队列占用参数表示当前占用的队列长度, 表示为充电站最大队列长度的一部分。

通过将本文中的调度模型(模型1)与文献[21]中的充电调度模型(模型2)和文献[22](模型3)进行对比, 模型2考虑了等待时间实行就近充电策略, 但没有将EV行驶路径和充电成本考虑在内就近充电, 模型3为考虑了充电运营成本与电池损耗的充电策略。结果验证本文中提出的优化调度模型具备有效性。

将平均等待时间进行归一化处理, 得到充电站EV的归一化平均等待时间如图7所示。图中, 由于充电桩的数量是有限的, 当EV数量增多时充电需求同时增加, 平均等待时间随之上升。结果表明, 与模型2和模型3相比, 本文所提出的充电方案考虑了两种充

电选项, 缩短了等待时间。调度模型同时考虑了每个充电选项的排队延迟, 并通过车联网平台获得每个充电站中排队等待相关信息, 从而减少每个充电站的排队时间。

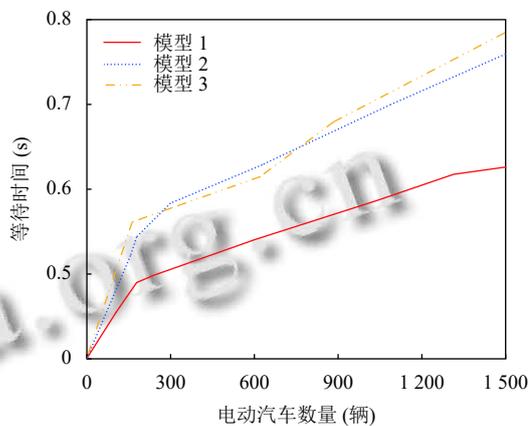


图7 归一化等待时间

图8为模型1、模型2和模型3中平均行程时间的比较。模型2采取的就近充电策略会使EV拥挤在少数几个充电站内, 模型3也并未考虑充电站内的排队情况, 造成充电队列长度过长, EV需要等待更长的时间。与模型2和模型3相比, 本文提出的调度模型根据排队模型计算充电站每个充电选项对应的等待时间, 通过减少充电时排队等待时间进而减少总行驶时间。

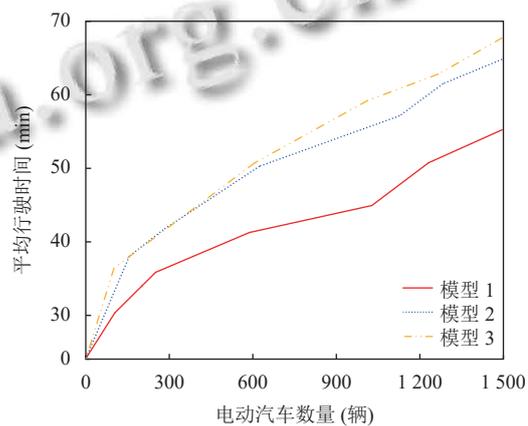


图8 不同数量EV平均行驶时间

图9给出了3个模型在繁忙区域的充电站平均排队率的比较。由图9可得, 由于就近充电策略没有综合考虑充电站的队列信息, 所以模型2的平均队列排队率较高, 而只考虑运营成本的模型3拥有更高的排队率。模型1中的EV在可用的充电站之间分布地更加

均匀,从而减轻热点地区充电站的压力,提高区域内充电站的利用率。

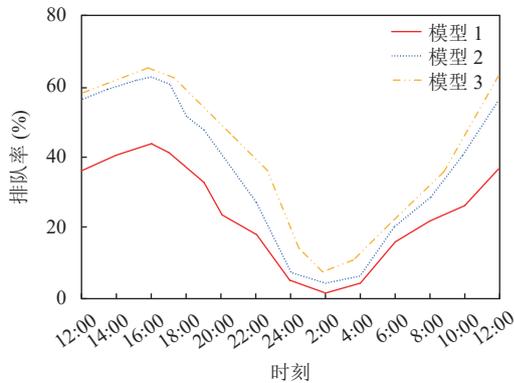


图9 EV排队率

由于每个充电选项的价格会受到不同充电站和时间段的影响,因此在本文提出的模型1中考虑了不同充电站的每个充电选项的实时价格.图10显示了一天中不同时段平均充电成本,模型1产生了较低的平均充电成本.模型3考虑了充电时间和行驶成本,相较于模型1并未考虑动态的价格因素,所以充电成本略高于模型1.而模型2在计算路线时没有考虑价格信息,所以其平均充电成本明显高于本文提出的模型1和模型3.

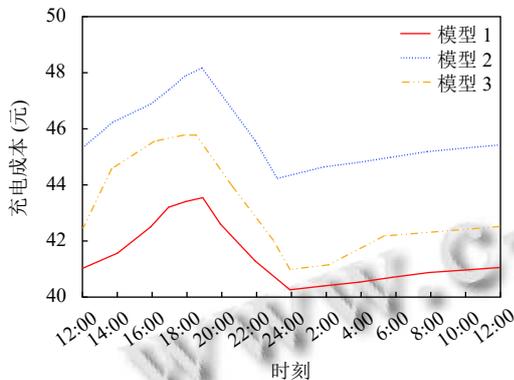


图10 动态定价下EV平均充电成本

图11为在EV负载高峰期采取动态定价策略的平均等待时间.如图11所示,较高的价格促使许多EV车主选择部分充电或避免在高峰期充电,从而缩短平均等待时间.为了减少大量EV接入电网对电能质量造成的影响,

通过模型1中增加充电站内的服务费用以及电网在不同时段执行不同的电价动态定价模型来影响充电价格,可以减少EV负载和居民用电高峰期之间的重

叠.图12显示了两种模型对于充电网络EV充电负载的影响.模型1与模型2相比,模型1通过向EV车主提供与首选充电选项的队列长度和充电价格相关的信息,有效地提高了充电站内充电设施的使用率,使得不同时段内负载更加均衡,从而降低了负载高峰期对于电网的影响程度.

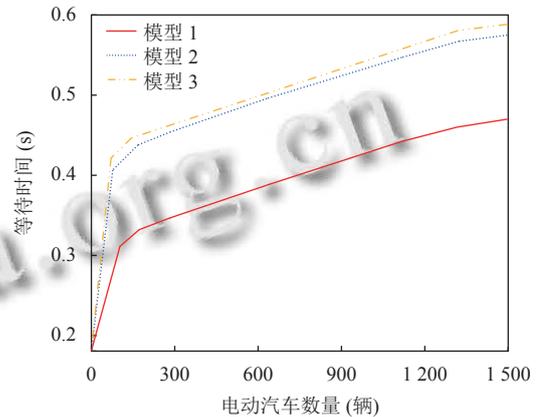


图11 动态定价下EV等待时间

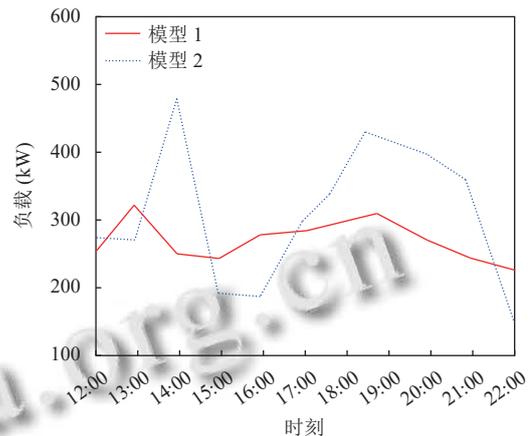


图12 负载功率曲线

图13显示了所提出的改进的ABC算法在优化模型上的收敛性测试结果.如图13所示,本文提出的基于改进ABC算法的优化模型在经过596次迭代后收敛到最优解.

表4为1500辆EV的情况下模型1、模型2和模型3优化后的数据.可见本文提出的模型1相较于模型2和模型3所需要的包括平均等待时间、充电成本以及平均行驶时间的总成本都有所减少.

5 结论

本文提出一种优化调度模型,该模型综合考虑了EV总行驶时间、充电站排队率和充电成本,并基于改进

的人工蜂群算法进行求解. 对于每个充电站内同时考虑了直流快充和交流慢充两个充电选项, 并根据队列长度和时间段分别设置不同的充电费率. 算例结果表明, 本文提出的优化模型可有效减少 EV 排队时间、充电成本和总行驶时间, 均衡地分配了充电资源, 提高了区域内充电资源的利用率, 减少了电网侧的负荷波动.

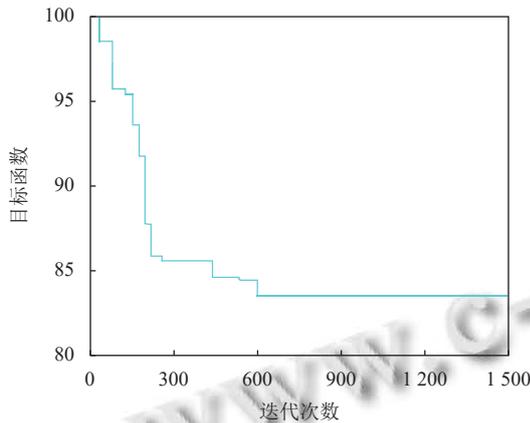


图 13 改进 ABC 算法求解优化模型

表 4 不同方法模拟结果

时段	模型1	模型2	模型3
等待时间 (min)	36.65	45.75	47.86
充电成本 (元)	41.68	46.69	42.76
行驶时间 (min)	56.56	65.27	67.26
总成本 (元)	84.10	95.64	93.21

参考文献

- 卢奇秀. 新能源汽车开启市场化发展新阶段. 中国能源报, 2022-04-04(18). [doi: 10.28693/n.cnki.nshca.2022.000786]
- 王利利, 张琳娟, 尚雪宁, 等. 计算智能在电动车充电站规划的应用研究综述. 计算机工程与应用, 2020, 56(2): 1-10. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1909-0214]
- 李红章, 杨金辉, 朱家伟, 等. 基于实时路况的电动汽车充电调度算法. 计算机系统应用, 2021, 30(7): 178-183. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.008023]
- 张璐璐, 朱光云, 施寅跃, 等. 电动汽车典型快充站优化运行配置方法. 计算机系统应用, 2020, 29(8): 242-248. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.007590]
- 王子奇, 侯思祖, 郭威. 考虑库存电池的光储换电站优化充电策略. 电力自动化设备, 2022, 6(4): 1-11. [doi: 10.16081/j.epae.202204038]
- 侯慧, 唐俊一, 王逸凡, 等. 价格与激励联合需求响应下电动汽车长时间尺度充放电调度. 电力系统自动化, 2022, 46(15): 46-55. [doi: 10.7500/AEPS20220201001]
- Xing Q, Chen Z, Zhang ZQ, *et al.* Charging demand forecasting model for electric vehicles based on online ride-hailing trip data. IEEE Access, 2019, 7: 137390-137409. [doi: 10.1109/ACCESS.2019.2940597]
- Yudai H, Osamu K. A safety stock problem in battery switch stations for electric vehicles. Proceedings of the 8th International Symposium on Operations Research and Its Applications. Zhangjiajie: ORSC & APORC, 2009. 332-339.
- Neely MJ, Rohrs CE, Modiano E. Equivalent models for queueing analysis of deterministic service time tree networks. IEEE Transactions on Information Theory, 2005, 51(10): 3576-3584. [doi: 10.1109/TIT.2005.855621]
- Said D, Cherkaoui S, Khoukhi L. Multi-priority queuing for electric vehicles charging at public supply stations with price variation. Wireless Communications and Mobile Computing, 2015, 15(6): 1049-1065. [doi: 10.1002/wcm.2508]
- 李如琦, 苏浩益. 基于排队论的电动汽车充电设施优化配置. 电力系统自动化, 2011, 35(14): 58-61.
- 魏大钧, 张承慧, 孙波, 等. 基于分时电价的电动汽车充放电多目标优化调度. 电网技术, 2014, 38(11): 2972-2977.
- 张庚洁. 电动汽车充电设施设计——以南京市江宁区为例 [硕士学位论文]. 南京: 东南大学, 2016.
- Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization. Technical Report, Kayseri: Erciyes University, 2005.
- 董文永, 董学士, 王豫峰. 改进蜂群算法求解大规模着色瓶颈旅行商问题. 通信学报, 2018, 39(12): 18-29.
- 段渊, 向毅, 陈刚. 求解旅行商问题的离散人工蜂群算法. 运筹与管理, 2016, 25(5): 141-146.
- 常扣扣, 火久元, 梅凯. 一种带搜索因子的全局最优人工蜂群算法. 重庆理工大学学报(自然科学), 2017, 31(6): 160-165, 187.
- 胡中华, 赵敏. 基于人工蜂群算法的 TSP 仿真. 北京理工大学学报, 2009, 29(11): 978-982.
- Xia FZ, Chen HK, Chen L, *et al.* A hierarchical navigation strategy of EV fast charging based on dynamic scene. IEEE Access, 2019, 7: 29173-29184. [doi: 10.1109/ACCESS.2019.2899265]
- 黄建华, 刘方翔. 动态负载下电动汽车充电策略及路径优化问题. 计算机集成制造系统, 2022, 6(4): 1-23.
- 赵高飞, 孙云莲, 张笑迪, 等. 电动汽车充电站智能化调度研究. 电源技术, 2017, 41(10): 1467-1470. [doi: 10.3969/j.issn.1002-087X.2017.10.027]
- 郭放, 杨琨, 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. 中国管理科学, 2018, 26(9): 106-118. [doi: 10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2018.09.011]

(校对责编: 孙君艳)