

基于人工智能的电动汽车充电调度策略研究

陈艳林¹
CHEN Yanlin

摘要

近年来,随着政府对电动汽车发展的政策支持,以及我国电动汽车技术的不断成熟,电动汽车数量呈现爆炸式增长,同时也带来了一系列亟待解决的问题,包括电动汽车用户充电难、充电运营商充电桩利用率低以及大量无序充电导致的电网运行风险等。对此,提出一种基于动态多目标优化模型的电动汽车充电调度策略,构建动态多目标数学模型,并运用人工智能算法进行模型求解。仿真结果表明,所提出的调度策略能有效降低电动汽车用户的时间成本、费用成本,并有效提升充电桩利用率。

关键词

电动汽车; 数学模型; 调度; 人工智能; 仿真

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.049

0 引言

随着气候变化、能源紧张、环境污染等问题的不断出现,我国提出了2030年“碳达峰”与2060年“碳中和”目标,并推出了一系列政策来支持新能源汽车的发展。我国新能源汽车技术越来越成熟,电动汽车逐渐被大众所接受,其渗透率和保有量持续攀升,因此对充电基础设施的需求也在持续增加^[1-2]。然而,电动汽车的充电需求在时间和空间上具有随机性,且充电网络结构存在不合理的情况,随机动态不规则的充电请求叠加在一起,给电网的稳定运行带来了极大的挑战^[3-4]。电动汽车用户面临充电难、排队等待时间长等问题,而充电站运营商的充电设施的利用率不高且不均衡,与此同时,大量无序充电也给电网的稳定运行带来了极为不利的影响^[5]。

针对以上问题,本文提出一种电动汽车充电调度策略。首先通过综合用户充电时间、充电费用、道路拥堵、充电站排队和充电站利用率等建立数学调度模型,然后运用人工智能算法对模型求取最优解,从而实现对充电请求的统一调度。

1 调度模型建立

1.1 充电问题分析

本文将电动汽车充电请求分为两种类型,分别是固定通勤充电需求和预约充电需求。固定通勤用户通常具备固定的充电时间和地点周围,不需要考虑行驶时间成本;而预约充电通常由于续航限制或者其他原因进行充电,该类用户通常需要综合考虑到达充电站的时间、排队时间、充电时间以及充电费用等多种因素。

本文结合充电方式,综合用户行驶时间、用户排队等待时间、用户充电时间、用户费用成本以及充电站负载均衡度等多种因素建立数学模型。

1.2 数学建模

假设 T_i^{type} 表示电动汽车用户 i 的类型,1表示固定通勤用户,2表示预约充电用户。

电动汽车完成充电的时间成本包括以下几部分:电动汽车当前所在位置到达充电站的行驶时间、电动汽车到达充电站之后排队等待时间、电动汽车在充电站的充电时间,其公式为:

$$T_{ij} = T_{ij}^{dt} + T_{ij}^w + T_{ij}^{ch} \quad (1)$$

式中: T_{ij}^{dt} 表示电动汽车 i 到达充电站 j 的行驶时间; T_{ij}^w 表示电动汽车 i 到达充电站 j 并开始充电前的排队等待时间;

T_{ij}^{ch} 表示电动汽车 i 在充电站 j 的充电耗时。

行驶时间 T_{ij}^{dt} 公式为:

$$T_{ij}^{dt} = \begin{cases} 0 & \text{当 } T_i^{\text{type}} = 1 \text{ 时} \\ \sum_{k=1}^n \frac{d_{ijk}}{v_{ijk}} [1 + 0.15 f_k] & \text{当 } T_i^{\text{type}} \neq 1 \text{ 时} \end{cases} \quad (2)$$

式中: d_{ijk} 表示电动汽车途经的第 k 条道路的长度; v_{ijk} 表示用于电动汽车 i 在第 k 条道路行驶的车流行驶速度; n 表示电动汽车 i 到达充电站 j 途经的道路数量; f_k 表示到达充电站途经的第 k 条道路的拥堵系数。

排队等待时间 T_{ij}^{wait} 公式为:

$$T_{ij}^w = \begin{cases} C_{ij}^{ch} - T_{ij}^{dt} & \text{当 } \tau_j = 1 \text{ 且 } W_{ij}^{cs} > T_{ij}^{cs} \text{ 时} \\ 0 & \text{当 } \tau_j = 1 \text{ 且 } W_{ij}^{cs} \geq T_{ij}^{cs} \text{ 时} \\ 0, & \text{当 } \tau_j = 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中: τ_j 表示充电站 j 内是否存在空闲状态的充电桩, 存在空闲充电桩, 则 τ_j 为 0; 不存在空闲充电桩, 则 τ_j 为 1; C_{ij}^{ch} 表示充电站 j 内所有充电桩中结束充电最早的时间。

充电耗时 T_{ij}^{cost} 公式为:

$$T_{ij}^{ch} = \frac{B_i^{cap} - \left(B_i^{now} - \sum_{k=1}^n \frac{d_{ijk}}{v_{ijk}} \times P_{ivijk} \right)}{P_i^{power}} \quad (4)$$

式中: B_i^{cap} 表示电动汽车 i 的电池容量; B_i^{now} 表示电动汽车 i 的电池的初始电量; n 表示电动汽车 i 到充电站 j 经过的道路数量; d_{ijk} 表示电动汽车 i 经过的第 k 条道路的道路长度; v_{ijk} 表示电动汽车 i 经过第 k 条道路时的车流速度; P_{ivijk} 表示电动汽车 i 以速度 v_{ijk} 行驶时的电耗; P_i^{power} 表示电动汽车 i 的充电功率。

F_{ij}^{bal} 表示每个充电站分配的电动汽车数量与充电桩数量比值的差值, 用于衡量每个充电站的电动汽车分布均衡度^[6], 其公式为:

$$F_{ij}^{bal} = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N \sum_{j'=1}^N \sqrt{\left(\frac{S_{ij'}}{h_{ij'}} - \frac{S_{ij}}{h_{ij}} \right)^2} \quad (5)$$

$$S_{ij} = \sum_{i=1}^{h_j} \partial_{i,j} + S_j$$

式中: $\partial_{i,j}$ 表示电动汽车 i 是否在充电站 j 充电, $\partial_{i,j}=1$ 表示在, $\partial_{i,j}=0$ 表示不在; S_j 表示充电站 j 内的正在充电和正在排队的电动汽车数量; N 表示充电站总数; h_j 表示充电站 j 内的充电桩个数; S_j 表示充电站 j 内的电动汽车个数; $h_{j'}$ 表示每个充电站 j' 内的充电桩个数; $S_{j'}$ 表示充电站 j' 内的电动汽车个数。

C_{ij} 表示电动汽车 i 到达充电桩 j 并完成充电的费用, 其公式为:

$$C_{ij} = \frac{d_{ij} \times f_i^{power} \times p_i^{pup}}{100} + T_{ij}^{wait} f_i^{idle} + \left(p_j^{cup} (T_{ij}^{begin}) + p_j^{ser} (T_{ij}^{begin}) \right) \times (c_i^{ca} - c_i^{re}) \quad (6)$$

式中: d_{ij} 表示电动汽车 i 从出发地到达充电站 j 的路程; f_i^{power} 表示电动汽车 i 的百公里电耗; p_i^{pup} 表示电动汽车 i 上一次充电的充电单价; f_i^{idle} 表示电动汽车 i 在怠速状态下的电耗; T_{ij}^{begin} 表示电动汽车 i 在充电站 j 内开始充电的时刻; $p_j^{cup} (T_{ij}^{begin})$ 表示电动汽车 i 在充电站 j 的 T_{ij}^{begin} 时刻充电时的电费单价; c_i^{ca} 表示电动汽车 i 的电池容量; c_i^{re} 表示电动汽车 i 的剩余电量; p_j^{ser} 表示电动汽车 i 在充电站 j 的 T_{ij}^{begin} 时刻充电的服务费单价。

因此, 充电调度问题可建模为:

$$\min F_{ij} = \lambda_1 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N T_{ij} + \lambda_2 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N F_{ij}^{bal} + \lambda_3 \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_{ij} \quad (7)$$

式中: λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别为 T_{ij} 、 F_{ij}^{bal} 、 C_{ij} 的权重系数, 且满足 $\sum_{k=1}^3 \lambda_k = 1$; N 表示充电站总数; M 表示需要调度的电动汽车总数。

2 人工智能算法求解

针对电动汽车调度问题, 现有研究进展中有多种算法得到了应用, 包括深度强化学习、粒子群算法、灰狼算法、蝙蝠算法等^[7-10]。而由于遗传算法对优化问题具有良好的收敛性, 并且具有搜索速度快、搜索空间广等特点, 本文采用遗传算法求解。

遗传算法属于人工智能领域的一种优化算法, 是模拟生物遗传和进化行为的一种进化算法, 该算法通过模仿选择、交叉、变异等遗传操作来对优化对象求解^[11], 得出调度问题的最优解, 被广泛应用于各种优化问题的求解。电动汽车充电业务具有充电时间和空间随机、各个电动汽车的电池容量不同、充电功率、怠速功率不同, 且约束条件众多, 是一种典型的多目标优化问题, 因此选择遗传算法对充电调度问题进行求解。而使用遗传算法求解通常需要具体问题具体分析, 标准的遗传算法本身具有收敛速度慢、容易陷入局部最优导致解的质量差、进化过程中生物多样性不足等问题^[12-13], 因此本文针对充电调度场景, 对遗传算法进行改进, 进行模型求解。

2.1 选择运算改进

在初始化种群进化初期, 种群个体相对分散, 此时适应度值高的个体数量较少。为了保留适应度高的个体, 采用轮盘赌注法和精英保留法结合的方式, 首先保留群体中适应度值最好的 δ 个个体, δ 通常设置为初始种群大小的 10% ~ 20%, 对剩余个体通过轮盘赌注法进行选择, 对整个种群进行更新。

2.2 自适应概率的改进

遗传算法中的遗传操作包括交叉操作和变异操作, 遗传操作通常对遗传算法的搜索能力和优化能力起到了决定性作用。因此, 本文对交叉概率函数和变异概率函数进行了重新设计, 避免算法陷入早熟或者局部最优^[14]。

为了避免交叉概率参数过小导致算法陷入局部最优解, 同时为了避免参数过大导致算法无法收敛, 本文采用自适应交叉概率的方式, 种群进化初期适当增大交叉概率, 种群进化后期适当减小交叉概率, 交叉概率公式设置如公式 (8) 和 (9) 所示:

$$P_c = \begin{cases} P_{cmax} \times \frac{1}{(P_{cmax} - P_{cmin}) + e^{\left(\frac{f_{avg} - f}{f_{avg} - f_{min}} \right)}}, & f' \leq f_{avg} \\ S_1 \times P_{cmax}, & f' > f_{avg} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_{cmax} = \begin{cases} 0.9 & k \leq \frac{K}{4} \\ 0.7 & \frac{K}{4} \leq k \leq \frac{3K}{4} \\ 0.6 & \frac{3K}{4} \leq k \leq K \end{cases} \quad (9)$$

式中： $f_{\min}$ 和 f_{avg} 分别是种群适应度的最小值和平均值， f' 是两个交叉体中适应度较小的适应度值； S_1 、 P_{cmax} 、 P_{cmin} 为算法中需要的其他参数； S_1 取值为 1 或者 2 较为常见，当 S_1 为 1 时，表示进行单点交叉，当 S_1 为 2 时，表示进行双点交叉； P_{cmax} 表示最大交叉概率，随迭代次数发生变化； P_{cmin} 通常取 0~1 的随机数，表示最小交叉概率； K 表示最大迭代次数， k 表示当前迭代次数。

在遗传算法中，变异概率的设置对算法的性能和收敛速度有重要影响。变异概率过大会导致种群多样性不足、收敛速度慢等风险；变异概率过小会使种群中个体变化不足、探索能力不足，从而导致早熟收敛。因此，本文对适应度高的个体适当减小变异概率；对适应度低的个体，适当增加变异概率。变异概率设置公式为：

$$P_m = \begin{cases} P_{mmax} \times \frac{1}{(P_{mmax} - P_{mmin}) + e^{\left(\frac{f_{avg} - f}{f_{avg} - f_{min}}\right)}} & , f \leq f_{avg} \\ S_2 \times P_{mmax} & , f > f_{avg} \end{cases} \quad (10)$$

$$P_{mmin} = \begin{cases} 0.01 & k \leq \frac{K}{4} \\ 0.02 & \frac{K}{4} \leq k \leq \frac{3K}{4} \\ 0.03 & \frac{3K}{4} \leq k \leq K \end{cases} \quad (11)$$

式中： $f_{\min}$ 和 f_{avg} 分别是种群适应度的最小值和平均值， f 是变异个体的适应度值； S_2 表示扩展变异概率的参数； P_{mmax} 表示最大变异概率，通常设置为 0.05； P_{mmin} 表示最小变异概率； K 表示最大迭代次数， k 表示当前迭代次数。

2.3 求解过程

执行步骤如下。

(1) 初始化种群：设置迭代次数 t 为 0，选择车辆数和充电站数量的和乘以 2 作为初始群体个数 N 。使用随机生成的方法生成 N 个初始个体组成的初始群体 $P(t)$ ，种群中每个个体代表一个电动汽车和对应充电站的组合，然后求出各个个体的适应度 $F_i (i = 1, 2, \dots, N)$ ，目标函数为 F_i 最小化问题，本文使用适应度公式为：

$$F_i = \begin{cases} F_{\max} - \min F_{ij}, & \min F_{ij} < F_{\max} \\ 0 & , \min F_{ij} \geq F_{\max} \end{cases} \quad (12)$$

(2) 选择运算，选择算法采用经典的轮盘赌注机制和精英保留机制相结合。首先选择保留群体 $P(t)$ 中适应度值最好的 δ 个个体， δ 通常选择为初始种群大小的 10%~20%，对剩余的其他个体进行轮盘赌注机制并进行选择，对整个种群进行更新，从而得到 $P_1(t)$ 。

(3) 按照适应度进行锦标赛选择，从种群 $P_1(t)$ 中随机选择两个个体： P_1^{temp} 和 P_2^{temp} ，然后进行交叉和变异操作。

(4) 交叉操作：对群体中选择出的两个个体作交叉运算，按照交叉概率 P_c 随机选择一定长度的染色体片段相互交换，得到两个新个体 C_1^{temp} 和 C_2^{temp} ，如果 $C_1^{\text{temp}} > P_1^{\text{temp}}$ ，则接受 C_1^{temp} ，否则保留老个体；如果 $C_2^{\text{temp}} > P_2^{\text{temp}}$ ，则接受 C_2^{temp} ，否则保留老个体。

(5) 变异操作：对交叉操作后的两个保留下来的个体进行变异操作，对于每个个体，以变异概率 P_m 决定是否进行变异。如果进行了变异，随机选择个体的某一部分基因进行变异。变异运算后得到两个新个体： C_1^{temp} 和 C_2^{temp} ，如果个体的适应度增大，则接受新个体，否则保留老个体。

(6) 将新产生的两个个体加入新的种群 $P_3(t)$ ，如果到 $P_3(t)$ 中的个体数量小于 N ，则转到步骤 (3)。

(7) 对选择的群体 $P_1(t)$ 的个体进行选择、复制操作，得到下一代群体 $P(t+1)$ 。

(8) 终止条件判断：若不满足终止条件，则 $t=t+1$ ，转到 (3)；若满足终止条件，则输出当前最优解，算法结束。

3 实验与结果分析

选择一个区域，并获取该区域的路网数据。模拟产生 500 个电动汽车充电需求，充电需求对应的电动汽车电池容量、初始电量、充电功率设置为随机数值，默认电动汽车充满电停止。选择该区域内实际运营的 76 个充电站，区域内充电站采用尖、峰、平、谷四段电价，各阶段对应时段和充电单价均以实际为准。在电动汽车用户需要充电时，通常不会更多地考虑成本问题，常规做法是优先查找附近的充电站尽快完成充电。通过对比常规充电方法与本文所提的调度策略进行仿真，可以得出两者的时间成本、费用成本以及充电站的分布均衡度的对比情况。仿真过程中，仿真参数设置为 0.4，设置为 0.4，设置为 0.2，最大迭代次数 K 设置为 300。得出的时间成本对比如图 1 所示。

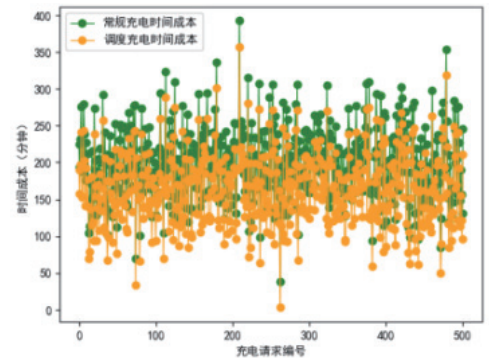


图 1 时间成本对比图

得出费用成本的对比如图 2 所示。

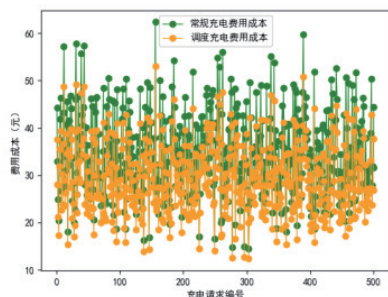


图2 费用成本对比图

得出分布均衡度的对比如图3所示。

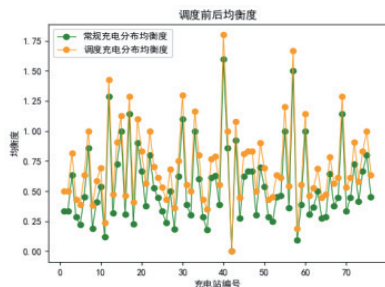


图3 分布均衡度对比图

仿真结果汇总如表1所示。

表1 仿真结果

充电方法	总时间/h	平均时间/h	总成本/元	平均成本/元	均衡度
常规充电	1 673.62	200.43	17 227.39	34.45	0.64
调度充电	1 381.37	165.45	14 643.28	29.28	0.81

由以上实验仿真结果可知,与常规充电情况相比,对于电动汽车用户而言,本文所述充电调度策略能有效地降低用户充电的时间成本、费用成本。与此同时,对于充电运营商而言,通过调度策略的调度,能够将有效的充电需求尽可能平均分布到各个充电站,提升了运营商充电桩的利用率,提升了大型充电运营商的运营效率和效益。同时,该调度策略通过将充电需求平均分布到各个充电站,能够有效地平衡各个充电站的负载,一定程度避免对电网的冲击。

4 结语

传统充电模式无法适应大规模电动汽车的充电需求,排队等待问题严重,极大影响用户体验。本文通过对电动汽车用户的充电行为和充电运营业务特点的分析,建立了数学调度模型,并运用改进遗传算法进行求解。本文对调度策略进行了仿真实验,实验结果表明该调度策略节省了电动汽车用户的时间成本,降低了费用成本,同时提升了大型充电运营商的运营效率。

算法仿真过程中,相关条件做了假设,与实际情况会存在一定的差异,在实际运用中,需要进一步进行参数调优。同时,针对本文调度策略,后续需要进行更多的实验验证,并需要进一步优化现有模型。

参考文献:

- [1] 崔明勇,吕静,薛思嘉,等.考虑电动汽车优先级需求的两阶段优化调度策略[J].电工电能新技术,2024,43(4):20-28.
- [2] 张延宇,饶新鹏,周书奎,等.基于深度强化学习的电动汽车充电调度算法研究进展[J].电力系统保护与控制,2022,50(16):179-187.
- [3] YANG A, ZHANG G, TIAN C, et al.Charging behavior portrait of electric vehicle users based on fuzzy C-means clustering algorithm[J].Energies,2024,17:1-27.
- [4] 刘岩,邓彬,王瑾,等.基于多目标优化模型的电动汽车充电调度策略[J].沈阳工业大学学报,2022,44(2):127-132.
- [5] 蔡凌,郭戈,施冷安东.考虑差异化需求的电动汽车充电调度策略[J].控制与决策,2024,39(3):795-803.
- [6] 张洁,杨春玉,鞠非,等.基于二次聚类的大规模电动汽车有序充电调度策略优化[J].计算机应用,2017,37(10):2978-2982.
- [7] 刘敦楠,王玲湘,汪伟业,等.基于深度强化学习的大规模电动汽车充换电负荷优化调度[J].电力系统自动化,2022,46(4):36-46.
- [8] 田文奇,和敬涵,姜久春,等.电动汽车换电站有序充电调度策略研究[J].电力系统保护与控制,2012,40(21):114-119.
- [9] 胡泽洲,于仲安,张军令.改进的灰狼算法在电动汽车充电调度中的应用[J].科学技术与工程,2022,22(30):13355-13362.
- [10] 李春亭,张体鹏,朱志刚,等.基于新型蝙蝠算法的电动汽车停车充电优化调度[J].上海电机学院学报,2021,24(2):102-107.
- [11] 周美玲,陈淮莉.基于负荷平衡的电动汽车模糊多目标充电调度算法[J].计算机系应用,2021,41(4):1192-1198.
- [12] HUI H, LIAN Z, ZHANG D, et al.Orderly charging strategy based on optimal time of use price demand response of electric vehicles in distribution network[J].Energies,2022,15:1869.
- [13] QU T Y. Multi-objective optimization charging strategy for electric vehicles based on genetic algorithm[C/OL]//2019 International Conference on Computer Information Analytics and Intelligent Systems (CIAIS 2019). [2024-04-18].https://webofproceedings.org/proceedings_series/ECS/CIAIS%202019/CIAIS011.pdf.
- [14] 李俊良.基于扰动修改的遗传算法[J].电脑与信息技术,2024,32(3):27-30.

【作者简介】

陈艳林(1988—),女,河北邢台人,硕士,研究方向:人工智能。

(收稿日期:2024-07-11)