

电动汽车充电站的智能调度与优化策略

林懿璟

浙江科技大学 自动化与电气工程学院

DOI: 10.12238/ems.v7i8.14725

[摘要] 随着电动汽车(EV)的普及,充电基础设施的建设与运营成为电动汽车普及的关键因素之一。充电站的资源调度面临充电需求波动、电网负荷不均等挑战,这些问题制约了充电服务效率和电网的安全性。本文围绕电动汽车充电站智能调度与优化问题展开系统研究,首先基于充电需求时空特性建立了多目标优化模型,并改进遗传算法进行求解。其次提出融合 K-means 聚类和遗传算法的混合优化方法,实现了充电站选址与容量配置的协同优化。然后构建考虑电网约束的负荷调度模型,应用 LSTM 网络提升负荷预测精度。最后通过仿真验证了所提方法能够减少用户等待时间、提升资源利用率,为充电站高效运营和电网稳定运行提供了理论支持与技术方

[关键词] 电动汽车; 充电站; 智能调度; 负荷预测; 电网负荷

随着全球能源转型和环境保护意识的不断提升,电动汽车(EV)作为一种清洁能源交通工具,逐渐成为未来交通发展的重要方向。电动汽车的广泛推广有助于减少传统燃油车对环境的污染,缓解城市空气质量问题,并减少对化石能源的依赖。然而,电动汽车的普及面临着充电基础设施不足、充电桩分布不均等一系列问题,尤其是充电站的建设与运营成为制约电动汽车进一步发展的瓶颈。充电需求的时空波动性、充电桩资源的有限性以及充电站与电力系统之间的协调性,构成了电动汽车充电站优化调度的核心问题。随着智能电网、物联网、大数据等技术的迅速发展,智能化调度方案逐渐成为解决充电站运营问题的有效手段。研究电动汽车充电站的智能调度策略,对于提升充电站的资源利用效率、改善用户体验以及保障电网安全具有重要意义。

本研究旨在深入探讨电动汽车充电站智能调度的策略与方法,主要目的是通过优化充电站的资源调度,提高充电效率,减少用户的等待时间,降低对电网的负荷压力,并确保电网的安全与稳定运行。

1 电动汽车充电站调度模型与算法

1.1 电动汽车充电站调度特征分析

电动汽车充电站调度系统是一个具有多重复杂特性的动态优化问题,其核心挑战主要体现在时空异质性、多目标冲突和多重不确定性三个方面。

在时空维度上,充电需求表现出显著的非均衡分布特征。以典型城市为例,商业区工作日早晚高峰的充电负荷可达平谷时段的 2.3 倍,而不同区域的充电桩利用率差异悬殊,部分热点区域的使用率长期高于 90%,偏远区域则普遍低于 30%。这种时空异质性使得静态调度策略难以适应动态需求,导致资源利用效率下降 15%~20%。

从系统目标来看,充电站调度涉及用户、运营商和电网三方的利益博弈。用户期望最小化等待时间和充电成本,运营商追求设备利用率和经济效益最大化,而电网则需维持负荷平稳。研究表明,充电桩利用率超过 75%时,用户等待时间呈指数增长;而若将负荷波动率降低 10%,运营商收益可能减少 8%~12%。这种多目标间的权衡关系要求调度算法具备帕累托最优求解能力。

1.2 充电站调度问题的建模方法

电动汽车充电站调度问题的建模方法是研究智能调度与优化策略的基础,通过数学模型描述充电站运行中的关键要素及其相互关系,为后续优化提供理论依据。建模过程从分析充电需求入手,结合电动汽车的到达时间、充电时长、充

电功率需求等参数,建立充电任务的时间和空间分布模型。同时,考虑充电站的资源约束,如充电桩数量、总功率容量以及电网的供电能力,形成资源分配的约束条件。

本文将采用多目标优化建模方法,综合考虑充电效率、用户体验和电网负荷平衡,通过数学公式和约束条件量化调度问题,为后续算法设计提供支持。这种建模方法的优势在于能够系统化地分析复杂调度问题,并为仿真实验和实际应用奠定基础,从而实现充电站资源的高效利用和电网的稳定运行。

2 电动汽车充电站规划与优化研究

2.1 系统模型建立

充电站规划问题本质上是一个具有多重约束条件的资源优化配置问题,需要同时考虑空间布局合理性、容量配置经济性和电网运行安全性等多重要求。基于这一认识,本研究构建了包含选址模型和配置模型的完整规划体系,两个模型通过协同优化的方式共同解决充电站规划中的关键问题。

2.1.1 充电站选址模型

充电站选址问题是充电基础设施建设中的关键环节,旨在通过科学规划选址来优化资源分配,减少用户的平均等待时间和充电成本,同时确保电网的稳定运行。目标是选择合适的位置建设充电站,以最小化用户的充电时间和路程。本研究提出一种基于聚类算法的充电站选址优化方法,通过分析城市交通网络拓扑结构和历史充电数据,构建了以最小化用户平均充电距离的选址模型。假设有 N 个潜在的充电站位置和 M 个电动汽车用户,目标是通过优化选择 k 个充电站的位置, d_{ij} 为用户 i 到充电站 j 的距离;使得所有用户到达最近的充电站所需的时间最小。这个问题可以通过以下目标函数来描述:

$$\min = \sum_{i=1}^M \min_{j=1}^k (d_{ij}) \quad (2.1)$$

其中, d_{ij} 表示用户 i 到充电站 j 的距离或者时间,目标是最小化所有用户到最近充电站的距离之和。该模型通过优化充电站选址的配置,以确保在不超过电网承受能力的前提下,满足用户的充电需求。

模型约束条件经过实证研究优化,主要应使得每个充电站的总电量大于用户实际的需求充电量,该需求可由式(3.2)表述:

$$D_i \leq C_i \text{ for each } i \quad (2.2)$$

D_i 为充电站 i 的充电需求。为了解决这一问题,采用线性规划优化方法,通过式(3.1)–(3.2)分别做为目标函数与约束条件,可以在不同时间段和区域的满足充电需求,动态

调整每个充电站, 从而实现资源的最优配置和运营效率的最大化。

2.1.2 充电站配置模型

充电站的配置模型是电动汽车充电站规划中的重要部分, 根据充电需求合理分配充电站的容量资源。配置问题通常涉及到充电桩数量的确定和充电站的服务能力优化。假设有多个充电站位置 j 和充电需求 D_i 对应 i 个电动汽车用户, 目标是合理配置每个充电站的容量 C_j 使得充电需求能够得到满足, 同时不浪费过多资源。该问题可以通过以下优化模型来表示:

$$\min \sum_{j=1}^m (C_j - D_j) \quad (2.3)$$

其中, C_j 是充电站 j 的容量, D_j 是该充电站的实际需求。

约束条件为充电需求限制:

$$C_j \geq D_j, \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2.4)$$

此外, 配置还应考虑电网负荷的平衡, 即充电过程中的负荷不应过大, 避免电网超负荷运行。优化算法可以通过计算每个充电站的资源需求, 动态调整充电桩数量, 以实现资源的高效利用。

2.2 算法设计

3.2.1 多目标优化算法

多目标优化算法用于解决涉及多个目标的优化问题, 其中每个目标可能是冲突的, 因此需要平衡不同目标的权重。对于充电站选址和容量规划问题, 常见的目标包括最小化充电等待时间、最小化充电站建设成本、最大化资源利用率和电网负荷平衡等。多目标优化算法的核心思想是同时考虑多个目标, 并通过某种方式将多个目标融合成一个整体优化问题。通过 P_{pareto} 优化和加权和法来将多个目标进行折衷。根据前文所建立的充电站选址与充电站配置模型, 进行多目标优化, 可以构建如下的目标函数:

$$\min f(x) = w_1 \cdot T_1(x) + w_2 \cdot T_2(x) \quad (2.5)$$

其中, w_1 和 w_2 为目标的权重, $T_1(x)$ 与 $T_2(x)$ 分别为式 (3.1) 与式 (3.3), x 是决策变量 (充电站的位置和容量)。为了求解这个问题, 采用遗传算法作为多目标优化算法进行求解, 该算法使用式 (3.5) 做为目标函数, 具体流程如下:

(1) 编码与初始化: 采用整数编码, 染色体长度为 50, 基因值表示充电站编号;

(2) 适应度评价: 以目标函数 f 的倒数为适应度值, 有限保留总成本低的个体;

(3) 选择与交叉: 采用轮盘赌选择策略, 两点交叉 (概率 0.8) 生成子代;

(4) 变异与迭代: 基因位随机变异 (概率 0.05), 算法终止于最大迭代次数 50 代。

通过多次迭代, 算法能够找到一组 “Pareto 最优解”, 即无法通过任何目标的改善来提升其他目标的解。多目标优化算法非常适用于充电站选址问题, 因为它能够在多个目标之间找到平衡, 确保最终的选址方案既满足用户需求, 又考虑成本、效率和电网负荷。

2.2.2 数据驱动的选址策略

数据驱动的选址策略利用大量历史数据、用户行为数据以及实时数据来动态优化充电站的位置和容量配置。通过数据分析, 可以从用户的行为模式中提取出充电需求的规律, 并据此进行充电站的选址优化。这种方法通常使用机器学习算法, 如聚类分析、决策树或深度学习模型, 对数据进行训练, 预测不同区域的充电需求, 并根据预测结果调整充电站的布局。本文设计的数据驱动模型是基于 K-means 聚类算

法, 该算法首先随机选择 K 个初始聚类中心, 然后通过计算数据点与各中心的欧氏距离将其分配到最近的簇中, 接着重新计算每个簇的均值作为新的聚类中心, 如此反复迭代直至聚类中心不再显著变化或达到最大迭代次数。K-means 算法的性能受初始中心选择影响较大, 常采用 K-means++ 等改进方法来优化初始化过程, 其计算复杂度为 $O(nkt)$, 其中 n 为样本数, k 为簇数, t 为迭代次数, 这使得它特别适合处理大规模数据集。

K-means 能够将用户分成若干群体, 每个群体集中在某个区域, 适合在这些区域内设置充电站。假设有 n 个用户, 并且根据他们的历史充电需求可以预测出他们的聚类中心, 可以将选址问题转化为以下问题:

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^k \text{dij} \cdot x_j \quad (2.6)$$

其中, dij 为用户 i 与充电站 j 的距离, x_j 为充电站是否被选中 (0 为未被选中, 1 为被选中)。通过对不同聚类中心的位置进行评估, 选择最优位置建设充电站。通过数据驱动的方法, 能够实时响应不同区域的需求变化, 避免传统规划中由于需求预测不准确而导致的资源浪费。

2.3 仿真与分析

2.3.1 仿真数据

本实例使用 MATLAB 平台进行仿真分析。基础数据层的构建仿真系统首先建立了动态需求生成模块, 采用模拟方法生成随机充电需求。通过 `randi([5, 10], num_ev, Irandi)` 生成 50 辆电动汽车的充电需求数据, 取值范围 5-10kW·h 模拟典型家用电动汽车的充电需求特征。充电站容量参数设置为 20-30kW·h, 符合国标 GB/T 18487.1-2015 对交流充电桩的功率规定。空间数据方面, 采用均匀分布随机生成用户位置坐标 (0-100km 范围), 构建 100km×100km 的模拟城市路网环境。各模块通过标准化接口进行数据交互, 其中遗传算法的适应度函数设计为加权求和形式 ($w_1 = w_2 = 0.5$)。采用线性规划 (`linprog`) 和混合整数规划 (`ga`) 两类求解器, 分别处理连续和离散优化问题。在遗传算法中采用整数编码 (1-10 表示充电站编号), 确保解的可行性。

2.3.2 仿真对比

首先, 应用线性规划方法对充电站选址模型进行求解, 得到的结果如图 1 所示。图中, 每个柱状图表示所对应的充电站配置的电量。可以看到, 每个充电站所被分配的电量并不平均, 通过求解该模型, 可以确定不同充电站的最佳容量配置, 降低运营成本, 并确保电网的稳定运行。

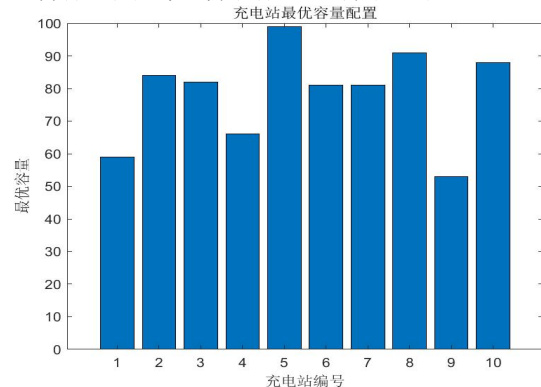


图 1 线性规划求解充电站最优容量配置

进而对充电站选址进行仿真, 为了实现这一目标, 首先利用 k-邻近算法 k-NN 求解, 通过分析用户与潜在充电站之间的距离, 将用户划分到最近的充电站。k-NN 算法的核心是

计算每个用户与所有充电站之间的距离, 选择最短的距离来确定最优分配。k-NN 算法简单高效, 能够快速找到近似最优解, 特别适用于实际应用中的大规模数据集。该算法得到的结果如图 2 所示, 该优化方法最终的总距离量为 558.8。此外, 图中, 不同的颜色的圆圈代表被分配给不同充电站的用户, 横纵坐标分别代表它们的空间位置。可以看到每个充电站被分配的用户量不平均, 这将可能导致有的热门充电站会出现较长的等待时间, 而有的电站则较为空闲, 出现资源的浪费。

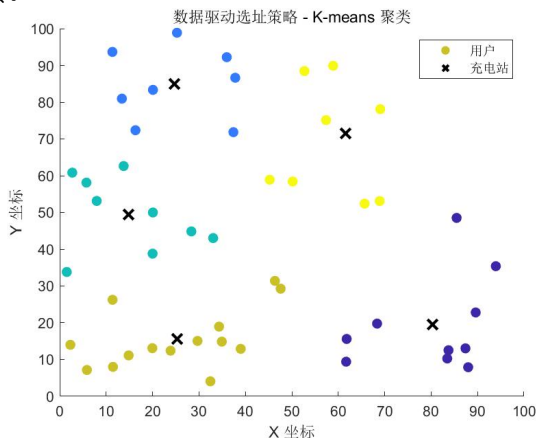


图 2 K-means 方法求解充电站位置结果图

其次, 可选用多目标联合优化方法对充电站位置进行仿真, 围绕电动汽车充电站的智能调度与优化问题, 通过遗传算法构建了完整的仿真模型, 包括充电需求生成、资源调度均衡。在仿真中, 采用均匀随机分布算法生成每辆电动汽车的充电需求:

```
charging_demand = randi([5, 10], num_ev, 1); %  
单次充电需求为 5~10 单位
```

```
options = optimoptions('ga', 'PopulationSize',  
100, 'MaxGenerations', 50);
```

得到的仿真结果图如图 3 所示, 该图横纵坐标同样代表空间位置。

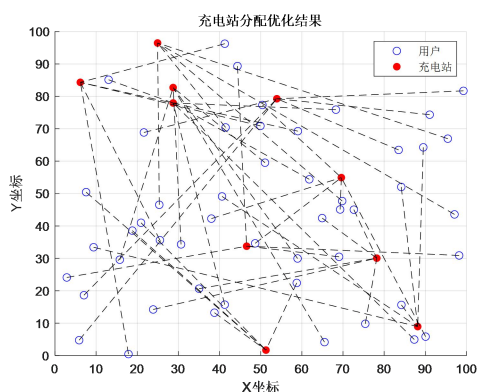


图 3 多目标优化充电站任务分配

图中, 每个充电站都被虚线连接到了所被分配的充电站上。可以看到, 这种方法会导致总距离量有所增加, 但可使每个充电站所分配的车辆更加平均, 从而减少用户在充电站的等待时间。该结果相较于单纯的聚类, 不仅考虑了用户到达充电站的距离最小化, 还对充电站的容量做了考虑与优化, 其的总距离量为 2381.5。值得注意的是, 如果将遗传算法的目标函数仅设置为距离量, 则可将距离量优化至

502.7, 优于 k-means 算法。由此可得, 遗传算法在该优化任务中较 k-means 算法有优越性, 而在实际应用中, 在充电站的等待时间与用户至充电站的距离相互矛盾, 存在一定的取舍关系, 需要根据实际情况进行取舍。

2.4 仿真结果与分析

在预测模型验证环节, 采用 100 个连续时间点的电网负荷数据作为输入, 通过 LSTM 网络预测下一时间点的负荷值。LSTM 对负荷的预测结果如图 4.2, 从图中可以看到, 下一个时间点的红色虚线预测符合原本走势, 验证了预测模型对负荷动态特性的捕捉效果。

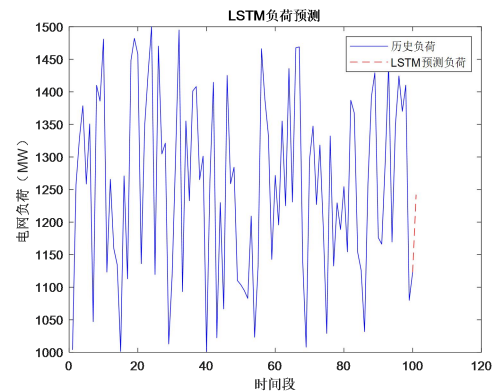


图 4.2 LSTM 预测负荷结果

为了验证提出的电网负荷平衡优化模型的有效性, 仿真采用分层递进的实验设计, 首先针对单个时间断面进行静态优化分析。设置五个充电站的最大输出负荷分别为[100, 150, 200, 120, 180], 对应的单位用电成本分别为[20, 18, 15, 22, 19], 采用线性优化算法对模型进行优化, 可解得最优负荷分配为[0, 150, 200, 0, 150], 其总运行成本在此时可低至 8550 元。这一结果验证了模型在资源配置经济性方面的优势, 同时反映出充电站选址对运行成本的重要影响。

结论

本文针对当前充电站规划与调度中存在的资源分配不均、电网负荷波动大、用户体验差等关键问题, 开展了系统性的研究。在充电站规划方面, 提出了融合空间聚类与多目标优化的选址方法, 通过 K-means 算法实现用户需求的空间聚类, 并采用改进的遗传算法进行多目标优化, 实现了充电负荷的精准预测, 为动态调度决策提供了可靠的数据支持。研究成果不仅为提升充电站运营效率提供了理论依据, 也为实现电网安全稳定运行和用户满意度提升提供了可行的技术路径。

[参考文献]

- [1] 刘红. V2G 模式下“车-站-网”融合的电动汽车充放电调度研究[D]. 西安理工大学, 2024.
- [2] 负听尧. 基于多图融合的电动汽车充电站群负荷时空预测方法研究[D]. 西安理工大学, 2024.
- [3] 温一凡. 不同场景下电动汽车充电负荷预测及充电设施规划[D]. 西安理工大学, 2024.
- [4] 姜雨桐. 路网模式下基于小波分解的电动汽车负荷预测[D]. 西安理工大学, 2024.
- [5] 田雨鑫. 有源配电网 μ PMU 优化配置的研究[D]. 西安理工大学, 2024.
- [6] 苏洋. 考虑电动汽车调峰潜力的“网-站”双层优化调度策略[D]. 西安理工大学, 2024.