

基于 MVO 和充电优先级的电动汽车功率协调充电

杨 艳*, 张 鹏, 葛 辉, 刘程子, 吴巨爱

南京邮电大学自动化学院、人工智能学院 江苏南京

【摘要】针对电动汽车 (Electric vehicles, EV) 大规模并入电网无序充电导致电网负荷波动以及用电高峰时刻电动汽车充电效率低下等问题, 本研究提出了一种基于多元宇宙优化算法 (Multi-Verse Optimization, MVO) 和充电优先级的电动汽车功率协调充电 (Power coordinated charging, PCC) 优化方法。该方法通过收集电动汽车的电池状态、预停车时间、行驶计划以及充电成本等信息, 计算每辆电动汽车的充电优先级, 并根据充电优先级调整电动汽车的充电功率。采用改进的多元宇宙算法进行求解, 通过优化算法实时调整优先级的权重, 以连云港地区的数据进行算例分析, 结果表明, 采用基于 MVO 和充电优先级的电动汽车功率协调充电方法, 可以将电网负荷峰谷差降低 57.5%, 电动汽车充电效率提高 58.8%, 用户充电成本降低 15.59%。

【关键词】电动汽车; 充电优先级; 功率协调充电; 多元宇宙算法; 电网负荷

【基金项目】国家自然科学基金 (52077106); 江苏省自然科学基金 (BK20230369)

【收稿日期】2024 年 12 月 23 日 **【出刊日期】**2025 年 1 月 10 日 **【DOI】**10.12208/j.jeea.20250001

Optimizing power-coordinated charging for electric vehicles based on MVO and charging priorities

Yan Yang*, Peng Zhang, Hui Ge, Chengzi Liu, Ju'ai Wu

School of Automation and Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu

【Abstract】 Aiming at the problems of grid load fluctuation caused by disordered charging of electric vehicles (EV) massively integrated into the grid and inefficient charging of electric vehicles at the peak moments of electricity consumption, this study proposes a power coordinated charging (PCC) optimization method for electric vehicles based on the Multi-Verse Optimization (MVO) and charging priority. The method calculates the charging priority of each electric vehicle by collecting information such as battery status, pre-parking time, and driving schedule of electric vehicles, and adjust the charging power of electric vehicles according to the charging priority. The improved Multi-Verse Optimization is used to solve the problem, and the weights of the priorities are adjusted in real time by the optimization algorithm. The data in Lianyungang area is used for the arithmetic example analysis, the results show that the EV power coordinated charging method based on MVO and charging priority can reduce the peak-to-valley difference of the grid load by 57.5%, improve the EV charging efficiency by 58.8%, and reduce the user charging cost by 15.59%.

【Keywords】 Electric vehicles; Charging priority; Power coordinated charging; Multi-verse optimization; Grid load

引言

近年来, 为了应对环境和能源危机, 各国开始广泛开发和应用电动汽车。电动汽车技术提高了燃油经济性, 减少了排放。然而, 电动汽车在交通领域的兴起给配电公司带来了新的挑战, 包括峰值负荷、

电压曲线、电力损耗和电能质量问题^[1]。由于电动汽车的续航里程限制以及充电基础设施建设不完善, 电动汽车的充电需求与供给之间存在严重的不匹配问题, 尤其是在高峰期, 充电需求更是超出了充电设施的承载能力^[2]。在电网用电高峰时刻, 由于电动

第一作者及通讯作者简介: 杨艳 (1976-) 女, 博士, 副教授, 研究方向为电机控制与驱动、电动汽车与电网关系;
第二作者简介: 张鹏 (2000-) 男, 硕士, 研究方向为电动汽车充电优化调度。

汽车大规模无序充电, 导致充电设施过载, 使得电动汽车无法在短时间内获得足够的电量, 从而延长了充电时间, 降低了用户的充电体验。因此, 需要一种更加智能的电动汽车充电优化调度方法。

通常情况下, 充电过程中不同利益相关方的优化调度目标并不完全一致, 需要综合考虑。同时, 优化调度算法需要考虑众多不确定性因素的影响, 如动态电价、可再生能源出力的波动、用户出行需求的不确定性、道路通行状况等^[3]。

协调充电是将电动汽车平稳、高效地融入现有电力系统的最佳充电方法^[4]。目前, 已有许多相关领域的学者对电动汽车充电优化调度方法展开研究。文献[5]在分析用户出行特征的基础上, 通过经济激励改变电动汽车用户的充电选择, 并结合电网的分时电价策略协调充电站内各时段输出功率, 但是主要研究点集中在经济收益方面, 并没有具体研究优化调度对于电网负荷的调节效果。文献[6]考虑了配电网不同区域之间的差异性与耦合性, 提出一种基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度方法。从时空双尺度对电动汽车的充放电进行协调优化, 同时采用分区调度, 对各个区域的子模型解耦后并行求解。但是对于电动汽车的出行特性, 文中主要研究了电车充电时刻的时空参数, 并未考虑 EV 未来的出行计划。文献[7]以经典排队论为基础, 提出了一项考虑充电优先级 (Charging priority, CP) 的抢占式充电调度策略, 允许充电优先级较高的电动汽车以抢占的方式充电, 最大限度优化充电时序。但文中设置的充电优先级维度较为单一, 仅考虑了电动汽车的充电需求和剩余充电时间, 并没有综合考虑电动汽车充电状态和电网负荷的动态变化。

在算法创新方面, 文献[8]提出了计及分布式电源和电动汽车源荷双向互动的 RIES (Regional integrated energy system, RIES) 双层日前优化调度策略, 并采用改进粒子群算法进行求解。文献[9]依据电动汽车充电地点的不同将配电网划分为居民区、办公区、商业区微电网, 提出基于峰谷差、分时电价、用户充电满意度多目标下的电动汽车充电模式, 建立了微电网内运营商峰谷差最小—用户充电费用最少和充电满意度最大的双盈多目标优化调度模型, 基于 NSGA-II 算法求解负荷整形度, 采取粒子群优化算法求解电动汽车车主达到充电最优满意度。文

献[10]提出了一种基于 V2G (Vehicle-to-grid) 模式下电动汽车参与的微电网两阶段优化调度策略, 通过 CPLEX 求解器与改进的多目标灰狼算法 (Multi-Objective Grey Wolf Optimizer, MOIGWO) 对模型联合求解。上述文献都对算法进行了一定程度的改进以提高求解 EV 充电优化调度的能力, 但依然存在陷入局部最优解的情况。目前, 多元宇宙算法在能源系统领域已有着广泛的应用^[11], 采用多元宇宙算法对模型进行求解, 与传统算法相比, 收敛速度更快, 并且能够同时考虑多重不确定因素。

考虑到传统方法如经济激励策略、基于区域解耦的时空双尺度优化方法等, 虽然在一定程度上缓解了电动汽车充电对电网的冲击, 但仍存在局限性。例如, 经济激励策略主要关注经济收益, 对电网负荷的调节效果有限; 而基于区域解耦的时空双尺度优化方法虽然考虑了时空因素, 但忽略了电动汽车未来出行计划的不确定性。

多元宇宙优化算法 (MVO) 作为一种新兴的元启发式优化算法, 以其全局搜索能力强、收敛速度快、适应性强等特点, 在能源系统领域得到了广泛应用。然而, 在电动汽车充电优化问题中, 原版的 MVO 算法容易陷入局部最优解, 难以满足复杂多变的充电需求。

鉴此, 本文在有限的充电设施前提下, 以提高电动汽车充电效率, 降低用户充电成本, 减少电网负荷峰谷差为目标, 构建了一种基于充电优先级的电动汽车功率协调充电模型。该模型通过收集电动汽车的电池状态、停车时间、行驶计划等信息, 计算每辆电动汽车的充电优先级, 并根据充电优先级对电动汽车进行充电。在充电过程中, 实时监测每辆电动汽车的充电状态和电网负荷情况, 根据监测结果动态调整每辆电动汽车的充电优先级。采用改进的多元宇宙算法求取最优解, 以连云港地区为例, 研究对比充电模型以及优化算法对充电效率和电网负荷的优化结果。

1 EV 参数模型

在电动汽车的研究与应用中, 参数模型的建立是至关重要的一环。精确的参数模型可以更好地模拟和优化电动汽车的性能, 提升其续航能力和充电效率。在实际应用中, 电动汽车的参数模型需要考虑多种工况和使用场景^[12]。考虑到电动汽车存在快

充和慢充两种充电模式, 为了更准确地模拟电动汽车充电过程, 本研究将时间调度单元设置为 15 分钟, 以捕捉电动汽车在短时间内充电功率的快速变化。因此, 本文提出了如下所示的 EV 参数模型。

1.1 EV 荷电状态模型

定义 EV 电池荷电状态 (State of Charge, SOC) 模型来描述 EV 到达充电点时刻的电池状态, 本文主要研究了电动私家车和电动出租车两类车型, 对于上述电动汽车, 日行驶里程的概率密度函数满足正态分布^[13], 设定初始 SOC 值为前一日充电后的 SOC 和当日行驶所消耗的 SOC 差值, 使用百公里能耗描述 EV 的耗电量。EV 荷电状态模式如式(1)所示。

$$SOC_i = SOC'_i - \frac{random(\mu_i, \sigma_i^2) w_i}{E_i^{battery}} \frac{1}{100} \quad (1)$$

式中, SOC_i 为第 i 辆 EV 到达充电点时的电池荷电状态; SOC'_i 为第 i 辆 EV 前一天充电后的电池荷电状态; μ_i 和 σ_i 分别为第 i 辆 EV 日行驶里程的均值和方差; $E_i^{battery}$ 为第 i 辆 EV 电池的额定容量; w_i 为第 i 辆 EV 的百公里耗电量。

对于出租车这类需要一日多充的电动车辆, 本研究在计算充电优先级时, 特别考虑了其初始 SOC。通过收集出租车的行驶计划和历史充电数据, 我们为每辆出租车设定了一个合理的初始 SOC 范围, 以确保其能够满足日常运营需求。由于出租车需要一日多充, 因此在实际应用中, 还需要结合出租车的实时行驶数据和充电历史数据, 动态调整其 SOC 模型中的参数, 以提高模型的准确性和实用性。不同类型的电动汽车充电特征如表 1 所示^[14]。

考虑到私家车和出租车的出行特性和充电特性

存在差异, 因此对两种车型分别设置不同的 μ_i 和 σ_i 。私家车的行驶里程均值 μ_i 通常与车主的日常出行需求紧密相关。在城市中, 私家车主要用于通勤、购物、休闲等, 因此日均行驶里程可能在 20-50 公里之间。然而, 这个数值会受到许多因素的影响, 如车主的工作地点、家庭住址与工作地点之间的距离、城市交通状况等。因此, 本研究选定一个更宽泛的取值范围为 10-100 公里/天。

而出租车作为营运车辆, 其行驶里程通常远高于私家车。出租车的日均行驶里程可能达到数百公里, 具体数值取决于城市的交通需求、出租车数量、运营时间等因素。在一些大城市中, 出租车的日均行驶里程甚至可能超过 500 公里。因此, 将出租车 μ_i 的取值范围设置为 300-800 公里/天。

对于私家车日行驶里程方差 σ_i 的取值则更加难以确定, 因为它反映了行驶里程的离散程度。在城市中, 由于交通拥堵、路况变化、车主个人习惯等因素, 私家车的行驶里程可能会有较大的波动。因此, 方差的取值范围可能相对较大, 具体数值取决于上述因素的波动程度。一般来说, 方差可能会在一个较大的区间内变化, 本研究将私家车 σ_i 的取值范围设置为 100-10000 (公里²/天²)。

与私家车相比, 出租车的行驶里程方差可能更大。因为出租车需要随时响应乘客的出行需求, 所以其行驶里程会受到乘客数量、出行目的地、交通状况等多种因素的影响。这些因素的变化可能导致出租车的行驶里程在一天内产生较大的波动。因此, 方差的取值范围也可能相对较大, 具体数值同样难以确定。但一般来说, 出租车的行驶里程方差可能会比私家车更大。因此, 将出租车 σ_i 的取值范围设置为 100-20000 (公里²/天²)。

表 1 不同类型电动汽车充电特征分析

车辆类型	车辆运行特征	充电模式与需求	充电设施类型	充电场所
电动私家车	工作日出行量大, 周末出行具有随机性, 多为白天行驶夜间停放	停放时间长, 多为夜间充电, 有应急充电需求	在自用充电设施充电, 公用充电设施应急充电	居民区停车位、公共建筑和商业建筑配建停车场等
电动出租车	行驶里程长, 停放时间短, 停车起步次数频繁, 需充电 2 次以满足一天运营需要	采用夜间充满, 白天快充方式	在自用充电设施充电, 公用充电设施应急充电	出租车驿站、企业停车场、司机住宿停车场

1.2 EV 充电电量模型

对于电动汽车的充电电量, 建立 EV 充电电量模型来分别描述 EV 到达充电点时所需电量和充电

过程中已分配的电量, 如式(2)、(3)所示。EV 充电所需电量由 EV 所需 SOC 和 EV 当前 SOC 的差值与 EV 电池额定容量的乘积得出; EV 已分配电量为充

电开始时刻至当前时刻每个时间调度单元的充电功率与时间单元乘积的求和。

$$E_i^{\text{req}} = E_i^{\text{battery}} (SOC_i^{\text{req}} - SOC_i) \quad (2)$$

$$E_{i,j}^{\text{sup}} = \sum_{j=1}^n P_{i,j} \Delta t \quad (3)$$

式中, E_i^{req} 为第 i 辆 EV 充电至期望 SOC 所需要的电量; SOC_i^{req} 为第 i 辆 EV 期望充电达到的荷电状态; $E_{i,j}^{\text{sup}}$ 为第 i 辆 EV 在 j 时刻已充至电池的电量; $P_{i,j}$ 为第 i 辆 EV 在 j 时刻的充电功率; Δt 为时间调度单元 15 分钟。

1.3 EV 充电时间模型

EV 充电时间模型分为 EV 可用充电时间和 EV 所需充电时间, 其中, EV 可用充电时间为 EV 驶离充电点时刻和 EV 到达充电点时刻的差值, EV 所需充电时间为 EV 所需充电电量和最大充电功率的比值, EV 所需充电时间表示该 EV 充电至目标 SOC 需要的最短时间。

$$T_i^{\text{ava}} = T_{\text{leave}} - T_{\text{arrival}} \quad (4)$$

$$T_i^{\text{req}} = \frac{E_i^{\text{req}}}{P_i^{\text{max}}} \quad (5)$$

式中, T_i^{ava} 为第 i 辆 EV 可用的充电时间; T_{arrival} 为第 i 辆 EV 到达充电点的时间; T_{leave} 为第 i 辆 EV 驶离充电点的时间; T_i^{req} 为第 i 辆 EV 充电所需的最少时间; P_i^{max} 为第 i 辆 EV 可用的最大充电功率。

1.4 EV 可用充电功率模型

EV 可用充电功率由当地负荷上限和原始负荷决定, 负荷数据可从当地电力运营商处获取, 原始负荷为不包含 EV 充电负荷以外的用电负荷。

$$P_j^{\text{ava}} = P_j^{\text{limit}} - P_j^{\text{load}} \quad (6)$$

式中, P_j^{ava} 为 j 时刻选定区域 EV 可用的充电功率; P_j^{limit} 为 j 时刻区域内配变容量的上限; P_j^{load} 为 j 时刻当地除 EV 充电负荷以外的原始负荷。

2 EV 充电优先级

在电动汽车的充电管理中, 充电优先级的设定是一个关键因素。随着电动汽车数量的增加, 如何有效地管理充电需求, 避免电网过载, 成为了一个重要的研究课题^[15]。充电优先级的优化不仅可以提高充电效率, 还能满足不同用户的需求, 提升整体用户体验。

充电优先级的设定通常基于多个因素, 包括电池剩余电量、用户的充电需求紧迫性、车辆的使用计划等^[16]。例如, 电池电量较低且需要尽快出行的车辆可以被赋予较高的充电优先级, 而电量充足且停留时间较长的车辆则可以安排在后续充电。这种优先级管理策略能够在有限的充电资源下, 实现资源的最优分配。

此外, 充电优先级的优化还需要考虑电网的负荷情况^[17]。在高峰时段, 通过合理的优先级调度, 可以避免电网过载, 保障电力系统的稳定运行。同时, 结合智能电网技术, 可以实现充电过程的动态调整, 根据实时数据优化充电策略, 进一步提升充电效率和用户满意度。

2.1 充电优先级模型

在计算充电优先级时, 综合考虑了电动汽车的电池状态、预停车时间、行驶计划以及充电成本。特别是在分时电价机制下, 根据电价的变化动态调整充电优先级, 以降低用户的充电成本。首先是基于 EV 到达充电点时刻的电池荷电状态 (SOC) 的优先级标准, SOC 越低的 EV 拥有越高的优先级, 该项优先级描述了 EV 的电量需求; 另一项是基于 EV 空闲充电时间的优先级标准, 由 EV 可用充电时间和 EV 需要的最小充电时间决定, 空闲时间越多的 EV 拥有更小的优先级, 该项优先级描述了 EV 充电的紧急情况; 之后是基于已分配给 EV 的充电电量的优先级标准, 该项优先级由已分配给 EV 的电量和 EV 所需电量决定, 优先级的大小会随着 EV 充电过程动态变化。最后是基于当前时刻电价和最高电价差额的优先级标准, 该项优先级描述了该时刻 EV 用户的充电意愿。后续还可以添加更为多元化的优先级标准以增强模型的准确度以及优化效果。在设置 EV 总优先级时, 通过权重系数将上述优先级结合, 综合考量 EV 的充电顺序。优先级的计算方法如下式所示:

$$\alpha_i = 1 - \left(\frac{SOC_i}{100} \right) \quad (7)$$

$$\beta_i = 1 - \left(\frac{T_i^{\text{ava}} - T_i^{\text{req}}}{T_i^{\text{ava}}} \right) \quad (8)$$

$$\gamma_{i,j} = 1 - \left(\frac{E_{i,j}^{\text{sup}}}{E_i^{\text{req}}} \right) \quad (9)$$

$$\delta_{i,j} = \frac{R_{\max} - R_j}{R_{\max}} \quad (10)$$

$$\rho_i = a\alpha_i + b\beta_i + c\gamma_i + d\delta_i \quad (7)$$

式中, α_i 为第 i 辆 EV 基于到达充电点时荷电状态的优先级标准; β_i 为第 i 辆 EV 基于可用于充电的空闲时间的优先级标准; γ_i 为第 i 辆 EV 基于 j 时刻已分配给 EV 充电的电量的优先级标准; $\delta_{i,j}$ 为第 i 辆 EV 基于 j 时刻电价和最高电价差额的优先级标准, $R_{\max}$ 为所选地区最高电价, R_j 为所选地区 j 时刻的电价; ρ_i 为第 i 辆 EV 经过加权计算后的综合优先级; a 、 b 、 c 、 d 分别为四个优先级标准的权重。

2.2 EV 充电功率计划表矩阵

使用 EV 充电功率计划表矩阵来描述 EV 一日内的充电状态, 矩阵中每一行的元素表示该 EV 每 15 分钟的充电功率, 矩阵的行数为参与充电的 EV 数量。

矩阵中的充电功率需要初始化, 初始化功率的值为 EV 充电所需电量和 EV 可用充电时间的比值, EV 充电功率计划表及初始化过程如式(12)、(13)所示。EV 充电的功率会随着电网负荷和 EV 充电状态动态变化, 其按照式(14)的标准进行更新以保证在满足电网负荷要求的情况下达到最佳的充电功率。

$$CPS_{n,96} = \begin{bmatrix} P_{1,1} & P_{1,2} & \dots & P_{1,96} \\ P_{2,1} & P_{2,2} & \dots & P_{2,96} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{n,1} & P_{n,2} & \dots & P_{n,96} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$P_{i,j} = \frac{E_i^{\text{req}}}{T_i^{\text{ava}}} \quad (9)$$

$$P_{i,j} = P_{i,j} + (P_j^{\text{ava}} - \sum_{i=1}^n P_{i,j}) \frac{\rho_i}{\sum_{i=1}^n \rho_i} \quad (10)$$

2.3 目标函数

为提高 EV 充电效率, 减少电网负荷峰谷差以及降低用户充电成本, 设置三个目标函数, 分别是 EV 未充电至所需 SOC 的概率、电网负荷峰谷差以及总充电成本。通过计算 EV 未充电至所需 SOC 的概率来检测优化模型的调节效果。对于在可用充电时间内能够充满电的 EV, 将其期望 SOC 设置为 100%; 对于在可用充电时间内无法充满电的 EV,

将其期望 SOC 设置为在可用时间内以最大充电功率能够达到的 SOC 值。统计未充电至所需 SOC 的 EV 数量可得出未完成充电的概率, 计算方法如下所示:

$$N(EV_i) = \begin{cases} 0, & \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^{96} P_{i,j} \Delta t) = E_i^{\text{req}} \\ 1, & \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^{96} P_{i,j} \Delta t) < E_i^{\text{req}} \end{cases} \quad (11)$$

$$P(A) = \frac{\sum_{i=1}^n N(EV_i)}{N} \quad (12)$$

式中, $N(EV_i)$ 表示 EV 充电的结果, 若 EV 达到充电需求, 则 $N(EV_i) = 0$, 反之, $N(EV_i) = 1$; $P(A)$ 为未充电至所需 SOC 的概率; N 为所选区域规定时间内 EV 参与充电的事件数。

负荷峰谷差的目标函数为:

$$P_{\text{diff}} = P_{\text{peak}} - P_{\text{valley}} \quad (13)$$

式中, P_{diff} 为电网负荷的峰谷差, P_{peak} 为负荷的峰值, P_{valley} 为负荷的谷值。

总充电成本的目标函数为:

$$C_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^{96} (P_{i,j} \Delta t R_j + C_{\text{service}}) \quad (14)$$

式中, C_{total} 为总的充电成本, C_{service} 为快充服务费用。

2.4 EV 充电功率约束条件

EV 的充电功率需满足式(19)、(20)的约束, 为保证 EV 在达到充电需求后能够立即停止充电, 总充电功率需要不大于 EV 所需功率, 并且考虑到每辆 EV 自身的电池特性, 充电功率需要在 EV 可用的最大功率和最小功率之间。

$$\sum_{i=1}^n P_{i,j} \leq P_j^{\text{ava}} \quad (15)$$

$$P_i^{\min} \leq P_{i,j} \leq P_i^{\max} \quad (16)$$

式中, $P_i^{\min}$ 为第 i 辆 EV 可用的最小充电功率。

2.5 充电调度流程图

本文提出的充电策略流程如图 1 所示。

当 EV 用户到达充电点连接上充电桩时, 充电桩会记录 EV 当前的电池状态 (SOC), 同时 EV 用户可设置预计提车时间。根据当前电网的负荷可计算出可用于 EV 充电的功率, 结合每辆 EV 计算后

的初始优先级, 可得出 EV 的充电顺序以及初始充电功率, 之后按照顺序 EV 进行充电。在此过程中, EV 充电的功率以及顺序将会随着电网负荷以及优先级的变动动态变化。若当前可用负荷不满足所有 EV 同时充电, 则令优先级最小的 EV 暂停充电直到满足负荷要求; 若当前负荷足以使所有 EV 同时充电, 则进一步计算是否能满足所有 EV 以最大功率进行充电, 若满足, 则使所有 EV 以最大功率充电, 若无法满足, 则根据充电优先级重新分配可用负荷, 使 EV 以当前允许的最大功率进行充电, 这样既满足了电网的负荷要求, 又提高了充电效率。

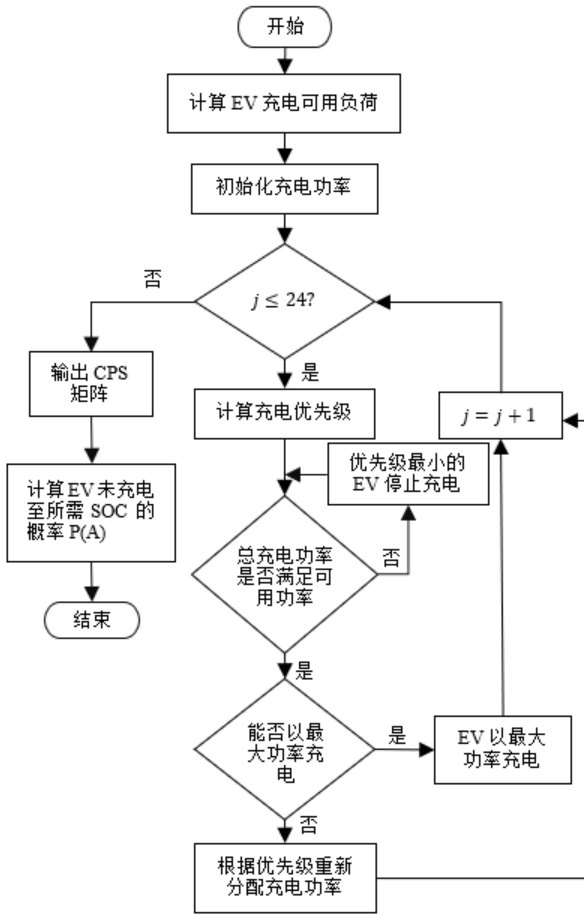


图 1 基于优先级的功率协调充电流程

3 改进 MVO 算法

3.1 多元宇宙算法

多元宇宙优化算法是由 S. Mirjalili 于 2015 年提出的一种新型元启发式优化算法^[18]。该算法基于宇宙膨胀理论, 利用白洞、黑洞和虫洞的概念来模拟宇宙中的粒子转移过程, 从而实现全局优化^[19]。

目前, 多元宇宙算法在电力系统方面的研究, 主要应用于短期光伏输出功率预测^[20]和短期风电功率预测^[21], 采用多元宇宙算法可以有效提高模型预测的精准度。而 MVO 算法在电动汽车方面的应用, 主要集中在求解车辆路径问题^[22-23], 相较于传统优化算法, MVO 算法有较强的寻优能力。考虑到 MVO 算法具有较高的全局搜索能力和收敛速度, 能够快速找到最优解, 适应性强, 能够适应不同的优化问题, 且结构简单, 参数少, 易于实现和应用^[24], 因此将多元宇宙优化算法应用于电动汽车充电优化调度中, 有望提升充电效率, 降低成本, 并平衡电网负荷。

多元宇宙算法的具体流程如下, 首先, 设定一组随机宇宙的初始值:

$$U = \begin{bmatrix} z_1^1 & z_1^2 & \dots & z_1^d \\ z_2^1 & z_2^2 & \dots & z_2^d \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_n^1 & z_n^2 & \dots & z_n^d \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中, n 为宇宙的数量, d 为宇宙内变量的个数, z_i^j 为第 i 个宇宙的第 j 个物体。

宇宙中的物体遵循轮盘赌的机制, 根据每个宇宙不同的膨胀率, 通过白洞或黑洞轨道转移。轮盘赌的机制如(22)所示。

$$z_i^j = \begin{cases} z_k^j, & r1 < NI(U_i) \\ z_i^j, & r1 \geq NI(U_i) \end{cases} \quad (18)$$

式中, z_k^j 为经轮盘赌机制选择出的第 k 个宇宙的第 j 个物体, $r1$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数, $NI(U_i)$ 为第 i 个宇宙的归一化膨胀率。

宇宙会激发内部物体向着当前最优宇宙移动以实现自身膨胀率的改进和局部改变, 运作的过程如式(23)所示。

$$z_i^j = \begin{cases} \{Z_j + K_{TDR}[(ub_j - lb_j)r4 + lb_j], r_3 < 0.5 \\ Z_j - K_{TDR}[(ub_j - lb_j)r4 + lb_j], r_3 \geq 0.5\}, & r_2 < K_{WEP} \\ z_i^j, & r_2 \geq K_{WEP} \end{cases} \quad (19)$$

式中, Z_j 为当前最优宇宙的第 j 个物体, ub_j 和 lb_j 分别为 z 的上限和下限, $r2, r3, r4$ 为 $[0,1]$ 范围内的随机数, K_{WEP} 表示多元宇宙中虫洞存在的概率, K_{TDR} 表示物体朝着当前最优宇宙移动的步长。两者按照式(24)和式(25)的原则进行更新。

$$K_{WEP} = K_{WEP_{min}} + L \left(\frac{K_{WEP_{max}} - K_{WEP_{min}}}{L_{max}} \right) \quad (20)$$

$$K_{TDR} = 1 - \frac{L^{1/p}}{L_{max}^{1/p}} \quad (21)$$

式中, L 是当前迭代次数, L_{max} 是最大迭代次数, $K_{WEP_{max}}$ 和 $K_{WEP_{min}}$ 分别为 K_{WEP} 的上限和下限, $K_{WEP_{max}} = 1$, $K_{WEP_{min}} = 0.2$, p 为 MVO 算法的开采度, $p = 6$ 。

3.2 改进 MVO 算法

电动汽车充电优化问题涉及多个变量和约束条件, 具有较高的复杂性, 使用原有的 MVO 算法容易陷入局部最优^[25], 为了提高 MVO 的性能, 改进的 MVO 算法 (Improved Multi-Verse Optimizer, IMVO) 使用非线性收敛因子来调整旅行距离率 (Travel distance rate, TDR), 并引入了粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 中的速度更新机制和差分进化 (Differential evolution, DE) 中的变异操作。

3.2.1 非线性收敛因子

IMVO 使用非线性收敛因子来调整旅行距离率 (TDR), 这有助于在迭代前期进行全局探索, 迭代后期进行局部开发^[26], 非线性收敛因子的公式如下

$$K_{TDR} = 2 \exp\left(-\left(\frac{L}{L_{max}}\right)^2\right) \quad (22)$$

式中, L 是当前迭代次数, L_{max} 是最大迭代次数。

3.2.2 粒子群优化中的速度更新机制

在 MVO 中引入 PSO 的速度更新机制, 可以增强个体的搜索能力, 公式如下:

$$V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1h_1(P_{best} - X_i(t)) + c_2h_2(G_{best} - X_i(t)) \quad (23)$$

式中, $V_i(t)$ 是第 i 个个体在第 t 代的速度, w 是惯性权重, c_1 和 c_2 是学习因子, h_1 和 h_2 是随机数, P_{best} 是个体历史最优位置, G_{best} 是全局最优位置。

3.2.3 差分进化中的变异操作

在 MVO 中引入 DE 的变异操作, 可以增强算法的全局搜索能力, 公式如下

$$V_i = X_{r1} + F(X_{r2} - X_{r3}) \quad (24)$$

式中, X_{r1} 、 X_{r2} 和 X_{r3} 是随机选择的个体, F 是变异因子。

通过引入 PSO 的速度更新机制、DE 的变异操作和非线性收敛因子, 改进后的多元宇宙优化算法 (IMVO) 在全局搜索能力和局部开发能力上得到了显著提升, 能够更有效地解决复杂的优化问题。

3.3 算法流程图

图 2 为改进多元宇宙算法 (IMVO) 的流程图。

在探索机制系数处理时, 引入非线性因子改进旅行距离率 (TDR), 在更新宇宙位置和适应度时, 引入粒子群优化 (PSO) 中的速度更新机制和差分进化 (DE) 中的变异操作。

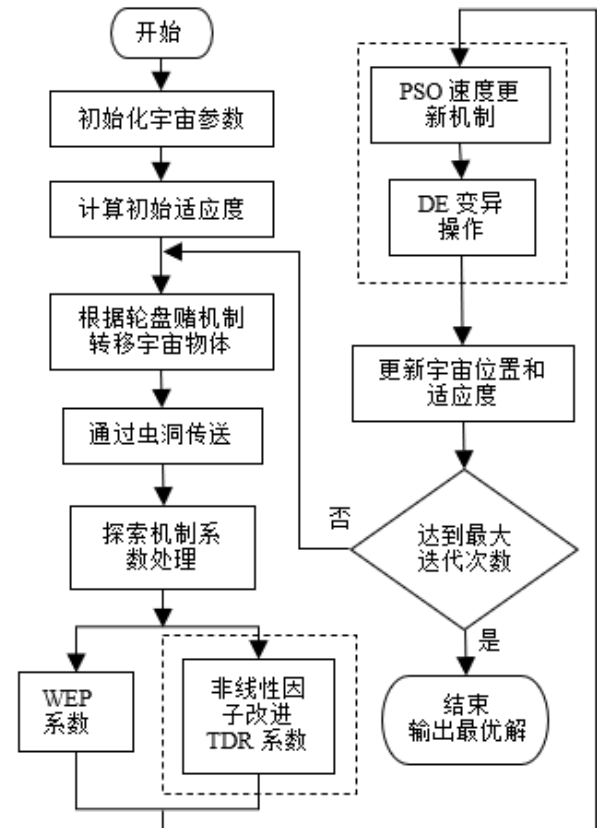


图 2 IMVO 算法流程图

4 算例分析

通过算例分析以验证提出的基于电动汽车充电优先级的功率协调充电模型对于电网负荷、电动汽车充电效率和 EV 用户经济效益的优化结果以及多元宇宙算法的改进效果, 使用 MATLAB 软件进行仿真实验。

4.1 参数设置

选取连云港市的一个典型台区作为研究对象, 该台区主要包含住宅区和商业区, 根据现有数据可

知台区内电动汽车保有量约为 380 辆, 结合实际使用情况以及 EV 用户的出行习惯^[27], 并验证当地电网的承载能力, 将每日参与充电的 EV 数量设置为 220 辆。

图 3 为该台区 7 月中一天的原始负荷情况, 由图可知该台区的负荷峰值存在于 12 点至 14 点之间, 而在 20 点至 22 点存在另一个负荷次高峰, 负荷谷值主要存在于 2 点至 6 点, 峰谷差约为 250kW。

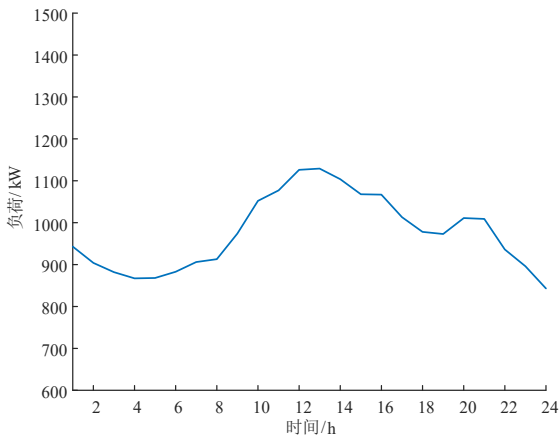


图 3 连云港市典型台区原始负荷

根据当地运营商的数据, 将台区负荷上限设置为 1250kW。对于 EV 用户到达充电点以及离开充电点的时刻, 考虑到研究的台区包含了住宅区和商业区, 因此设置了三类 EV 用户。

首先是正常日班的 EV 用户, 到达时间在 17:00 至 21:00 之间随机生成, 离开时刻设置为次日的 6:00

至 9:00; 之后是上夜班的 EV 用户, 该类用户的到达时间在 6:00 至 9:00 之间随机生成, 离开时刻在 19:00 至 22:00 之间随机生成; 最后是无规律 EV 用户以及 EV 出租车用户, 该类用户出行规律较为无序, 随时可能有充电计划, 因此该类用户的到达时刻在 24 小时内随机生成, 离开时刻在到达时刻后的 24 小时内随机生成。EV 的初始电池状态 (SOC) 根据式(1)生成, 根据 EV 的初始 SOC 可求得 EV 基于电池状态的优先级数据。

该日处于夏季的用电高峰日, 研究该日的负荷情况对当地电网实施迎峰度夏政策具有较大的参考意义。

考虑到电动汽车的品牌和型号多样复杂, 不同品牌型号的电动汽车在电池容量和充电功率等方面存在较大差距, 为提升模型的普适性, 选用了最畅销的十款车型作为研究对象。

表 2 为 2023 年国内电动汽车销量排行榜前十名的参数信息, 实验中的 EV 将在以下十款车型中随机分配, 完成分配后可以确认每辆 EV 对应的最大充电功率以及电池容量, 结合 EV 的初始电池状态 (SOC), 可求得 EV 所需的最少充电时间, 从而结合 EV 可用充电时间求得 EV 基于空闲充电时间的优先级标准。

同时, 为验证协调充电对于 EV 用户的经济效益, 选取连云港市现行实施的峰谷电价, 计算比较不同情况下 EV 用户的充电费用, 表 3 为连云港市居民区不同时段的电价情况。

表 2 电动汽车参数

品牌	车型	最大充电功率/kW	电池容量/ kW·h
特斯拉	Model Y	11	60
比亚迪	宋 Plus DM-i	7	18.32
特斯拉	Model 3	11	60
比亚迪	秦 Plus DM-i	3.3	18.32
比亚迪	元 Plus	21	49.92
比亚迪	比亚迪海豚	7	30.7
比亚迪	比亚迪海鸥	6.6	30.08
五菱	五菱宏光 mini	1.6	9.2
埃安	AION Y	7	63.98
比亚迪	汉 DM-i	7	64.8

表 3 连云港市居民区峰谷电价

	时段	电价/[元/ kW·h]
峰时	8:00-21:00	0.56
谷时	21:00-次日 8:00	0.36

表 4 不同情况下最优的加权系数和未完成充电概率

序号	a	b	c	d	P(A)
1	0.1197	0.2083	0.8114	0.0021	0.1955
2	0.4511	0.5871	0.9478	0.1326	0.2182
3	0.9612	0.8632	0.3234	0.7264	0.2091
4	0.0029	0.9973	0.5713	0.8422	0.2091
5	0.9802	0.0634	0.1281	0.5411	0.2273
6	0.4516	0.8159	0.4402	0.7641	0.2182
7	0.4110	0.9793	0.2923	0.5214	0.2045
8	0.4371	0.9530	0.4416	0.5318	0.1909
9	0.4194	0.6820	0.9324	0.1632	0.1955
10	0.8144	0.5190	0.5723	0.2254	0.2091

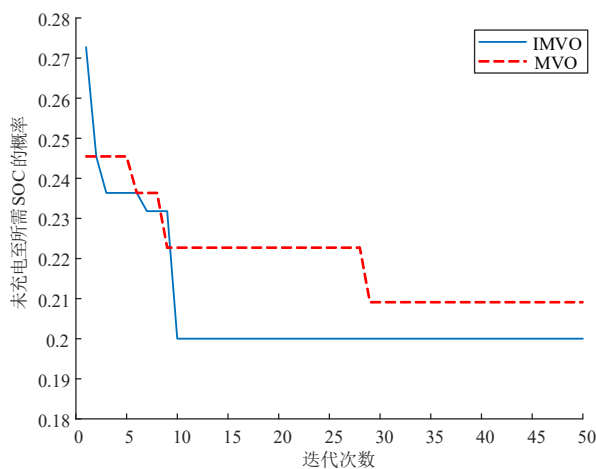


图 4 改进前后算法效果对比

4.2 仿真分析

分别考察了两种充电模式对于电网负荷、充电效率以及经济效益的影响,一种是提出的基于 MVO 和充电优先级的电动汽车功率协调充电优化方法,该方法的运行流程如 4.3 所述。另一种是无序充电模式,对无序充电模式进行重新界定,以更贴近实际情况。无序充电模式不再简单地设定为以最大功率充电,而是根据电动汽车用户的充电需求和电网的负荷情况,采用一种更为灵活的充电策略。这种策略允许电动汽车在电网负荷较低时以较大功率充电,而在电网负荷高峰时则以较小功率或暂停充电。

为了研究不同的加权系数对于充电优先级的影响,选取了十组不同情况下 EV 的数据,每组 EV 数量皆设置为 220 辆,并且每组 EV 在到达充电点的时段、离开充电点的时段以及初始电池状态(SOC)等数据都各有不同,求解对应的最优加权系数和未达到所需 SOC 的概率,实验的结果如表 4 所示。

观察表中的数据可知,不同情况下功率协调充电优先级的最优加权系数并不固定,需要根据实际情况加以选择。

为验证改进的多元宇宙算法(IMVO)对于原版多元宇宙算法(MVO)的改进效果,分别使用两种

算法对提出的基于充电优先级的电动汽车功率协调充电优化方法进行求解, 求解的结果如图 4 所示。

从图中的结果可以看到, 改进的多元宇宙算法 (IMVO) 在求解速度和收敛性方面对于原版多元宇宙算法 (MVO) 都有较为明显的提升, 并且相对于原版算法, 更加不容易出现陷入局部最优解的情况。

为验证改进后的多元宇宙算法相较于其他算法的求解效果, 将其与常用的粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 和遗传算法 (Genetic Algorithms, GA) 进行对比, 对比结果如图 5 所示。

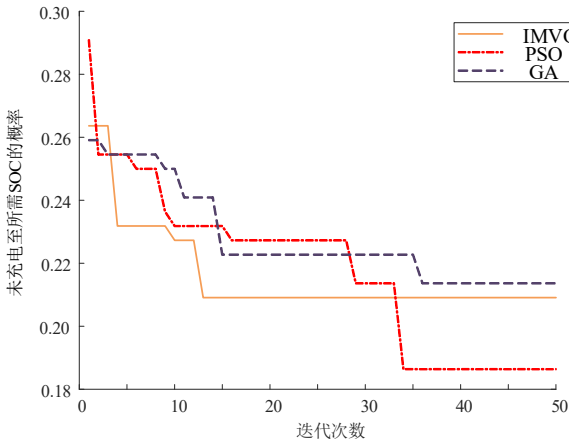


图 5 不同算法效果对比

从图中可以观察到, IMVO 算法在求解速度上要明显快于 PSO 算法和 GA 算法, 相较于 PSO 算法, IMVO 的求解速度快了约 0.6s, 相较于 GA 算法, IMVO 算法则快了约 2.43s。并且 PSO 算法容易出现越限现象, 导致求出的最优解并不满足约束条件, 而 IMVO 算法则不存在此种情况。

选取十组不同情况下的 EV 分别采用无序充电和协调充电, 该十组 EV 参数的设置方法与上述实验相同, 以对比基于充电优先级的电动汽车功率协调充电方法对于无序充电在提升 EV 充电效率方面的效果, 对比结果如表 5 所示。

从表中可知, 采用了协调充电后, EV 未达到充电需求的概率平均降低约 58.8%, 可有效的提高 EV 用户的满意度。

为验证提出的协调充电模型对电网负荷的优化效果, 分别对电动汽车无序充电和采用协调充电后的总负荷进行记录, 得到的结果如图 6 所示。从图中可用了解到, 当任由 EV 无序充电时, 会大幅增

加电网原始负荷的峰值, 高峰时刻的总负荷已越过当地电网的负荷上限, 负荷峰谷差升高至 400kW 左右, 并且在 16 时至 22 时负荷会持续处于高峰状态, 对于电网平稳运行具有较大的危害。

表 5 不同情况下未达到充电需求概率对比

序号	无序充电	协调充电
1	0.85	0.40
2	0.92	0.29
3	0.91	0.32
4	0.90	0.18
5	0.89	0.24
6	0.90	0.30
7	0.89	0.35
8	0.81	0.33
9	0.82	0.22
10	0.87	0.25

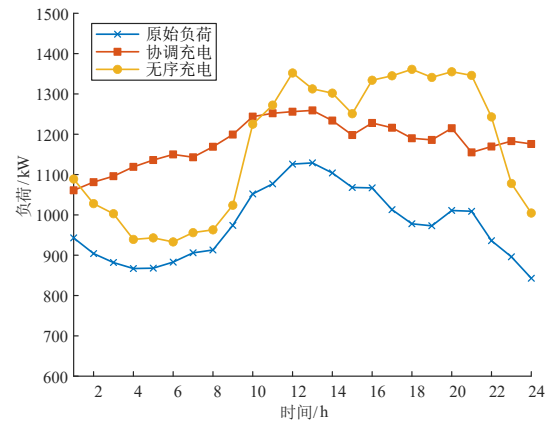


图 6 电网负荷情况对比

而采用了基于充电优先级的功率协调充电方法后, 可用有效的削减用电高峰时刻的负荷, 有助于提高电网的运行质量, 降低电网维护成本, 同时将大量高峰时刻的负荷转移至谷时, 负荷峰谷差降低至 170kW 左右, 降低了约 57.5%。既提高了负荷的利用率, 又降低了 EV 用户的充电成本。在深入探讨 EV 充电策略的优化效果时, 仅局限于单一场景的分析往往难以全面揭示不同条件下的实际效益。为了更深入地理解并量化电动汽车充电优化技术的潜在价值, 将进一步拓宽实验场景, 通过对比分析不同电网负荷上限与不同电动汽车数量组合下的充电情况, 来揭示无序充电与协调充电之间的显著差异。图 7 为电网负荷上限为 1000kW, 以及电动汽车数量为 150 辆时, 不同优化调度对于的电网负荷情况。

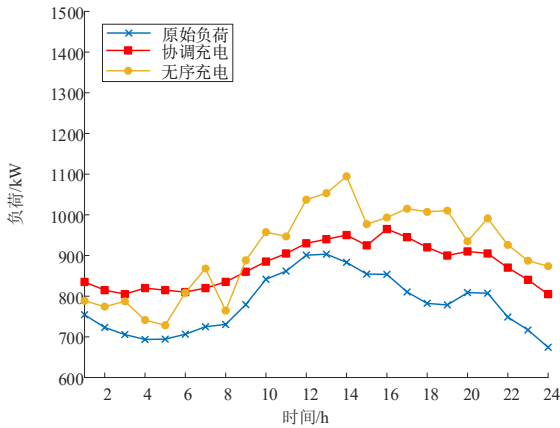


图7 不同负荷情况下的优化效果对比

从上图中可以观察到, 将电网负荷上限调整为 1000kW, 电动汽车数量为 150 辆时, 负荷峰谷差从 228.8kW 降低至 160kW, 降低了约 30.1%。通过对比分析不仅能够直观展示协调充电策略在缓解电网压力、提高充电效率方面的优势, 还能够为电动汽车充电基础设施的规划与管理提供更为科学、全面的理论依据与实践指导。为进一步研究基于充电优先级的功率协调充电方法对于 EV 用户的经济效益, 对比了 10 组不同情况下的 EV, 分别采用无序充电和协调充电的费用, 其结果如下表所示。从表中可用看出, 采用协调充电可以有效的降低 EV 用户的充电费用, 平均降低额度约为 15.59%。

表6 不同情况下的充电费用对比

序号	无序充电电价/元	协调充电电价/元
1	2339.33	1999.43
2	2506.35	2071.36
3	2367.47	2058.67
4	2479.17	2032.11
5	2608.43	2210.53
6	2307.25	2061.09
7	2309.42	1924.99
8	2434.70	1979.43
9	2472.51	2077.74
10	2316.97	1963.53

5 结论

为应对电动汽车大规模并入电网所带来的负荷波动和充电效率低下的问题, 提出了一种基于多元宇宙优化算法 (MVO) 和充电优先级的电动汽车功

率协调充电 (PCC) 优化方法。研究结果表明, 该方法在以下几个方面取得了显著成效:

(1) 采用基于 MVO 和充电优先级的电动汽车功率协调充电方法, 可以将电网负荷峰谷差降低 57.5%, 电动汽车充电效率提高 58.8%, 用户充电成本降低 15.59%。这些数据充分证明了本研究的创新性和实用性。

(2) 相较于原版多元宇宙优化算法 (MVO), 改进后的算法提高了的收敛性和求解速度, 降低了陷入局部最优解的概率。

(3) 该方法能够根据实时监测数据动态调整充电策略, 具有较强的适应性和灵活性。

未来计划进一步优化算法, 以提升其在复杂多变场景下的性能。具体而言, 将考虑更多不确定性因素, 如可再生能源的波动性和用户出行计划的变化性, 这些因素对充电优化策略的制定和实施具有重要影响。为了更准确地模拟和预测这些不确定性因素, 将探索引入先进的预测模型和算法, 如深度学习、机器学习等, 以提高充电优化的准确性和鲁棒性。

此外, 还计划将本研究提出的方法应用于更大规模的电网场景, 以验证其在实际应用中的可行性和有效性。这将包括在不同地区、不同电网结构和不同电动汽车保有量的场景下进行测试和分析。通过对比和分析不同场景下的优化效果, 进一步完善和优化该方法, 以期在电动汽车充电优化领域取得更大的突破和进展。

参考文献

- [1] 房宇轩, 胡俊杰, 马文帅. 计及用户意愿的电动汽车聚合商主从博弈优化调度策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39 (16): 5091-5103.
- [2] 胡浩鹏, 葛佳蓓, 魏云冰. 基于改进多目标粒子群算法的电动汽车充电优化策略[J]. 电气工程学报, 2024, 1-10.
- [3] 周玮, 蓝嘉豪, 麦瑞坤, 等. 无线充电电动汽车 V2G 模式下光储直流微电网能量管理策略[J]. 电工技术学报, 2022, 37 (01): 82-91.
- [4] Kandasamy N K, Balakrishnan S and Ping L S. Impact of Priority Criteria on Electric Vehicle Charge Scheduling[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2015, 1(3):200-210.

- [5] 葛显龙, 王博, 杨育树, 等. 考虑出行特征的电动汽车协同充电调度优化研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2024, 24 (01): 240-252.
- [6] 葛晓琳, 曹士鹏, 符杨, 等. 基于区域解耦的时空双尺度电动汽车优化调度[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43 (19): 7383-7396.
- [7] 张捷, 唐强, 刘朔晗, 等. 智能电网中基于优先级的预约式电动汽车充电管理研究[J]. 计算机科学, 2022, 49 (06): 55-65.
- [8] 李玲, 曹锦业, Nikita T, 等. 计及电动汽车接入的区域综合能源系统双层日前协调优化调度[J]. 电力建设, 2023, 44 (05): 23-33.
- [9] 房超运, 杨昆, 柴瑞环. 分时电价下含电动汽车的微电网群双层多目标优化调度[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39 (01): 124-133.
- [10] 于仲安, 肖宏亮, 夏强威, 等. 基于 V2G 模式下电动汽车参与的微电网优化调度仿真研究[J]. 系统仿真学报, 2024, 1-17.
- [11] 曾贤强, 张警卫, 王晓兰. 计及多重不确定性及光热电站参与的区域综合能源系统配置与运行联合优化[J]. 高电压技术, 2023, 49 (01): 353-363.
- [12] 李永亮, 黄英, 王绪, 等. 增程式电动汽车动力系统参数匹配及控制策略优化[J]. 汽车工程学报, 2021, 11 (03): 177-190.
- [13] 韩丽, 陈硕, 王施琪, 等. 考虑风光消纳与电动汽车灵活性的调度策略[J]. 电工技术学报, 2024, 39 (21): 6793-6803.
- [14] 周衍涛, 戴军, 苑惠丽, 陆岳. 城市电动汽车充电设施需求预测与规划布局研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49 (24): 177-187.
- [15] 喻磊, 谈竹奎, 王扬, 等. 基于深度强化学习的电动汽车有序充电优化方法[J]. 南方电网技术, 2024, 1-8.
- [16] 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.
- [17] 董伟杰, 崔全胜, 郝澜欣, 等. 居民小区电动汽车有序充电策略研究[J]. 综合智慧能源, 2023, 45 (01): 82-87.
- [18] Mirjalili S, Mirjalili S M, Hatamlou A. Multi-verse optimizer: a nature-inspired algorithm for global optimization [J]. Neural Computing and Applications, 2016, 27(2): 495-513.
- [19] 龙干, 黄媚, 方力谦, 等. 基于改进多元宇宙算法优化 ELM 的短期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50 (19): 99-106.
- [20] 张强, 姜慧清, 王颖, 等. 基于离散多元宇宙算法求解车辆路径问题[J]. 电子科技大学学报, 2021, 50 (06): 890-898.
- [21] 吴秀芹, 刘铁良. 基于双重交叉策略的多元宇宙优化算法求解带时间窗车辆路径问题[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2021, 44 (04): 111-118.
- [22] 邹港, 赵斌, 罗强, 等. 基于 PCA-VMD-MVO-SVM 的短期光伏输出功率预测方法[J]. 电力科学与技术学报, 2024, 39 (05): 163-171.
- [23] 何鑫, 雷勇, 王进武, 等. 基于变分模态和改进多元宇宙优化的短期风电功率预测[J]. 现代电力, 2023, 40 (06): 914-922.
- [24] 董君, 叶春明. 基于新型多元宇宙优化算法的 IPPS 与多源供能协同优化[J]. 计算机应用研究, 2023, 40 (09): 2639-2645.
- [25] 葛晓琳, 胡文哲, 符杨, 等. 基于用户响应意愿度三维 Sigmoid 云模型的电动汽车优化调度策略[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44 (22): 8874-8884.
- [26] 刘小龙. 改进多元宇宙算法求解大规模实值优化问题[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(7): 1666-1673.
- [27] 朱永胜, 常稳, 武东亚, 等. 考虑充放储一体站与电动汽车互动的主从博弈优化调度策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52 (07): 157-167.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS