

doi: 10.7690/bgzd.2026.01.014

面向配电系统有序用电的多目标规划算法

华陈君, 陆志刚, 王敏霞, 徐媛

(国网无锡供电公司, 江苏 无锡 214000)

摘要: 针对电动汽车大规模接入配电系统导致的负荷波动增大、功率损耗上升及供电质量下降等问题, 提出一种基于优先级的车辆到电网 (vehicle-to-grid, V2G) 协调调度方法。该方法构建了以“负荷方差”“有功功率损耗降低指标 (power loss reduction, PLR)”和“无功功率损耗降低指标 (power loss reduction, QLR)”为核心的多目标优化模型, 并引入最有价值球员 (most valuable player, MVP) 算法求解, 以同时实现负荷曲线平滑化与配电系统供电质量提升。设计基于 SOC 的优先级充放电策略, 通过 MVP 算法搜索最优调度方案, 并与 GA、ABC、PSO、CSO、OCSO 等多种元启发式算法进行对比。结果表明: 所提出方法能够显著降低负荷波动, PLR 和 QLR 的最小化效果均优于对比算法, 功率损耗降低幅度最高可达 29.20%, 计算效率亦具有明显优势。基于 IEEE 69 节点径向配电系统的仿真验证了该方法的有效性和鲁棒性, 证明该方法能够为电动汽车有序用电规划提供更合理的非支配解集, 为后续实时调度及可再生能源接入提供较为重要参考。

关键词: 电动汽车; 优先充电和放电; 负荷差异; 多目标; 有序充电

中图分类号: TP301.6; TM73 **文献标志码:** A

Multi-objective Planning Algorithm for Orderly Power Consumption in Distribution Systems

Hua Chenjun, Lu Zhigang, Wang Minxia, Xu Yuan

(State Grid Wuxi Power Supply Company, Wuxi 214000, China)

Abstract: To address the issues of increased load fluctuations, rising power losses, and degraded power supply quality caused by large-scale integration of electric vehicles into distribution systems, a priority-based vehicle-to-grid (V2G) coordinated scheduling method is proposed. A multi-objective optimization model is established using load variance, the power loss reduction (PLR) index, and the power loss reduction (QLR) index as key metrics. The most valuable player (MVP) algorithm is employed to obtain optimal charge-discharge schedules that simultaneously smooth the load curve and enhance distribution power quality. A state-of-charge (SOC)-based priority charging and discharging strategy is designed, and the MVP algorithm is used to explore optimal solutions. Comparative analyses with GA, ABC, PSO, CSO, and OCSO algorithms are conducted. The results demonstrate that the proposed method significantly reduces load variations and achieves superior minimization of PLR and QLR, with the maximum reduction in power loss reaching up to 29.20%. It also exhibits higher computational efficiency. Simulations on the IEEE 69-bus radial distribution system verify the effectiveness and robustness of the proposed approach. It is concluded that this method provides a more reasonable set of non-dominated solutions for orderly EV power consumption planning, offering valuable insights for real-time scheduling and the integration of renewable energy.

Keywords: electric vehicles; priority-based charging and discharging; load variance; multi-objective; orderly charging

0 引言

如今, 发电和运输部门被视为环境污染的 2 大主要来源。高效的电力运输可能是应对排放和传统能源燃料危机的一个有前途的解决方案。此外, 电动汽车还能在解决长期交通问题和确保可持续发展方面发挥重要作用, 减少大量碳排放^[1]。虽然目前市场上已有 700 多万辆电动汽车^[2], 但也给供电公司带来了维持高电能质量的紧迫问题^[3]。将电动汽车纳入配电系统会带来许多挑战, 如电压问题、过

载、高损耗、可靠性等^[4]。在这种情况下, “车辆到电网 (V2G)” 的概念在通过调节供需解决电网问题方面发挥着至关重要的作用。一般来说, 由于电动汽车大部分时间都是停放的, 因此, 在 V2G 中辅助使用电动汽车可降低车主的总拥有成本, 从财务角度看可提高资源利用效率^[5]。位于不同地点的电动汽车电池可用作“车轮上的发电设备”, 可根据需要瞬时降低峰值、吸收或向电网提供能量^[6]。这项技术被命名为 V2G, 还有其他变体, 如车到户 (V2H) 和车到楼 (V2B), 可实现电动汽车与电网之间的电

收稿日期: 2024-11-04; 修回日期: 2024-12-13

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目资助 (J2024197)

第一作者: 华陈君 (1986—), 男, 江苏人, 硕士。

力交换。V2G、V2H 和 V2B 的结合使用有助于降低高峰需求、减少碳强度、提供辅助服务和节约能源成本^[7]。

文献[8]提出了双层控制方法,以最小化负荷变化并调节电网电压。文献[9]使用了协调充电和放电调度策略,以通过考虑不同的不确定场景来最小化日负荷变化。通过遗传算法、ABC 算法、FA 算法、PSO 算法、CSO 算法、OCSO 算法等多种算法实现了负荷方差的最小化。从以上分析可以看出:在电动汽车存在的情况下,负荷变化的最小化是一个至关重要的问题。在当前的场景中,电动汽车的控制和调度需要更多的关注。此外,电动汽车还可用作移动的储能装置,以减少有功和无功功率损耗,改善电压曲线^[10]。文献[11]强调了 V2G 技术,该技术通过降低电网侧的无功功率需求来降低无功功率需求。

1 场景设置

这项工作是在 IEEE 69 母线径向配电系统(RDS)上进行的,标称基础电压为 12.6 kV,基础功率为 10 MVA。住宅停车场在节点 35 和 69 处表示,而行政停车场在节点 50 处考虑。节点 35 和 69 位于网络的死端。这项工作旨在最大限度地减少高峰和低谷负荷之间的差异,并最大限度地提高服务质量。此外,为了维持 EV 全天的运动,做出了以下假设:

1) 电动汽车的初始 SOC 在 20%~80%之间随机变化。此外,V2G 的效率被认为是 88%。

2) 假设网络中的电动汽车总数为 110 辆。

3) 电网全天供电。

如图 1 所示,RDS 的负荷曲线有 2 个明显的峰值,一个在上午(9:00~13:00),另一个在晚上(19:00~21:00),这是因为在这些时段商业和住宅负荷的能源需求较高。通常情况下,在这 2 个时间段,即 9:00~12:00 和 19:00~21:00,住宅区的耗电量较大。此外,假设在上午 9:00 至下午 13:00 期间,由于小型商业中心的渗透,电能需求较高。

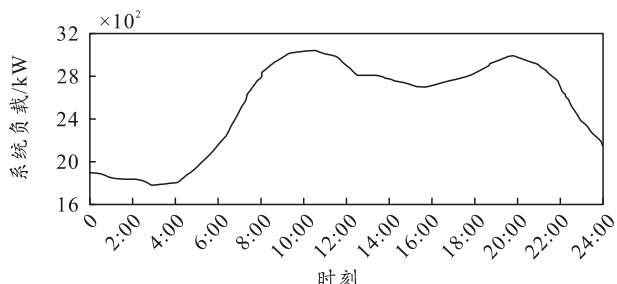


图 1 径向配电系统的基地典型作战负荷模式

2 问题公式化

这项工作旨在通过协调充电和放电计划,最大限度地减少峰谷负荷之间的差异;并通过最大限度地减少功率损耗指数,最大限度地提高服务质量。在这项工作中,最小化负荷差异被视为单一目标函数。负荷方差最小化的主要原因是为了获得一条平滑的负荷曲线。此外,只有将日负荷曲线的峰值负荷移至谷值负荷,才能获得平滑的负荷曲线。这种负荷差异最小化方法有:填谷和削峰 2 种工作模式。填谷模式是在电网负荷相对较低的情况下进行的,期间采用基于优先级的充电方法。在基于优先级的充电方法中,首先计算所有电池的 SOC,然后电动汽车按照给定的逻辑进行充电:

$$\left. \begin{array}{l} \text{高优先级充电,} \quad \text{SOC} < 55\% \\ \text{低优先级充电,} \quad 55\% \leq \text{SOC} < 90\% \\ \text{电动汽车保持不充电状态,} \quad \text{SOC} \geq 90\% \end{array} \right\} \quad (1)$$

当系统负荷超过预先设定的特定负荷时,将执行峰值负荷节省模式,电动汽车将按照给定的逻辑向电网充电:

$$\left. \begin{array}{l} \text{SOC} > 10\%, \text{ 电动汽车向微网放电} \\ \text{SOC} \leq 10\%, \text{ 电动汽车保持不充电状态} \end{array} \right\} \quad (2)$$

在这项工作中,负荷曲线最小化被视为第一目标函数 O_1 :

$$O_1 = \text{Min}(J) = \sum_{t=1}^T \frac{1}{T} (D(t) - \text{mean}(D))^2 \quad (3)$$

式中: D 为负荷需求; $T = T : 1 : 24$, T 为一天的时间, h 。

此外,在这项工作中,2 个不同的指数已经开发,以提供一个可靠的和高质量的供应给消费者通过最小化的真实的和无功功率损耗。

真实的功率损耗降低(PLR)指标:电动汽车充电/放电的合理安排可以降低系统的真实的功率损耗。式(4)可以代表真实的降损指标。

$$\text{PLR}_i = (P_{L(\text{base})} - P_{L(\text{EV}_i)}) / P_{L(\text{base})} \quad (4)$$

式中: $P_{L(\text{base})}$ 为 69 总线 RDS 中的基本情况有功功率损失; $P_{L(\text{EV}_i)}$ 为 RDS 中第 i 总线处存在 EV 之后的有功功率损失。

无功功率损耗降低指数(QLR):低无功功率供应是配电系统中电压分布不良的主要原因之一。因此,通过考虑无功功率损耗降低指标,采用无功功率损耗最小化。

$$\text{QLR}_i = (Q_{L(\text{base})} - Q_{L(\text{EV}_i)}) / Q_{L(\text{base})} \quad (5)$$

式中 $Q_{L(\text{base})}$ 和 $Q_{L(\text{EVI})}$ 分别为网络中第 i 条母线上没有 EV 和有 EV 时的无功功率损耗。

第二个目标函数通过最小化配电系统的真实的和无功功率损耗来最大化对用户的供电质量。第二目标函数 O_2 ：

$$O_2 = 1 / (1 + (w_x \text{PLR}_i + w_y \text{QLR}_i)) \quad (6)$$

式中 w_x 和 w_y 为分配给每个索引的权重, $w_x + w_y = 1$, 并且 $w_x = w_y = 0.5$ 。

在式(6)中, 目标权重用于计算各指标(即实际和无功功率损耗)的整体性能。目标权重值越高, 对整体性能的影响越大; 因此, 笔者对减少有功功率损耗和无功功率损耗赋予了同等权重, 以便对目标函数产生同等影响。

3 最有价值球员算法

MVP 算法(MVPA)是一种基于种群的元启发式算法。该算法的动机是体育运动, 其中球员组成团队并集体竞争以赢得奖杯。与此相反, 个人球员竞争赢得最有价值球员奖杯, 其中 MVPA 的属性已经在介绍部分中突出显示 MVP 算法中的群体玩家被看作是一个种群。每个玩家都有一套不同的技能来决定他们的表现, 而玩家的技能决定了问题的维度。每个球员的不同技能可以显示在式(7)。

$$\text{Player}_i = [SS_{i1}, SS_{i2}, \dots, SS_{iz}] \quad (7)$$

式中 $SS_{i1}, SS_{i2}, \dots, SS_{iz}$ 为第 i 个玩家的技能; z 为问题的维度。现在, 一个由一组特定球员组成的球队用式(8)表示。

$$\text{Team}_j = \begin{bmatrix} \text{player}_1 \\ \text{player}_2 \\ \vdots \\ \text{player}_{ps} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 ps 为特定球队的球员规模。第 j 队也可以表示为式(9)：

$$\text{Team}_j = \begin{bmatrix} SS_{11}, & SS_{12}, & \dots, & SS_{1z} \\ SS_{21}, & SS_{22}, & \dots, & SS_{2z} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ SS_{ps1}, & SS_{ps2}, & \dots, & SS_{psz} \end{bmatrix} \quad (9)$$

MVPA: 随机生成与玩家大小相等的玩家群体, 并且玩家被随机分配到不同的团队。所有球队并不需要同等的球员, 因此, 用户有更多的灵活性来选择球队和球员。下面将分别在(A)点和(B)点讨论团队形成的过程, 即个人和团队竞争。第一队 T_1 有 nP_1

球员, 扩孔队 T_2 有 nP_2 球员。 nP_1 、 nP_2 、 T_1 和 T_2 可以使用式(10)-(13)计算。

$$nP_1 = \text{ceil}(\text{PlayersSize}/\text{TeamsSize}); \quad (10)$$

$$nP_2 = nP_1 - 1; \quad (11)$$

$$T_1 = \text{PlayersSize} - T_2 \times \text{TeamsSize}; \quad (12)$$

$$T_2 = \text{TeamsSize} - T_1. \quad (13)$$

在这里, 球员规模和球队规模分别表示联赛中球员和球队的总数。如式(14)中所给出的, 函数'ceil'用于将数字舍入到其最接近的整数。竞赛阶段在初始化阶段之后, 在此阶段中, 既进行个人竞赛又进行团队竞赛。

1) 个人赛。每个玩家与其他球队的球员竞争, 以赢得最好的专营权球员。每个玩家都试图通过与其他玩家的比较来提高自己的技能; 因此, 玩家技能使用式(12)更新。

$$\text{Team}_a = \text{Team}_a + \text{rand} \times (\text{Franchise}_a - \text{Team}_a) + 2 \times \text{rand} \times (\text{MVP} - \text{Team}_a) \quad (14)$$

式中 Team_a 和 Franchise_a 分别为 a 队中的球员技能和 a 队中的最佳球员; 函数'兰德'为[0, 1]之间的随机数。

2) 团体赛。不同的团队相互竞争。例如, Team_i 和 Team_j 正在互相比赛, 那么赢得 Team_i 的概率是 i , 赢得 Team_j 的概率是 j ; 因此, 对于某个团队, 适应度值被归一化并表示为:

$$\text{fit}(\text{Team}_i) = \text{fit}(\text{Team}_i) - \min(\text{fit}(\text{AllTeams})) \quad (15)$$

Team_i 击败 Team_j 的概率可以表示为:

$$\text{prob}\{\text{Teams}_i \text{ beat Teams}_j\} = 1 - \left(\frac{(\text{fitN}(\text{Team}_i))^p}{(\text{fitN}(\text{Team}_i))^p + (\text{fitN}(\text{Team}_j))^p} \right) \quad (16)$$

$\text{prob}\{\text{Teams}_i \text{ beat Teams}_j\}$ 大于 $\text{prob}\{\text{Teams}_j \text{ beat Teams}_i\}$, 则 Team_i 获胜; 否则 Team_j 获胜。最后, 如果 Team_i 获胜, 那么 Team_j 的玩家技能将使用式(17)更新, 否则使用式(18)。

$$\text{Team}_i = \text{Team}_i + \text{rand} \times (\text{Team}_i - \text{FranchisePlayer}_j); \quad (17)$$

$$\text{Team}_i = \text{Team}_i + \text{rand} \times (\text{FranchisePlayer}_j - \text{Team}_i) \quad (18)$$

在更新玩家的技能后, 贪婪被应用于在“之前”和“之后”的比较中选择最佳适应度。具有较高值的适应度被移动到精英阶段。在精英阶段, 最差的球员被最好的球员取代。算法继续到终止标准, 如果满足则停止。

将 MVP 算法与 MCS 算法相结合来解决电动汽车规划问题。用于在 EV 问题中实施 MVP 算法的过

程如下:

步骤 1: 将 MVP 算法与 MCS 算法相结合来解决电动汽车规划问题。初始化 MCS 的初步迭代次数并确定收敛标准。

步骤 2: 基于正态分布生成与电动汽车相关的所有不确定参数的值。正态分布函数:

$$f(x, \mu, \sigma, a, b) = \frac{\frac{1}{\sigma} \varphi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)}{\varphi\left(\frac{b-\mu}{\sigma}\right) - \varphi\left(\frac{a-\mu}{\sigma}\right)} \quad (19)$$

式中: μ 和 σ 分别为随机瓦里的均值和标准差; a 和 b 分别为随机变量的上限和下限; φ 为正态分布函数。

步骤 3: 随机生成初始种群(充电和放电速率)的 MVP 算法:

$$P_{i,j} = P_{i,j}^L + \text{rand} \times (P_{i,j}^U - P_{i,j}^L) \quad (20)$$

式中: $P_{i,j}^L$ 和 $P_{i,j}^U$ 分别为第 j 个位置的第 i 个粒子的最小和最大极限; “兰德”为位于 0 和 1 的随机数。与电动汽车规模被称为玩家规模。相应地, 每个玩家的技能和大小是使用等式产生的, 如式(7)和(8)所示。球队是在 MVP 算法的基础上制定的技能和球员的大小, 如式(9)所示。

步骤 4: 在人口生成之后, 玩家被随机分配到团队中。球员和球队的总人数是根据式(10)一(11)选择的。

步骤 5: 在团队选拔结束后, 比赛阶段开始。比赛阶段包括个人比赛和团队完成。比赛结束后, 联盟最有价值的球员被确定, 球队被更新。

步骤 6: 根据适应度函数, 将更新后的团队与旧团队进行比较。具有较高适应性的团队(技能)传递到下次迭代。

步骤 7: 在这个阶段, 精英主义已经完成, 即最差的球员被最好的球员取代。

步骤 8: 重复的玩家将在此阶段被移除。

步骤 9: 最后, MVP 算法在达到预定义的标准后终止(否则, 重复步骤 4 至步骤 8, 直到满足指定的标准)。

步骤 10: 完全优化将在达到预定义的最大迭代次数后终止; 否则, 将从步骤 2 开始。

4 结果和讨论

在这项工作中, 利用多目标 MVP 算法来解决电动汽车的充放电调度问题, 以减少对不断增长的

峰值需求的不利影响。P2M 方法使电动汽车在分散能源方面更加灵活。先解决 2 个单目标问题, 再考虑多目标问题。通过第一个目标函数使给定网络的负荷方差最小化, 而通过第二个目标函数降低功率损耗指数使供电质量最大化。在 IEEE 69 总线 RDS 上测试了所提出的多目标 MVP 算法的性能。在这项工作中, 利用多目标 MVP 算法解决了电动汽车的充放电调度问题, 减少了对日益增长的高峰需求的不利影响。P2M 方法使电动汽车在分散能源方面更加灵活。首先解决 2 个单目标问题。程序在 Matlab 2018 平台上执行。

电动汽车在停车场充电取决于电动汽车的分布情况。此外, 充电模式还受到电网负荷模式的影响; 因此, 使用 MCS 概率模型来推导与电动汽车相关的不确定变量。不确定变量的输出被视为优化问题的输入参数, 不确定值是根据正态分布函数生成的。电动汽车从住宅区停车场出发的时间考虑在 5~12 h, 到达时间考虑在 15~21 h。不同停车场的行驶距离为 0~120 km。停车场的平均行驶距离约为 25 km。

在单目标情况下, 需要分别求解 2 个不同的目标函数, 即“负荷差异”和“功率损耗降低指数”的最小化。P2M 优化分为: 填谷和削峰。这 2 种模式的主要目标是通过优化每辆停车场的电池充放电, 最大限度地减少峰值负荷和谷值负荷之间的负荷差异。

图 2 和 3 显示了对填谷和削峰模式的深入分析。

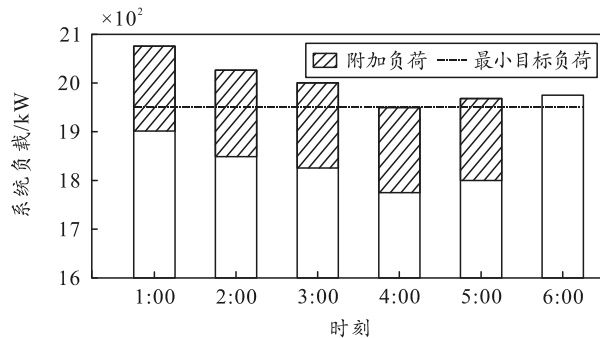


图 2 填谷模式的功耗

图 2 为填谷模式。在 0 至 6:00 时为谷值, 0 至 05:00, 电网负荷和最低目标值被充分利用来为电动汽车电池充电。在此, 0 至 05:00 会出现优先充电现象。只有当电动汽车的 SOC 低于 55% 时, 才会考虑优先。在这里, 最小目标负荷被设定为 1 950 kw。从图 2 可以看出, 填谷模式能够满足最低目标负荷。06:00 至 09:00 由于电网负荷介于最小目标负荷

和最大目标负荷之间，电网负荷和当前目标负荷仍然不一致。

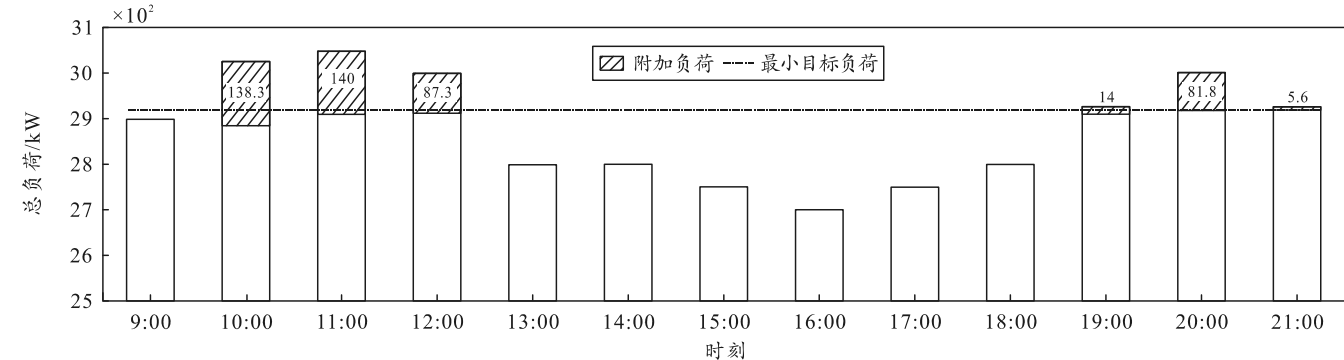


图 3 削峰模式的功率输送

图 3 为峰值负荷情况，观测时间为 9:00 至 13:00 和 19:00 至 21:00。在削峰模式下，电网负荷与最大目标负荷之间的差距最小。在这种模式下，电动汽车充当分布式发电机，向电网回馈能量，电动汽车电池可以放电，直到其 SOC 达不到 10%。从图 3 可以看出：在 10:00、11:00 和 12:00，电动装备分别向电网馈电 138.3、140 和 87.3 kW，以满足最大目标负荷。在 19:00 和 20:00 也观察到类似现象。

为了最小化负荷方差并证明 MVP 算法在解决

该问题上的有效性和鲁棒性，笔者进行了统计分析。结果显示，基于 MVP 算法的方案在负荷方差方面表现最优且最稳定，其均值、最优值和最差值均达到最小，这表明 MVP 算法能够持续提供最佳解决方案。

表 1 报告了使用 MVP 算法及其他对比算法最小化负荷方差所需的计算时间。所有算法的种群规模统一设置为 20。其中，MVP 算法的计算时间仅为 203 s，是所有算法中最短的。

表 1 功率损耗降低指数(L)的结果比较(p.u.)

各类参数	无控制	GA	ABC	PSO	GSO	OCSO	SOTA	MVPA
指数值	1	0.720 81	0.717 25	0.718 40	0.715 98	0.710 11	0.712 94	0.708 03
指数减少的百分比/%	—	27.920 00	28.270 00	28.160 00	28.400 00	29.000 00	28.710 00	29.200 00
最好指数	—	0.720 81	0.717 25	0.718 40	0.715 98	0.710 11	0.712 94	0.708 03
最差指数	—	0.727 56	0.721 60	0.724 61	0.719 32	0.715 22	0.719 62	0.715 09
平均指数	—	0.721 55	0.719 68	0.719 98	0.716 98	0.712 07	0.713 84	0.710 68
计算时间/s	—	187	275	141	116	132	135	113

与其他方法相比，在利用 MVPA 的基于优先级的充电调度中，负荷变化被更小化。用 MVPA 获得的最佳结果对应于 40 的群体大小。与 MVPA 中一样，仅将群体大小用作控制变量；因此，在这项工作中，要获得最佳结果(即：负荷变化)的总体大小以 10 的步长从 10 变化到 100。每个群体大小的组合执行大约 50 次以声明最佳结果。进行了参数敏感性研究，以获得每种组合的最佳结果，当总体规模为 40 时，获得了最小的负荷方差，并以粗体显示。此外，还观察到，对于获得最佳结果，小总体不是好样本。另一方面，太多的大群体也不能在最小化负荷方差方面提供更好的结果。然而，对于较大的人口规模，计算时间也太长。

可以得出结论：中等样本量总体更有利于获得最佳结果。基于优先级的充电和放电调度的有效性还体现在有功损耗的降低上，如图 4 所示。

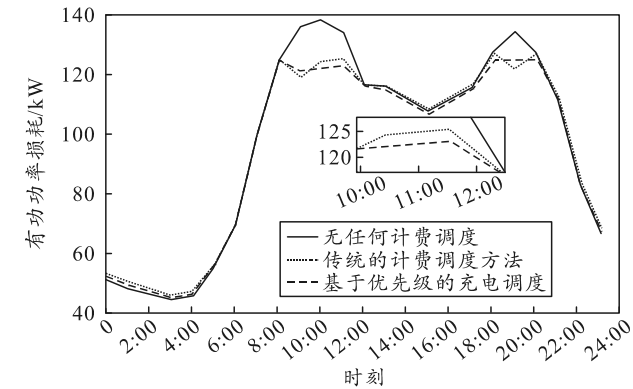


图 4 不同充电/放电调度的功率损耗

从图 4 中可以观察到：最大功率损失发生在 10:00~12:00。在 MVPA 的帮助下，基于优先级的充电和放电调度能够减少此时的功率损耗在单一目标中，也使用 MVP 算法来执行功率损耗降低指数(L)的最小化。这里，L 是 PLR 和 QLR 的组合。采用不同算法获得的结果总结在表 1 中。实验结果表

明, MVP 算法比现有的其他算法有更好的效果。在分析表 1 之后, 所提出的 MVP 算法的优点如下:

1) 发现 L 的优化值比不受控制的情况小 29.20%, 显著平滑了基地微网负荷曲线, 增强了系统应对战时突发高负荷的能力和稳定性。这一最佳结果仅在人口为 50 的情况下实现。

2) 发现用提出的 MVPA 获得的 L 值分别比使用 GA、ABC、PSO、CSO、OCSO 和 SOTA 小 0.81%、1.30%、1.46%、1.12% 和 0.29% 以及 0.69%。

3) 建议 MVPA 的计算时间为 113 s, 这是小于其他现有的方法。

从图 5 可以看出: 10:00~12:00 时刻和 19:00~21:00 时刻的功率损耗更大。

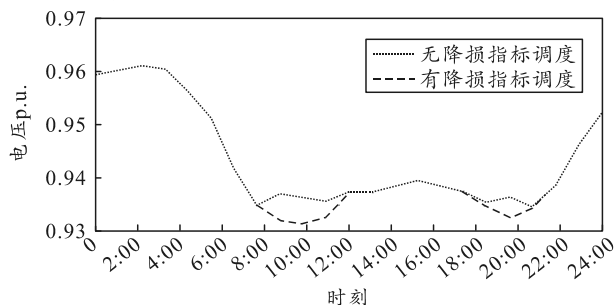


图 5 总线 50 处有 L 和无 L 的电压

5 结论

笔者提出了一个多目标优化算法来解决电动汽车有序充电规划问题, 以最小化负荷差异和功率损耗减少指数。MVP 算法成功求解了设定的目标函数。该算法作为 V2G 优化算法提出, 旨在同时优化每辆电动汽车的充放电功率并最小化电网负荷方差。该技术的核心是基于优先级预测的调度策略, 即低 SOC 的 EV 电池被赋予更高优先级, 获得更大的充电功率; 高 SOC 的 EV 电池则优先进行放电, 提供更大的放电功率。

研究结果表明, 通过实施这种基于优先级的充放电调度控制, 电网负荷方差能够被有效最小化。随后, 笔者将所提出的基于优先级的方法与其他元启发式算法, 包括遗传算法 GA、人工蜂群算法 ABC、粒子群优化算法 PSO、鸡群优化算法 CSO 以及正交鸡群优化算法 OCSO 进行了性能比较。

性能比较结果表明, MVP 算法在降低负荷差异方面优于其他优化方法。统计分析也证实了 MVP 算法的优越性。在这项工作中, 还提出了一个新的电能损耗降低指数, 以确保向用户供电的质量。电能损耗降低指数使用 MVP 算法执行。结果表明,

在电动汽车规划问题中, MVP 算法优于其他方法, 同时最大限度地降低了功率损耗指数, 而且网络节点电压也得到了显著改善。为了验证 MVP 算法的鲁棒性, 还进行了统计分析。比较结果表明: 与其他算法相比, MVP 算法提供了更好的最优解(即功率损耗降低指数的最佳、平均和最差)。

该电动汽车规划方案能够为单目标函数提供最佳折中方案。这项工作还可以在实时交通流的基础上进一步研究, 以开发出更符合实际情况的方案。此外, 还可以考虑纳入可再生能源。

参考文献:

- [1] 蔡黎, 杨晨曦, 李俊霆, 等. 军用电动装备接入主动配电网协同储能研究应用综述[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2024, 38(10): 212-220.
- [2] 杨静, 李晨岑. 分布式电源在军用机场配电网的应用探析[J]. 国防科技, 2020, 41(2): 21-27.
- [3] 陈君, 唐秀明, 苏宇生. 一种基于多目标优化的独立微电网容量配置方法[J]. 兵工自动化, 2024, 43(9): 66-72, 96.
- [4] 朱智, 张鑫, 刘凯. 基于改进狼群算法的含分布式电源的配电网故障定位[J]. 兵工自动化, 2025, 44(3): 50-54.
- [5] 李雄, 吴方权, 汤成佳. 一种电力用户用电特征数据挖掘方法[J]. 兵工自动化, 2025, 44(3): 25-28.
- [6] 岳文斌, 宁功韬, 倪永亮, 等. 坦克装甲车辆电力系统源网荷储协同优化与安全控制: 架构设计及前沿思考[J]. 兵工学报, 2024, 45(8): 2463-2477.
- [7] 项宇, 刘春光, 马晓军, 等. 基于联合算法的军用车辆混合动力系统能量管理[J]. 电机与控制学报, 2016, 20(9): 80-88.
- [8] 王剑锋, 倪家明, 王旭东, 等. 基于 AE-MFCM 技术的电力用户响应特性分析方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2021, 33(4): 47-54.
- [9] LE D S, PHAN H H, HUNG H, et al. KFSENet: A Key Frame-Based Skeleton Feature Estimation and Action Recognition Network for Improved Robot Vision with Face and Emotion Recognition[J]. Applied Sciences, 2022, 12(11): 5455-5467.
- [10] MADOKORO H, NIX S, WOO H, et al. A Mini-Survey and Feasibility Study of Deep-Learning-Based Human Activity Recognition from Slight Feature Signals Obtained Using Privacy-Aware Environmental Sensors[J]. Applied Sciences, 2021, 11(24): 11807-00823.
- [11] KRISHNENDU S, RAVI S, SURENDRA S Y, et al. Supplier selection using fuzzy AHP and fuzzy multi-objective linear programming for developing low carbon supply chain[J]. Expert Systems with Applications, 2012(39): 8182-8192.