

引用格式:王燕霞,王雨琛,甘少君.引入虚拟电厂的车网互动关系综述[J].电力科学与技术学报,2026,41(2):20-32.

Citation: WANG Yanxia, WANG Yuchen, GAN Shaojun. A review of vehicle-grid interaction with introduction of virtual power plants[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2026, 41(2): 20-32.

## 引入虚拟电厂的车网互动关系综述

王燕霞,王雨琛,甘少君

(北京工业大学城市交通学院,北京 100124)

**摘要:**虚拟电厂(virtual power plants, VPP)的诞生推动了电动汽车与电网之间互动关系发展,对促进城市电网负荷平衡具有重要作用。先系统梳理电动汽车、光储充一体化电站、虚拟电厂及其聚合商的发展过程,分析虚拟电厂的车网互动关系,归纳目前常用的电动汽车负荷预测方法;再阐述光储充一体化电站的选址与容量规划模型;然后,总结车网互动过程中电网层,虚拟电厂及其聚合商以及用户层的博弈关系;最后,对现有研究进行总结,并结合各国虚拟电厂案例,指出对未来车网互动关系发展的展望。

**关键词:**智能交通;虚拟电厂;深度学习;车网互动;电动汽车;光储充一体化电站

**DOI:** 10.19781/j.issn.1673-9140.2026.02.002 **中图分类号:** TM73; F426 **文章编号:** 1673-9140(2026)02-0020-13

### A review of vehicle-grid interaction with introduction of virtual power plants

WANG Yanxia, WANG Yuchen, GAN Shaojun

(College of Metropolitan Transportation, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

**Abstract:** The advent of virtual power plants (VPPs) promotes the development of the interaction between electric vehicles (EVs) and the power grid, and plays an important role in promoting the load balance of urban power grids. By systematically reviewing the relevant literature on EVs, integrated photovoltaic storage and charging stations, and VPPs and their aggregators, this paper analyzes the vehicle-grid interactions with the introduction of VPPs, summarizes the commonly used EV load forecasting methods, and describes the siting and capacity planning model of integrated photovoltaic storage and charging stations. Further, it summarizes the game relationship among the grid layer, the VPP and its aggregator, and the user layer in the process of vehicle-grid interaction. Finally, it summarizes the existing studies, and provides an outlook on the future development of vehicle-grid interaction by combining with the case studies of the VPPs of different countries.

**Key words:** intelligent transportation; virtual power plants; deep learning; vehicle-grid interaction; electric vehicles; integrated photovoltaic storage and charging station

随着电动车技术的成熟,现代汽车产业向着电动化、智能化等方向迅速发展。在资源短缺和环境保护的要求下,电动汽车(electric vehicle, EV)因零污染,低排放的优点得到重视。EV的车网互动技术,作为可将EV作为一种可调度的移动电源,让EV实现和电网、车辆与家庭之间的电能双向流动,

从而使整个电力系统用电效率达到最优。广义的车网互动包括车辆与电网互动(vehicle-to-grid, V2G),车辆与车辆互动(vehicle-to-vehicle, V2V),车辆与家庭互动(vehicle-to-home, V2H)等。实际中,V2G的研究是最广泛的。V2G不仅能解决电量空间和时间分布不均问题,还可抑制负荷曲线的波

收稿日期:2025-03-03;修回日期:2025-05-16

基金项目:国家自然科学基金青年项目(62003011),北京市教委科技一般项目(KM202310005001),教育部人文社会科学研究青年基金项目(24YJCZH320)

通信作者:甘少君(1988—),男,博士,副教授,主要从事人工智能、交通能源系统优化控制等方面的研究;E-mail:s.gan@bjut.edu.cn

动性。

2001年,美国能源部提出了虚拟电厂(virtual power plant, VPP)概念。VPP是通过整合分布式能源形式构建的,其目的是优化电力系统运营管理。VPP自提出以来,在全球范围内得到了广泛研究与应用,成为现代智能电网和能源管理的重要组成部分之一。

VPP参与车网互动,促进负荷平衡。EV负荷预测是VPP的必不可少的环节。只有获取EV用户侧所需负荷,才能优化光储充一体化电站的运营策略和容量配置,最大程度地发挥车网互动中各个主体的职能。车网互动关系如图1所示。

本文侧重研究引入虚拟电厂及聚合商的车网互动关系。这些互动关系包括EV负荷预测、光储充一体化电站建设、EV与电网的互动关系等。

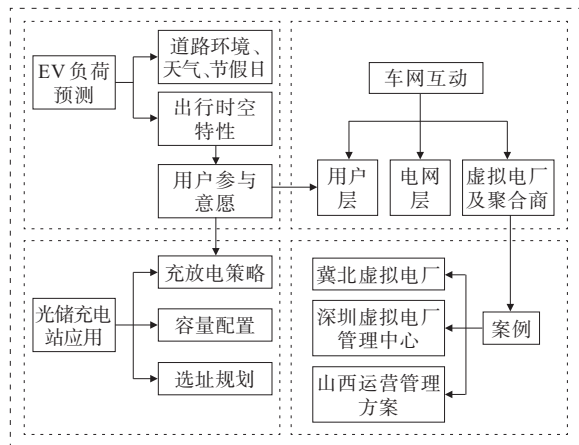


图1 车网互动关系

Figure 1 Vehicle-grid interaction

## 1 EV负荷预测研究现状

首先, EV负荷预测是研究车网关系的基础,其目的是更好地规划电网在充、放电过程中的稳定性与可靠性。通过预测负荷,获取EV用户的充电需求,更好地进行电网的建设、扩建,确保容量充足,满足区域内EV用户充电需求。其次,制定EV用户充电需求响应策略,通过预测充电负荷获取EV用户充电行为规律,通过分时段电价等形式鼓励EV用户在电网负荷低时充电,减少高峰时段电网负荷。

传统的EV充电负荷预测方法有蒙特卡洛模拟法,回归分析法等。蒙特卡洛模拟法本质上是一种随机采样的统计学方法。当其应用到EV充电负荷预测时,须先考虑路阻函数;再利用Dijkstra算法选取路径,获取EV时空分布信息;最后,采用蒙特卡

洛模拟各个区域的负荷<sup>[1]</sup>。回归分析法先通过历史数据拟合出最佳回归方程,再使用支持向量回归模型(support vector regression, SVR)等模型来拟合气候等特性的EV负荷预测<sup>[2]</sup>。但传统预测方法具有线性假设强、数据依赖度高、计算效率低、动态适应性差等缺点。深度学习的自动特征提取方法则能较好地解决此类问题。

### 1.1 外部环境因素角度进行负荷预测

外部因素对EV负荷预测的影响主要体现在EV车型比例、天气、节假日、季节等方面。不同的日期、路况会影响EV的使用频率和出行距离,而温度,湿度会影响EV的电池性能和充电效率。这些预测所需的数据常是不同环境下采集的车辆负荷的历史数据。

目前,研究者运用不同方法,对这些外部因素标定参数,建立考虑不同要素的负荷预测模型。文献[3-4]分析天气的温度,湿度等因素与充电负荷的关系,收集EV负荷历史数据集并进行归一化处理,采用回归分析法拟合充电负荷模型,这类方法适合数据质量高,预测周期短,变量关系近似线性的场景预测。文献[5]分析天气影响、供给能力变化对负荷供给端的管理要素,通过人工神经网络模型(artificial neural network, ANN)的自适应特征提取与非线性建模能力,预测EV在未来时间段的充电需求。文献[6]对多个充电站点的负荷进行预测,采用时空神经网络(graph spatio-temporal neural network, GSTNN)进行时空协同预测。图卷积可捕捉空间关联,门控卷积可提取时间依赖,长短期记忆神经网络(long short-term memory, LSTM)处理天气,日期,历史负荷等外部因素,能对多个充电站进行精准预测,更适用城市充电网络的负荷预测。在影响因素权重标定方面,文献[7]改进LSTM神经网络预测单站点充电负荷,使用三标度层次分析法量化充电负荷的天气、节假日、车型等要素的权重,减少主观偏差,其预测精度得到了提升。

综上所述,考虑诸如天气,日期等外部因素的负荷预测方法正在向ANN的方向发展。利用大量历史数据整合,不断迭代出新训练集,ANN可准确表征EV所需负荷与外部因素的数学关系。这些高精度预测为电网调度提供可靠依据,使电网能提前制定发电计划、储能策略和负荷分配方案,在负荷高峰前启动备用电源或调整充电时段,主动平抑负荷波动。

## 1.2 人为因素角度进行EV负荷预测

EV负荷预测的人为因素,主要分析EV用户的出行起止点、时空特性、用户参与V2G行为的意愿等由驾驶员的行为引起的负荷变化。其中,出行起止点决定了EV用户的出行路线和距离;EV用户的意愿决定充电地点和充电时段,影响不同地区和不同时段充电站的负荷情况。预测是依据EV用户的出行起止点和出行时空信息,通过对时序和空间变换来预测EV的负荷变化。

目前,许多研究基于出行轨迹,电池当前剩余电量(state of charge, SOC)等不同的因素,结合数据集选用合适的方法建立负荷预测模型。文献[8]使用蒙特卡洛抽样,获取EV用户的起讫点(origin-destination, OD)矩阵并刻画EV出行轨迹,预测EV充电负荷,建立EV与充电站的需求响应模型。文献[9]分析了起讫点、能耗、季节等因素影响,利用蒙特卡洛模拟计算每台EV是否有充电需求并预测其充电需求大小。

文献[10]综合考虑将EV用户出行时间、SOC及其对电价的敏感度特征,采用随机森林(random forest, RF)算法,建立了非线性模型来判断车辆是否参与调度,预测EV集群充放电情况。文献[11]采用改进的随机森林(improved random forest, IRF)算法,结合充、放电方程,建立能表征EV用户充电行为特性的模型,提高了EV总充电负荷预测精度。文献[12]引入注意力机制时空特征模型,动态地聚焦极端天气环境、早晚充电高峰等关键时空维度节点,更准确地表征EV充电负荷波动状态。

文献[13]考虑多重负荷需求响应及用户有序充电状态,应用消费者心理学理论构建充电负荷需求响应模型,实现显著增加年收入,增强电网负荷稳定性。文献[14]采用图卷积神经网络(graph convolution neural networks, GCN)对充电站位置与充电行为多模态数据联合建模,利用多充电站协同负荷预测模型(multi-charging station collaborative load forecasting, MCSCLF)的多通道特征与局部特征,对EV充电过程进行负荷预测。

此外,还有其他基于不同神经网络的负荷预测模型。文献[15]使用集成学习进行超短期充电负荷预测,通过高频响应与参数动态调整,高效训练大规模数据集、归纳数据特征,得到数据需求小、收敛速度快的EV用电负荷预测模型。文献[16]分析EV用户对参与车网互动的意愿,采用梯度提升决策树算法和时间卷积网络,较准确地预测EV充电

负荷,实现了可调度的有序充电。文献[17]引入EV主导虚拟电厂的动态随机变体,通过EV服务平台收集充电桩状态,充电成本、预约情况等运营信息,实现用户、充电站之间信息互联互通。文献[18]引入LSTM深度学习算法,进行EV负荷曲线预测,验证了机器学习模型在处理不同类型EV负载曲线数据时表现出更高的稳定性。

在使用LSTM神经网络预测负荷模型中,常用的处理有序充电负荷相关数据的离散化式为

$$\hat{x}_i(t) = \frac{x_i(t) - x_{\min}(t)}{x_{\max}(t) - x_{\min}(t)} \quad (1)$$

式中, $x_i(t)$ 为第*i*个样本在时段*t*的实际值; $\hat{x}_i(t)$ 为第*i*个样本在时段*t*的归一化值; $x_{\max}(t)$ 为样本在时段*t*的最大值; $x_{\min}(t)$ 为样本在时段*t*的最小值。

式(1)的本质是采用最小-最大归一化方法,将数据按比例缩放,使负荷数据落入[0,1]。

LSTM神经网络算法拟合程度较高。基于LSTM建立的EV充电负荷预测模型,能处理和预测时间序列数据中的动态特性。由于车网互动过程EV剩余电量决定着充、放电策略,精确的负荷预测对充电站优化策略十分重要。文献[19]采用加权平均技术训练(linear regression, LR)算法,学习ANN、递归神经网络和LSTM的不同权值,得到更精确的集成模型。

综上所述,LSTM等基于神经网络的数据驱动算法比蒙特卡洛法等传统算法能更好地从历史数据中挖掘规律,实现反向传播优化,更好地提取特征,构建更复杂非线性模型,其实时更新的参数使模型适应性更强,为后续VPP的充、放电策略提供科学决策依据。目前,EV负荷预测相关研究在影响因子层面,主要围绕车型、用户出行特征、预测时间等因素展开。对城市发展程度、用户具体充电需求与心理活动、储能设施类型等体现因地制宜的具体要素的研究鲜见。

## 2 光储充一体化电站研究现状

光储充一体化电站是一种电能补给系统,将充电设施与储能系统结合,形成可再生能源的一个光伏发电设施。光伏与储能相互结合,既能满足EV快速充电需求,又能降低高峰期电动汽车群体充电带来的充电压力,充分发挥各自优势,就地利用溢出的光伏能源,提高可再生能源渗透率,起到局部削峰填谷的作用。其可在夜间用电低谷时通过EV储电进行。车-路-网-站主体交互关系如图2所示。

文献[20-21]分析了EV用户充电时间、行为分散性等充电行为差异、优化光伏与储能系统的最优容量配置,实现了EV充电站的经济效益最大化。

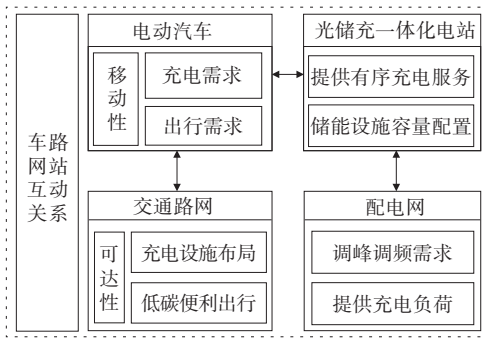


图 2 车-路-网-站主体交互关系

Figure 2 Vehicle-road-network-station subject interactions

光伏发电系统,充电桩系统和能量管理系统共同组成的光储充一体化电站。光伏储能充电桩一体化系统提升了可再生能源额利用效率,实现削峰填谷,解决了新能源发电的不稳定问题。

### 2.1 充、放电策略研究

动态电价定价过程如图 3 所示。考虑充放储一体化充电站(charging discharging storage integrated station, CDSIS)与EV用户互动的主从博弈关系,提出利用电价引导的优化调度策略。以一体化充电站最大盈利为优化目标,兼顾电价、能量平衡、储能、放电效率等约束,使充、放储一体站参与到优化调度,降低系统总运行成本。文献[22]综合考虑天气,电价,节假日等要素,运用残差机制和注意力机制的LSTM神经网络算法,建立了充、电负荷预测模型,其预测效果较好。

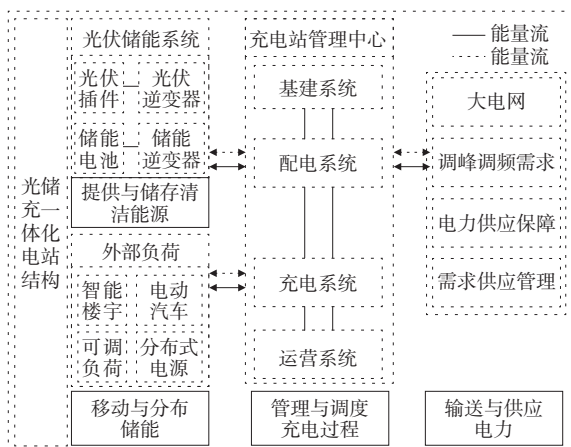


图 3 光储充一体化电站结构

Figure 3 Structural diagram of integrated photovoltaic storage and charging station

基于改进进化-深度强化学习(evolutionary deep reinforcement learning, EDRL),文献[23-24]提出了孤岛微电网频率控制策略,引入调整奖励函数的加权系数,对微电网调频需求、用户需求、调控成本进行调控,有效应对多目标工程任务。文献[25-26]基于门控循环单元(gated recurrent unit, GRU)的神经网络模型,提出了EV有序充电优化方法,通过负荷、电价、EV电量等信息进行各时段充电优先级评价,得出了随着EV用户参与意愿比例增大,EV有序充电的优化效果会更好的结论。

文献[27]考虑EV聚合商通过电价激励引导用户的策略,规划充放电时段和电价,有序引导EV用户的充、放电行为,较好地解决了个体形式的EV用户无序参与V2G过程所产生的问题,实现了对EV充、放电负荷的有效控制。文献[28]考虑双重电价的EV充、放电的两阶段过程,充分利用EV停泊时间,依据EV用户设置的充电需求,分多时段电价与充电负荷状态曲线,安排充电,并将其等效为蓄电池功能,参与电网调度。动态电价定价过程如图 4 所示。

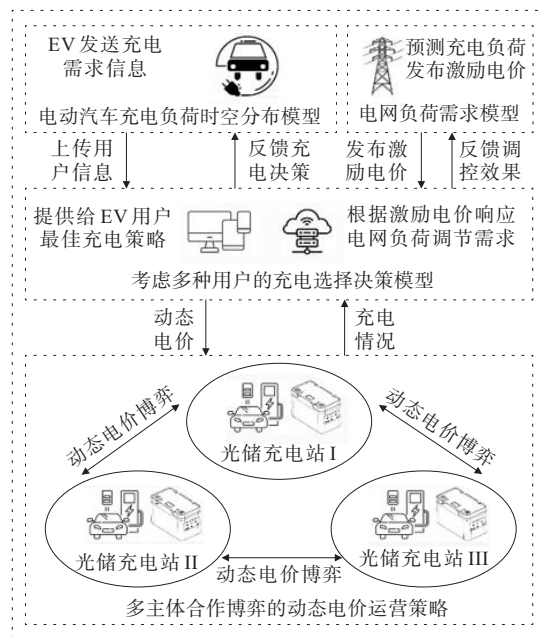


图 4 动态电价定价过程

Figure 4 Schematic diagram of the dynamic tariff pricing process

综上所述,有序充电比无序充电更高效、更稳定,通过深度学习算法对EV的充电需求进行预测,制定合适的充电负荷运营策略。当充电站的首要目标是确保充电负荷稳定时,通过奖励机制引导EV群体放电,搭配分时电价控制EV充电过程,实

现电网负荷高峰期利用奖励机制与电价策略控制EV充放电过程,平抑负荷曲线。

## 2.2 光储充一体化电站容量配置研究

作为典型的多目标规划问题,光储充一体化电站的容量配置与其建设成本、光伏储能系统的维护成本、充电服务收益和光伏供给占比相关。常见的解决多目标规划问题的算法有粒子群算法、遗传算法、非支配排序遗传算法 I(non-dominated sorting genetic algorithm, NSGA)算法、非支配排序遗传算法 II(non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II)算法和分布式鲁棒优化算法等<sup>[29]</sup>。

文献[30]提出了在电力市场的负荷需求高峰期期间调度VPP相关能源利润驱动策略,较好地降低了发电的运营成本,提高了VPP资源的经济回报,优化了资源利用率。文献[31]分析了光伏系统混合建模和充电桩调度过程中源荷特性,利用整体线性规划BigM法,求解光储充一体化电站的同步容量配置与调度优化模型,提高了光储充一体化电站的综合性能。文献[32]从收益角度出发,提出了电池更换充电系统的负荷调度方案和可调度容量,将其作为需求侧资源进行配置,取得了更好的效益。文献[33]分析储存电池的能量限制、功率限制和能量泄漏,建立了新的储能容量分析方法,根据供电量和需求量规划最佳容量规模。

综上所述,目前的光储充一体化电站的容量配置主要与光伏发电比例、当地EV充电需求、储能系统效率等因素相关。这些文献均从多种角度分析了诸多要素对光储充一体化电站的建设运营成本影响,规划了合理的储能设施容量配置。

## 2.3 光储充一体化电站选址研究

EV充电站选址的基本原则是经济性、便利性、安全性。选址宏观影响因素包括经济因素、政策因素、社会因素、环境因素和技术因素。选址微观因素包括充电需求类型、总充电需求量、服务能力、服务时间、可达性等。对EV充电需求估算的方法有两个思路:一个是基于蒙特卡洛模拟法估计EV需求,如考虑确定性概率分布、考虑随机性和多样性、考虑时空分布特征等。另一个是基于真实数据估计EV需求,如基于统计数据估计法、基于轨迹数据估计法和基于数据驱动的智能估计方法。针对EV充电站的选址模型的求解方法有精确算法、启发式算法、深度学习算法等。

文献[34]采用精确算法中Benders-and-Price算法,分析环境要素对不确定行驶距离的影响,确

定最佳充电站选址。遗传算法、粒子群优化算法与贪婪算法等启发式算法也是常用的。文献[35-36]使用多目标粒子群优化算法构建考虑风电出力不确定性和EV需求响应的充电桩规划模型,大幅降低了建设成本。

深度学习算法通过对海量数据(如历史充电记录、全球定位系统(global positioning system, GPS)轨迹进行特征提取,挖掘潜在规律,建立模型。深度学习算法比精确算法和启发式算法能更好地表征实时响应需求的变化。文献[37]将融合深度学习和强化学习融合,将充电站选址问题等效于马尔科夫决策过程,得到了最短EV充电时长和OD距离。文献[38]分析了规划成本、运营成本和网损成本,构造分段函数来描述已有充电站和新充电站的关系,其研究表明已有充电站调整选址模型与规划者对充电距离和成本的偏好程度有关。

文献[39-40]采用电力系统容量投资策略模型,将最大利润作为目标函数。其证明充电桩与候车位数对利润的影响有限,应更多考虑光伏发电和光伏储能系统容量带来的效益。文献[41]给出了EV用户充电满意度的选址规划模型:

$$\text{Max } E(Z_1) = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} (E(\omega_{it}) x_{ijt} F(d_{ij})) \quad (2)$$

$$\text{Max } E(Z_2) = \sum_{i \in I} \sum_{t \in T} \sum_{j \in J} ((E(f_{a,s,t}) + E(f_{e,s,t})) y_{jst}) \quad (3)$$

$$\text{s.t. } \sum_{j \in J} x_{ijt} = 1, \forall i \in I, t \in T \quad (4)$$

$$\sum_{s \in S} y_{jst} \leq 1, \forall j \in J, t \in T \quad (5)$$

$$y_{jst} \leq y_{jst+1}, \forall j \in J, s \in S, t \in T \quad (6)$$

$$\sum_{j \in J} x_{ijt} d_{ij} \leq d_{\max}, \forall i \in I, t \in T \quad (7)$$

$$x_{ijt} \leq y_{jst+1}, \forall i \in I, j \in J, t \in T, s \in S \quad (8)$$

$$\text{Cr} \left( \sum_{i \in I} \omega_{it} x_{ijt} \leq \sum_{s \in S} k_s y_{jst} \right) \geq \alpha, \forall j \in J, t \in T \quad (9)$$

$$x_{ijt} \in \{0, 1\}, \forall i \in I, j \in J, t \in T \quad (10)$$

$$y_{jst} \in \{0, 1\}, \forall j \in J, s \in S, t \in T \quad (11)$$

式中, $E(\cdot)$ 为模糊变量期望值; $Z_1$ 、 $Z_2$ 分别为系统总服务效益和充电站总建设成本与运营成本之和; $\text{Cr}(\cdot)$ 为充电站满足分配到该站的充电需求的概率置信水平 $\alpha$ ;  $I$ 为充电需求点集合;  $J$ 为充电站选点集合;  $S$ 为充电站等级集合;  $T$ 为建设周期集合;  $\omega_{it}$ 为第 $t$ 个周期中需求点 $i$ 的模糊需求量;  $d_{ij}$ 为充电需求点 $i$ 到 $j$ 的距离;  $x_{ijt}$ 为第 $t$ 周期中需求点 $i$ 到充电站 $j$

的 0-1 变量(当其值为 1 时,表示第  $t$  个周期内,需求点  $i$  被分配到充电站  $j$  进行充电;当其值为 0 时,表示第  $t$  个周期内,需求点  $i$  未被分配到充电站  $j$ );  $f_{e,s,t}$  为第  $t$  个周期中  $s$  等级充电站模糊运营成本;  $f_{a,s,t}$  为第  $t$  个周期中  $s$  等级充电站的模糊建设成本;  $y_{jst}$  为表征是否在第  $t$  周期中建立等级为  $s$  的充电站  $j$  的 0-1 变量(当其值为 1 时,建立该充电站  $j$ ;当其值为 0 时,不建该充电站  $j$ );  $k_s$  为  $s$  等级充电站的服务能力;  $d_{\max}$  为 EV 紧急充电里程。

其中,式(2)表示最大化全周期 EV 用户的充电满意度,式(3)表示最小化充电站总成本,式(4)表示充电站建设与运营总成本,式(5)表示每次充电过程只需要一个充电站完成的约束,式(6)表示充电站建立后不能拆除,式(7)表示 EV 满足充电站的最大服务半径的约束,式(8)表示 EV 会前往已建成的充电站进行服务,式(9)表示满足充电站服务能力约束的可信性不小于  $\alpha$ 。

综上所述,光储充一体化电站的选址规划问题一般须建立双层目标规划模型。其中,上层目标考虑光储充电站的建设和运营总成本,下层目标考虑用户进行充电的充电成本与满意度,从而最大化经济效益。其求解方式常常采用深度学习算法,对数据自动提取特征。

### 3 EV 和电网的互动关系

EV 兼具机动、储能等多方面功能。通过调节 EV 充、放电行为实现平抑负荷波动的效果。然而, EV 参与充/放电的过程存在多方主体参与, EV 用户之间又存在相互作用和影响。因此,如何统筹协调 EV 用户,实现多方利益最大化至关重要。

国内外在车网互动关系方面的研究已获得了一些研究成果。文献[42]采用基于价值和策略的深度学习算法分析车网互动,前者通过价值函数表达执行某一动作后获得的回报,在获得最优价值函数后进行决策;后者定义了决策动作的概率分布,计算所有动作概率值的最优策略函数,并通过随机抽样选出动作执行。文献[43]通过提出三段式表达法来描述 EV 充电路径,其将充电路径分为游离点位到网络顶点、网络顶点之间和网络顶点到游离点位 3 种方式,并利用 Q 学习方法和深度强化学习建立路径优化模型。

由于分布式电源产能的不确定性、EV 的分散性与 EV 用户参与车网互动的程度的差异性, EV 用

户和电网的互动过程效率不高。针对这些问题,也有研究提出了 VVP 作为解决方案。VVP 是通过集成和协调分布式能源,对传统电厂功能进行模拟和优化的系统。VVP 作为第三方,先通过先进的控制和通信技术,集中管理分散的资源,再与电网互动以提高电力系统的整体效率和稳定性,在负荷高峰期提供备用能源以平抑负荷曲线波动。

VVP 通过与电网交互的电价浮动获取自己的收益,根据所提供负荷的稳定性最大化运营收益。VVP 运营商基于最低运营成本和源荷不确定性建立的优化模型为<sup>[44-45]</sup>

$$\min f_1 = \sum_{t=1}^T \begin{pmatrix} P_{\text{grid}}(t) \frac{C_{\text{Grid}+}(t) + C_{\text{Grid}-}(t)}{2} - \\ P_{\text{grid}}(t) \frac{C_{\text{Grid}-}(t) + C_{\text{Grid}+}(t)}{2} \\ - c_{\text{buy}}(t) P_{\text{EV, sum}}(t) \end{pmatrix} \quad (12)$$

式中,  $f_1$  为虚拟电厂运行成本;  $C_{\text{Grid}+}(t)$  为虚拟电厂向上级电网的购电电价;  $C_{\text{Grid}-}(t)$  为虚拟电厂向上级电网的售电电价;  $c_{\text{buy}}(t)$  为 EV 充放电费用;  $P_{\text{grid}}(t)$  为考虑不确定因素的虚拟电厂与上级电网的交互功率  $P_{\text{EV, sum}}(t)$  为电动汽车的聚合功率。

VVP 的影响如图 5 所示。因此, EV 和电网的互动关系应考虑电网、VVP 聚合商和 EV 用户。其中, VVP 和电网之间通过交易电量实现负荷平衡, VVP 和 EV 用户之间则是 EV 用户作为出售者,利用 EV 的移动储能特性参与 VVP 与电力市场的交易,获取利益<sup>[45]</sup>。

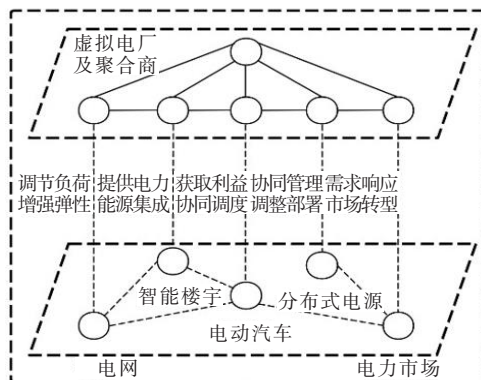


图 5 虚拟电厂的影响

Figure 5 Impact of virtual power plants

#### 3.1 电网层面

在电网层面,引导 EV 用户有序充电的方法主要分为电价控制和功率控制两类。其中,电价控制主要采用分时电价、实时电价和尖峰电价等激励方

式引导用户在低峰时段充电;功率控制则通过限制EV充电时间和充电功率来降低电网损和峰谷差值<sup>[46]</sup>。

电价控制层面,文献[47]采用了调度和交易的先进机器学习框架,以博弈论定价策略为基础,通过智能合约提供支持,促成EV用户自主参与V2G决策,简化了交易流程,保护了EV用户个人隐私。文献[48]提出了一种考虑配电网运行收益和成本的调度模型,该模型综合分析了充电服务效益和拒绝服务惩罚成本等因素。

功率控制层面,文献[49]分析了用户参与EV负荷优化调度意愿和调节潜力,提出了计及多重用户特征的实时优化调度模型,并采用软演员-评论家(soft actor-critic, SAC)算法,为EV充电过程制定个性化方案,实现充电站智能调度和系统负荷的波动平抑。

### 3.2 VVP聚合商层面

VVP聚合商在EV和电网互动关系中须考虑自身与两者之间的利益关系与EV统筹管理方式。虚拟电厂聚合商与电网互动参与者关系如图6所示。

在VVP聚合商与用户层面,文献[50]分析了新能源消纳机器成本信息,经过一定变换,计算得到当量负荷,并利用该当量负荷制定分时电价的不同时段的惩罚成本,有效提升了VVP经济效益,较好地激励EV用户参与充、放电过程。文献[51]基于EV用户的不同偏好,以最短充电时间和最小放电截止容量为指标,对用户群体进行分类建模,其研究表明不同车型组合调度的互动方案效率更高。文献[52]提出了一种主从博弈双层优化模型,使用纳什均衡解,求得电价和充电功率,实现VVP运营商与EV用户的利益均衡。文献[53]考虑不同用地属性对汽车充电需求的影响,得到了充电站建设运营成本、用户充电成本和寻站成本为2.2:1.6:1.0时利益最大的结论,该研究还验证了单一建站成本影响最大以及用户的综合成本占比高于建站成本占比。文献[54]提出了计及EV用户满意度的主从博弈双层优化模型,采用区间优化理论降低了源荷不稳定性对车网互动的影 响,验证了有序充、放电策略的重要性。文献[55]分析了EV用户参与VVP调度对利润的影响,分别从激励的需求响应和充电电价的需求响应这两个角度讨论了分时电价机制下的VVP经济优化方法。此外,也有研究建立了多

类型VVP电力负荷需求的概率模型,依照分时电价政策,结合储能系统和EV寿命分析可以提高系统经济效益。

降低EV用户成本,保证配电网正常运行的优化调度模型<sup>[56]</sup>为

$$f_1 = \min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_t} \lambda_t P_{i,t} \Delta t \quad (13)$$

$$f_2 = \min \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (P_t - P_{av})^2} \quad (14)$$

式中, $f_1$ 为电动汽车用户的总充电成本; $f_2$ 为电网负荷波动率; $t$ 为时间段; $T$ 为总时段数; $N_t$ 为用户总数; $\Delta t$ 为时间间隔; $P_{i,t}$ 为 $t$ 时段的第 $i$ 辆车的充电功率; $\lambda_t$ 为 $t$ 时段的电价; $P_t$ 为 $t$ 时段的该区域的负荷, $P_{av}$ 为该区域当日平均负荷。

VVP聚合商与电网互动参与者关系如图6所示。在VVP聚合商的管理方式方面,文献[44]采用了先EV用户抽样、再聚类的管理策略;然后,综合考虑不同型号EV用户在VPP系统中的不同表现;最后,将相同特性的EV聚类统一调度管理。这样能更灵活地组织EV用户有序充、放电。文献[56]分析了EV用户自适应充电控制的时空分布特性,评估其参与调峰调频的潜力,引入聚合可调度容量,对EV用户的响应步长、可持续时间和空间分布等特征分析并聚类,优化EV用户聚合管理过程。文献[57]提出了一种计及聚合运营商与多个VPP之间利益关系的主从博弈双层规划模型,该模型从VPP的灵活性资源的差异出发,分层构建VPP优化调度模型,并通过制定购售电价格引导多个VPP协同运行。文献[58]基于EV的移动特性,区域虚拟电厂(cluster virtual power plant, CVPP)采用实时功率追踪机制预测可控负荷,统一调度该区域EV用户的充、放电状态,实现VPP负荷均衡管理。文献[59]建立了基于EV用户的舒适性和偏好性,有利于平衡能源供需的相应机制。该机制不仅能增强用户主动响应IDR、灵活参与城市VPP优化调度的能力,还能提高城市电力系统的可靠性。

目前,VPP以及VPP运营商须处理好车网互动中参与主体之间的衔接关系。合理的电力市场交易与VPP市场机制是VPP纳入区域电网市场交易的基础<sup>[60]</sup>。VPP的后续可从并网运行控制装置、分布式资源聚合与优化调度、参与区域电力市场与电网调频调峰等研究方向展开。

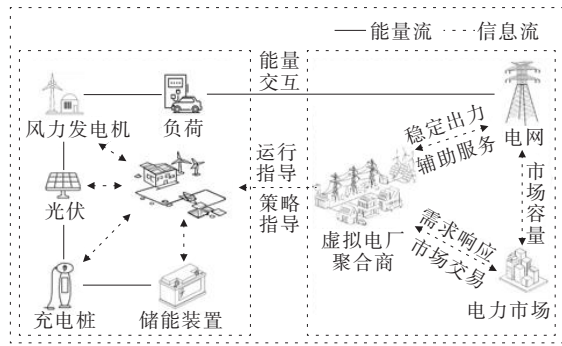


图 6 VPP 聚合商与电网互动参与者关系

Figure 6 Relationships between virtual power plant aggregator and grid interaction participant

### 3.3 用户层面

EV 用户主要涉及车网互动中的调度过程,而调度路径的优化能够减少 EV 电量损耗,高效利用充电资源,提高 EV 充电过程的效率以及 EV 参与电网调频调峰的灵活性。

EV 路径优化不仅能提高 EV 充、放电的效率和经济性,还能优化电网能源调度和交通系统运行。通过优化 EV 调度路径,可缩短充电过程的等待时间,避免充电站周边地区在充电高峰时段堵塞,减少充电设施的建设与维护成本,更快响应高峰时段电网负荷要求,从而提升 EV 用户的充电体验。文献[61]采用两阶段分布优化框架,确保日前调度阶段和实时调节阶段的负荷稳定性,其采用的实时能量调度策略有助于以相对较低的储能利用率来节省成本、提高能源利用率。

文献[62]采用基于元启发式优化算法的新方法,调度停放状态下 EV 的充电,旨在最大限度地降低 EV 车主的日常充电成本,维护电网负荷供需平衡,该研究还验证了鲸鱼优化算法(whale optimization algorithm, WOA)的有效性。文献[63]采用元启发式算法规划 EV 停车时的充放电活动,应用差分进化算法(differential evolution, DE),粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO),鲸鱼优化算法,灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)算法,解决 EV 充、放电调度问题,最大限度降低 EV 车主日常充电成本,保证电网负荷稳定。文献[64]分析了沿途道路路阻、重量、充电时长,并基于实时电量数据,采用改进 Dijkstra 算法规划 EV 用户去充电站的路径。

EV 用户在参与车网互动时,仍依赖 VPP 及聚合商的调度引导,按照合理的调度计划进行电网互动行为, EV 用户须基于电价、参与车网互动的收益

等要素决定自己的行为。

综上所述,引入第三方 VPP 及其聚合商,能够促进 EV 用户参与能源管理过程,通过 EV 的移动储能特性降低能源输送成本,确保负荷稳定,减少弃风、弃光现象的损失。目前研究应更注重 EV 充电途中交通现象(如交通拥堵)对 EV 用户参与 V2G 意愿的影响。

## 4 国内外 VPP 案例

国外 VPP 发展较为成熟。欧洲各国发电资源分散,为聚合分布式发电资源,协助可再生能源稳定并网,从发电侧建立 VPP。其中,德国 VPP 完全商业化,独立 VPP 运营商担任平衡责任方;大型电力公司作为跨国、地区或市级企业调度区域内负荷,保证电网负荷平衡;分布式能源的制造商则以新型市场参与者的身份,聚合用户资源,参与电力市场交易。

美国各州的电力市场批发机制和管理手段各不相同。美国的 VPP 更注重可控负荷的需求响应,该国拥有许多可直接连接到用电侧的分布式太阳能资源。2022 年,美国风光发电占比约为 14.9%。VPP 独立运营商聚合可打破企业对发电—配电环节的垄断。其中, VPP 平台 Sunverge 采用需求侧响应计划,实现分布式能源参与电力批发市场流动,聚合用户侧分布式能源,跟踪系统负载和发电机输出信号,实现了对紧急事件调度能源的响应。

目前,中国的风电、光电发电比例显著增长。风电和光电发电分别由 2010 年的 1.06% 和 0.00% 上升到 2022 年的 8.19% 和 2.73%。但中国电力市场机制为国家电网与南方电网统一调度,下面各级省市电网分级管理。因此,中国的电力市场现状非常契合引入 VPP,实现电负荷需求响应与可控负荷聚合调节。

近年来,中国 VPP 发展迅速,逐渐成为了智能电网、能源互联网等领域不可或缺的重要组成部分。VPP 能将分散的电力资源高效集成并优化调度。目前,中国各地开展了多个 VPP 示范项目,验证了 VPP 的实际应用效果。

中国河北省的冀北虚拟电厂是中国首个 VPP 示范项目。该项目通过实时接入和控制蓄热式电采暖,实现了 16 万千瓦容量的调节,助力打造区域智能楼宇、家居、储能、光储充电站、分布式光伏等可调能源的多级共享生态,其在 2022 年北京冬奥会电力保供工作中发挥了重要作用,通过提供调峰服

务、消纳清洁能源等方式,实现了100%绿电供应。其中,唐山市凭借电动重卡的大容量储能单元,高充电效率等优势,有效促进电力供需平衡与新能源消纳,建成了国内第一个电动重卡型VPP。

广东省深圳市虚拟电厂管理中心是国内首家VPP管理中心。14家负荷聚合商接入分布式储能、数据中心、充电桩、地铁等负荷,其总容量可达87万千瓦。目前,该管理中已实现电网调度系统与用户侧可调资源的双向通信,为用户侧可调节资源参与市场交易与电网侧实现削峰填谷提供了技术保障,其可实现电网对聚合商平台的实时调节调度、在线实时监控等技术。

中国山西省出台了《虚拟电厂建设与运营管理实施方案》,进一步推动源网荷储高效灵活的协同互动,增强电力市场对高比例新能源的适应性,构建适应新型电力系统的市场机制。其将VPP分为负荷类VPP与源网荷储一体化VPP两类,并分别规范了这两类VPP的建设与入市流程。其中,清洁能源虚拟电厂示范工程——晋能虚拟电厂项目等得到推广。

中国VPP尚处在探索阶段。由于运营技术存在瓶颈、用户储能设施受场地空间限制、补贴结算模式标准未出台,用户响应意愿不高等因素,尚未具备常态化运营的条件。但国内整体VPP相关技术壁垒已攻克,须进一步建立与中国电力资源现状匹配的市场型VPP管理方案,建设EV协助虚拟电厂实现负荷转移的运营体系,真正实现VPP与EV用户参与电力市场交易活动,促进电网负荷平衡。

## 5 结语

长久以来,电力系统作为维持城市正常运转的核心,有关负荷平衡的电网韧性相关研究得到广泛关注。而近年EV快速发展和普及、VPP试点项目的开展,为车网互动技术提供了更多理论基础和实践经验。本文分析了综合考虑不同要素的EV负荷预测方法及其原理,梳理了光储充一体化电站的充、放电策略,容量配置规模与选址原则,分析了引入VPP这一主体的车网互动中各参与者的影响关系,并对以下研究方向进行展望:

1)通过深度学习算法预测EV负荷实现高精度预测,其中长短期记忆网络与加权平均技术训练LR算法形成的集成学习模型相比于其他模型预测误差更低。

2)光储充一体化电站的容量配置和选址规划

问题,常采用双目标规划模型,提供全局最优的解决方案,即通过上下两层设置不同目标函数避免局部最优情况,以最小的建设运营成本,最大限度服务EV用户。

3)VPP及聚合商作为车网互动的第三方参与者,将抑制负荷曲线波动性为目标,利用电价或充电功率等要素实现对EV充电过程的调控,并在互动过程中获取维护运营的利益。设置VPP的成本远小于建立充电站所需的建设运营成本。

目前,VPP的研究主要集中于技术集成和负荷管理,局限于VPP与电网层的交互关系,而国内富余的EV资源并未完全参与车网互动中。基于中国的EV发展现状与VPP运营试点实验,引入VPP的车网互动体系须进一步充分利用电网系统的统一调度能力和大量EV的移动储能特性,建立VPP利用EV储能参与电网调峰调频的运行系统。

## 参考文献:

- [1] 李含玉,杜兆斌,陈丽丹,等.基于出行模拟的电动汽车充电负荷预测模型及V2G评估[J].电力系统自动化,2019,43(21):88-96.  
LI Hanyu, DU Zhaobin, CHEN Lidan, et al. Trip simulation based charging load forecasting model and vehicle-to-grid evaluation of electric vehicles[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(21): 88-96.
- [2] DUAN M, DARVISHAN A, MOHAMMADITAB R, et al. A novel hybrid prediction model for aggregated loads of buildings by considering the electric vehicles[J]. Sustainable Cities and Society, 2018, 41: 205-219.
- [3] 黎耀华,贾卫歌.光储充一体化充电站系统研究[J].机械工程与自动化,2023,52(1):224-226.  
LI Yaohua, JIA Weige. Research on integrated charging station system of optical storage and charging[J]. Mechanical Engineering & Automation, 2023, 52(1): 224-226.
- [4] 孙立明,杨博.基于充电需求时空分布预测的电动汽车充电站最优规划[J/OL].发电技术,1-12[2025-11-16].  
<https://link.cnki.net/urlid/33.1405.TK.20240914.1014.002>.  
SUN Liming, YANG Bo. Optimal planning of electric vehicle charging station based on spatio-temporal distribution prediction of charging demand[J/OL]. Power Generation Technology, 1-12[2025-11-16].  
<https://link.cnki.net/urlid/33.1405.TK.20240914.1014.002>.
- [5] PRATAP SINGH A, KUMAR Y, SAWLE Y, et al. Development of artificial Intelligence-Based adaptive vehicle to grid and grid to vehicle controller for electric vehicle charging station[J]. Ain Shams Engineering

- Journal, 2024, 15(10): 102937.
- [6] 王宁, 陈宇, 李波. 基于图时空神经网络的多充电站负荷协同预测方法[J]. 汽车工程学报, 2023, 13(5): 760-772.  
WANG Ning, CHEN Yu, LI Bo. Collaborative load prediction for multiple charging stations based on graph spatiotemporal neural network[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2023, 13(5): 760-772.
- [7] 林祥, 张浩, 马玉立, 等. 基于改进 LSTM 神经网络的电动汽车充电负荷预测[J]. 现代电子技术, 2024, 47(6): 97-101.  
LIN Xiang, ZHANG Hao, MA Yuli, et al. Electric vehicle charging load prediction based on improved LSTM neural network[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(6): 97-101.
- [8] 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(7): 157-167.  
ZHU Yongsheng, CHANG Wen, WU Dongya, et al. A Stackelberg game optimization scheduling strategy considering the interaction between a charging-discharging-storage integrated station and an electric vehicle[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 157-167.
- [9] 罗平, 杨泽喆, 张嘉昊, 等. 考虑多场景充电需求预测的电动汽车充电站规划[J]. 高压技术, 2025, 51(1): 368-378.  
LUO Ping, YANG Zezhe, ZHANG Jiahao, et al. Electric vehicle charging station planning considering multi-scene charging demand forecasting[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(1): 368-378.
- [10] 邓艺璇, 黄玉萍, 黄周春. 基于随机森林算法的电动汽车充放电容量预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(21): 181-188.  
DENG Yixuan, HUANG Yuping, HUANG Zhouchun. Charging and discharging capacity forecasting of electric vehicles based on random forest algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(21): 181-188.
- [11] GE X L, SHI L, FU Y, et al. Data-driven spatial-temporal prediction of electric vehicle load profile considering charging behavior[J]. Electric Power Systems Research, 2020, 187: 106469.
- [12] XU X F, WU J H, LU Y, et al. A spatio-temporal prediction approach for charging load of clustered electric vehicles in dynamic traffic flow environment of highway[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2024, 40: 101593.
- [13] ZHANG M J, YAN Q Y, GUAN Y J, et al. Joint planning of residential electric vehicle charging station integrated with photovoltaic and energy storage considering demand response and uncertainties[EB/OL]. (2024-08-28). <https://ideas.repec.org/a/eee/energy/v298y2024ics0360544224011435.html>.
- [14] YI Z Y, LIU X C, WEI R, et al. Electric vehicle charging demand forecasting using deep learning model[J]. Journal of Intelligent Transportation Systems, 2022, 26(6): 690-703.
- [15] 李恒杰, 朱江皓, 傅晓飞, 等. 基于集成学习的电动汽车充电站超短期负荷预测[J]. 上海交通大学学报, 2022, 56(8): 1004-1013.  
LI Hengjie, ZHU Jianghao, FU Xiaofei, et al. Ultra-short-term load forecasting of electric vehicle charging stations based on ensemble learning[J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2022, 56(8): 1004-1013.
- [16] ZHANG T R, HUANG Y P, LIAO H, et al. A hybrid electric vehicle load classification and forecasting approach based on GBDT algorithm and temporal convolutional network[J]. Applied Energy, 2023, 351: 121768
- [17] DASTPAK M, ERRICO F, JABALI O, et al. Dynamic routing for the Electric Vehicle Shortest Path Problem with charging station occupancy information[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2024, 158: 104411.
- [18] BAMPOS Z N, LAITSOS V M, AFENTOULIS K D, et al. Electric vehicles load forecasting for day-ahead market participation using machine and deep learning methods[J]. Applied Energy, 2024, 360: 122801
- [19] KUMAR M, VYAS S, DATTA A. A review on integration of electric vehicles into a smart power grid and vehicle-to-grid impacts[C]//2019 8th International Conference on Power Systems (ICPS). Jaipur, India. IEEE, 2020: 1-5.
- [20] 秦艺涛, 张俊, 张珍珍, 等. 含电动汽车的多区域互联电力系统频率控制策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(6): 114-122+133.  
QIN Yitao, ZHANG Jun, ZHANG Zhenzhen, et al. Frequency control strategy for multi-area interconnected power systems with electric vehicles[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2025, 44(6): 114-122+133.
- [21] HUANG W X, WANG J G, WANG J P, et al. Capacity optimization of PV and battery storage for EVCS with multi-venues charging behavior difference towards economic targets[J]. Energy, 2024, 313: 133833.
- [22] XIE T, YUN X Y, ZHANG G, et al. Charging station cluster load prediction: Spatiotemporal multi-graph fusion technology[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2024, 206: 114855
- [23] 范培潇, 杨军, 柯松, 等. 基于改进 EDRL 的含 V2G 孤岛微电网频率综合控制策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(20): 23-32.

- FAN Peixiao, YANG Jun, KE Song, et al. Integrated frequency control strategy for islanded microgrid with vehicle-to-grid based on improved evolutionary deep reinforcement learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(20): 23-32.
- [24] 郑伟, 张乐, 张建军, 等. 基于虚拟同步的V2G调度控制策略[J]. 南方能源建设, 2025, 12(2): 116-127.  
ZHENG Wei, ZHANG Le, ZHANG Jianjun, et al. V2G scheduling control strategy based on virtual synchronization[J]. Southern Energy Construction, 2025, 12(2): 116-127.
- [25] 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, 18(12): 148-155.  
YU Lei, TAN Zhukui, WANG Yang, et al. Deep reinforcement learning based optimization method for ordered charging of electric vehicle[J]. Southern Power System Technology, 2024, 18(12): 148-155.
- [26] 李建标, 陈建福, 赵志刚, 等. 基于能源共享的有序充放电策略研究[J]. 供用电, 2024, 41(2): 97-102.  
LI Jianbiao, CHEN Jianfu, ZHAO Zhigang, et al. Research on orderly charging and discharging strategies based on energy sharing[J]. Distribution & Utilization, 2024, 41(2): 97-102.
- [27] 赵梓潼, 顾兵. 需求响应下基于电动汽车负荷聚合商的充放电电价与时段研究[J]. 东北电力大学学报, 2023, 43(6): 79-86.  
ZHAO Zitong, GU Bing. Research on charging and discharging price and time period based on electric vehicle load aggregator under demand response[J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2023, 43(6): 79-86.
- [28] 董海鹰, 袁韞韵, 汪宁渤, 等. 基于双重电价的电动汽车充放电两阶段优化调度策略[J]. 太阳能学报, 2021, 42(4): 115-124.  
DONG Haiying, YUN Yunyun, WANG Ningbo, et al. Two-stage dispatch optimization strategy for charging and discharging of electric vehicles based on double electricity price[J]. Acta Energetica Sinica, 2021, 42(4): 115-124.
- [29] 李建林, 许璐, 马凌怡. 光储充一体化系统容量优化配置方法研究[J]. 电气应用, 2022, 41(9): 71-77.  
LI Jianlin, XU Lu, MA Lingyi. Research on optimal capacity configuration method of PV-energy storage-charging integrated system[J]. Electrotechnical Application, 2022, 41(9): 71-77.
- [30] SRIVASTAVA M, TIWARI P K. A profit driven optimal scheduling of virtual power plants for peak load demand in competitive electricity markets with machine learning based forecasted generations[J]. Energy, 2024, 310: 133077
- [31] DONG X J, SHEN J N, LIU C W, et al. Simultaneous capacity configuration and scheduling optimization of an integrated electrical vehicle charging station with photovoltaic and battery energy storage system[J]. Energy, 2024, 289: 129991.
- [32] ZHANG M Z, YU S S, YU H L, et al. Dispatchable capacity optimization strategy for battery swapping and charging station aggregators to participate in grid operations[J]. Energy Reports, 2023, 10: 734-743.
- [33] REN H K, ASHTINE M, MCCULLOCH M, et al. An analytical method for sizing energy storage in microgrid systems to maximize renewable consumption and minimize unused storage capacity[J]. Journal of Energy Storage, 2023, 68: 107735.
- [34] LEE C, HAN J. Benders-and-Price approach for electric vehicle charging station location problem under probabilistic travel range[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 106(C): 130-152.
- [35] 邢亚虹, 孟长虹, 黄倩, 等. 考虑风光出力不确定性的电动汽车充电站多目标双层规划[J]. 太原理工大学学报, 2024, 55(1): 20-30.  
XING Yahong, MENG Changhong, HUANG Qian, et al. A bilevel multi-objective planning of electric vehicle charging station considering uncertainty of wind power and photovoltaic[J]. Journal of Taiyuan University of Technology, 2024, 55(1): 20-30.
- [36] 杨晓辉, 王晓鹏, 邓叶恒. 含电动汽车的主动配电网多目标分层优化调度[J]. 电力工程技术, 2024, 43(4): 156-165.  
YANG Xiaohui, WANG Xiaopeng, DENG Yeheng. Multi-objective hierarchical optimization dispatch of active distribution network with electric vehicles[J]. Jiangsu Electrical Engineering, 2024, 43(4): 156-165.
- [37] 魏冠元, 王冠群, 阮观梅, 等. 电动汽车充电站选址智能决策与优化研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(21): 52-65.  
WEI Guanyuan, WANG Guanqun, RUAN Guanmei, et al. Review of intelligent decision optimization of electric vehicle charging stations location[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(21): 52-65.
- [38] 高治佳, 李星梅, 贾冬青, 等. 基于已有充电站调整的电动汽车充电站选址研究[J]. 智慧电力, 2022, 50(6): 79-84+91.  
GAO Zhijia, LI Xingmei, JIA Dongqing, et al. Electric vehicle charging station location selection based on existing charging station adjustment[J]. Smart Power, 2022, 50(6): 79-84+91.
- [39] 张岩, 韩伟, 宋闯, 等. 含电动汽车的光储充一体化电站设施规划与运行联合优化[J]. 储能科学与技术, 2022, 11(5): 1502-1511.  
ZHANG Yan, HAN Wei, SONG Chuang, et al. Joint

- planning and operation optimization of photovoltaic-storagecharging integrated station containing electric vehicles[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2022, 11(5): 1502-1511.
- [40] 滕长龙, 胡秦然, 季振亚, 等. 考虑电动汽车充电功率分段调节的主从博弈调度优化[J]. *电力建设*, 2025, 46(6): 92-105.
- TENG Changlong, HU Qinran, JI Zhenya, et al. Optimized scheduling under master-slave game considering charging power segmental regulation of electric vehicles[J]. *Electric Power Construction*, 2025, 46(6): 92-105.
- [41] 阙华坤, 冯小峰, 郭文翀, 等. 基于模糊双目标规划的充电站布局模型[J]. *计算机科学*, 2022, 49(S1): 753-758.
- QUE Huakun, FENG Xiaofeng, GUO Wenchong, et al. Development of electric vehicle charging station distribution model based on fuzzy bi-objective programming[J]. *Computer Science*, 2022, 49(S1): 753-758.
- [42] 张延宇, 饶新朋, 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.
- ZHANG Yanyu, RAO Xinpeng, ZHOU Shukui, et al. Research progress of electric vehicle charging scheduling algorithms based on deep reinforcement learning[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(16): 179-187.
- [43] 宋宇航, 陈宇帆, 魏延岭, 等. 基于强化学习环境设计策略的电动汽车充电路径规划[J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(11): 184-196.
- SONG Yuhang, CHEN Yufan, WEI Yanling, et al. Charging path planning for electric vehicles based on reinforcement learning environment design strategy[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(11): 184-196.
- [44] 王瑞东, 吴杰康, 蔡志宏, 等. 多协同市场下含电动汽车虚拟电厂的优化调度[J]. *南方电网技术*, 2021, 15(12): 45-55.
- WANG Ruidong, WU Jiekang, CAI Zhihong, et al. Optimal dispatching of virtual power plant containing electric vehicles in multi-cooperative market[J]. *Southern Power System Technology*, 2021, 15(12): 45-55.
- [45] 高雅, 徐艳春, 张涛, 等. 计及EV协调充电及奖惩阶梯碳交易的多微网综合能源系统优化调度[J]. *电力建设*, 2025, 46(1): 174-188.
- GAO Ya, XU Yanchun, ZHANG Tao, et al. Multi-microgrid system optimization scheduling including electric vehicle coordinated charging and reward and punishment ladder carbon trading[J]. *Electric Power Construction*, 2025, 46(1): 174-188.
- [46] 蔡黎, 商冰洁, 高乐, 等. 电动汽车有序充电研究与应用综述[J]. *南方电网技术*, 2023, 17(11): 97-107+129.
- CAI Li, SHANG Bingjie, GAO Le, et al. Review of research and application on orderly charging of electric vehicles[J]. *Southern Power System Technology*, 2023, 17(11): 97-107+129.
- [47] CHEN Y W, LEI X, NIU S Y, et al. Trustworthy V2G scheduling and energy trading: a blockchain-based framework[J]. *eTransportation*, 2024, 22: 100376.
- [48] 黄小庆, 于慎仔, 朱彬, 等. 移动充放电设施技术及其规划与运营研究综述[J]. *电力自动化设备*, 2024, 44(7): 246-254.
- HUANG Xiaoqing, YU Shenqian, ZHU Bin, et al. Review of mobile charging and discharging facility technology and its planning and operation research[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2024, 44(7): 246-254.
- [49] 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.
- LIU Dunnann, WANG Lingxiang, WANG Weiye, et al. Optimal scheduling of electric vehicle load for large-scale battery charging and swapping based on deep reinforcement learning[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(4): 36-46.
- [50] 曾小青, 唐超雯. 分时电价环境下计及新能源消纳的虚拟电厂优化调度研究[J]. *电力科学与技术学报*, 2023, 38(3): 24-34.
- ZENG Xiaoqing, TANG Chaowen. Research on optimization of virtual power plants dispatch by considering the consumption of new energy under time-of-use electricity price environment[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(3): 24-34.
- [51] 洪睿洁, 顾丹珍, 莫阮清, 等. 基于用户偏好的电动汽车储能V2G策略优化[J]. *储能科学与技术*, 2023, 12(8): 2659-2667.
- HONG Ruijie, GU Danzhen, MO Ruanqing, et al. Research on optimization of EV energy storage V2G strategy based on user preference[J]. *Energy Storage Science and Technology*, 2023, 12(8): 2659-2667.
- [52] 林建新, 张栋, 刘依妮, 等. 基于不确定需求的集中式充电站分级选址鲁棒优化研究[J]. *重庆交通大学学报(自然科学版)*, 2024, 43(8): 86-95.
- LIN Jianxin, ZHANG Dong, LIU Yini, et al. Robust optimization of hierarchical site selection location of centralized charging station based on uncertain demand [J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Sciences)*, 2024, 43(8): 86-95.
- [53] 刘卫亮, 闫倩文, 张启亮, 等. 基于虚拟电厂区间主从

- 博弈的车网互动优化调度[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(7): 1559-1572.
- LIU Weiliang, YAN Qianwen, ZHANG Qiliang, et al. Optimal scheduling of vehicle-network interaction based on interval Stackelberg game of virtual power plant[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(7): 1559-1572.
- [54] 王世谦, 贾一博, 白宏坤, 等. 分时电价下电动汽车参与虚拟电厂的经济优化调度方法[J]. 电力需求侧管理, 2023, 25(5): 19-26.
- WANG Shiqian, JIA Yibo, BAI Hongkun, et al. Economic optimization scheduling method of electric vehicle participating in virtual power plant under time-of-use price[J]. Power Demand Side Management, 2023, 25(5): 19-26.
- [55] WANG Y, DOU W L, TONG Y J, et al. Optimal configuration method of electric vehicle's participating in Load Aggregator's VPP low-carbon economy[J]. Energy Reports, 2023, 9: 1093-1100.
- [56] 王杨洋, 茆美琴, 杨斌, 等. 面向多场景辅助服务的大规模电动汽车聚合可调度容量建模[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(7): 103-115.
- WANG Yangyang, MAO Meiqin, YANG Cheng, et al. Aggregated and schedulable capacity modeling of large-scale electric vehicles for multi-scenario auxiliary services[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(7): 103-115.
- [57] 栗然, 王炳乾, 彭湘泽, 等. 基于主从博弈的多虚拟电厂动态定价与优化调度[J]. 可再生能源, 2024, 42(7): 986-994.
- LI Ran, WANG Bingqian, PENG Xiangze, et al. Dynamic pricing and optimal scheduling of multi-virtual power plants based on master-slave game[J]. Renewable Energy Resources, 2024, 42(7): 986-994.
- [58] 张卫国, 宋杰, 郭明星, 等. 考虑电动汽车充电需求的虚拟电厂负荷均衡管理策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(9): 118-126.
- ZHANG Weiguo, SONG Jie, GUO Mingxing, et al. Load balancing management strategy for virtual power plants considering charging demand of electric vehicles [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(9): 118-126.
- [59] ZHOU K L, PENG N, YIN H, et al. Urban virtual power plant operation optimization with incentive-based demand response[J]. Energy, 2023, 282: 128700.
- [60] 程韧俐, 周保荣, 史军, 等. 面向区域统一电力市场的超大城市虚拟电厂关键技术研究综述[J]. 南方电网技术, 2023, 17(4): 90-100+131.
- CHENG Renli, ZHOU Baorong, SHI Jun, et al. Review of key technologies for mega-city virtual power plants upon regional unified power market[J]. Southern Power System Technology, 2023, 17(4): 90-100+131.
- [61] FENG J, RAN L, WANG Z Y, et al. Optimal energy scheduling of virtual power plant integrating electric vehicles and energy storage systems under uncertainty [J]. Energy, 2024, 309: 193988
- [62] SHAHEEN H I, RASHED G I, YANG B, et al. Optimal electric vehicle charging and discharging scheduling using metaheuristic algorithms: V2G approach for cost reduction and grid support[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 90: 111816.
- [63] LIU P, LIU Z, FU T T, et al. Optimization of multi-vehicle charging and discharging efficiency under time constraints based on reinforcement learning[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 105: 724-735.
- [64] BOYACK J, CHOI J B, JEONG J, et al. LogPath: Log data based energy consumption analysis enabling electric vehicle path optimization[J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2024, 135: 104387.