

基于信息间隙决策理论与动态分时电价的电动汽车接入虚拟电厂双层经济调度策略

芮金瑞^{1,2}, 张智俊^{1,2}, 窦春霞¹

(1. 南京邮电大学 碳中和先进技术研究院, 江苏 南京 210023;

2. 南京邮电大学 自动化学院、人工智能学院, 江苏 南京 210023)

摘要:针对虚拟电厂(VPP)因分布式电源出力的间隙性以及规模化电动汽车(EV)无序充电行为导致的功率波动问题,将信息间隙决策理论(IGDT)与动态分时电价(DTOUP)模型相结合,提出了一种EV接入VPP的双层经济调度策略,并综合考虑了柔性负荷的灵活性,以保证VPP能够经济、有效地运行。上层采用IGDT对分布式电源出力的间隙性进行鲁棒建模。为了灵活地引导EV聚合商(EVA)进行充放电规划,提出了基于“车-路”信息融合驱动的EV充电模型,并设计了基于模糊隶属度函数的DTOUP模型与整体最优指标,以提高EVA与VPP整体的经济效益。下层结合DTOUP与“车-路”信息,构建了以EVA与VPP交互成本和EV里程焦虑成本最小化为目标的EVA优化调度模型。算例仿真结果验证了所提策略的有效性。

关键词:虚拟电厂;电动汽车;信息间隙决策理论;动态分时电价;双层经济调度;“车-路”信息融合;灵活性

中图分类号:U 491.8; TM 734

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.202208001

0 引言

当前,能源危机与全球变暖问题日益显著,引起了人们的广泛关注^[1]。虚拟电厂(VPP)是利用先进的通信技术与控制理论聚合大量分布式资源的虚拟发电厂^[2],在解决上述问题方面发挥了重要的作用。此外,VPP通过内部的优化调控使大量开发的分布式电源(DG)、大规模推广使用的电动汽车(EV)等多种类型的分布式资源协调运行,实现其内部资源的有效分配。可见,VPP对节约能源、减少温室气体排放以及达成“双碳”战略目标具有重要的意义^[3]。然而,DG出力的间隙性^[4]会导致系统发生功率波动,并增大VPP调度的难度^[5]。同时,随着EV的大规模推广使用,EV的无序充电行为也加剧了EV聚合商(EVA)的调度难度^[6]。因此,如何在考虑DG出力间隙性与EV无序充电的场景下使VPP与EVA协调以达到整体成本最优,是一个具有挑战性的问题。

目前,已有大量关于VPP优化控制、经济调度方面的研究。文献[7]采用集中控制结构实现VPP(包括热电厂、风电场、光伏电站)内部风电、供热设备的运行调度,但该控制结构会导致在优化过程中出现“维数灾难”问题。文献[8]提出了一种自下而上的VPP分散控制方法,基于激励-响应控制策略对VPP中的光伏、EV、空调等灵活性设备进行优化控制管理。文献[9]基于多智能体结构建立了VPP调度模

型,采用完全分散控制方式对各分布式单元进行控制与调度。上述研究均针对“维数灾难”问题提出了很好的优化控制解决方法,但未考虑DG出力的间隙性。文献[10]针对DG出力的不确定性,提出了随机规划模型,并通过协调系统设备互补运行以最大化收益。文献[11]建立了以最小化系统总运行成本为目标的鲁棒优化调度模型,用于解决DG出力的间隙性问题。文献[12]采用概率模型来描述DG出力的不确定性,并调节灵活负载以实现能量优化管理。然而,在上述研究中,VPP的优化调度仍存在如下问题:①在不确定性方面,随机规划会导致计算效率低、鲁棒优化调度结果过于保守等问题;②在需求响应方面,较少关注EV与柔性负荷。而在实际的运行过程中,EV与柔性负荷都是重要的灵活性调节响应资源,所以在研究DG出力间隙性的同时,考虑EV与柔性负荷的调度策略很有必要。

此外,已有研究考虑了EV无序充电的EVA优化调度问题。文献[13]针对大规模EV无序充电的问题,基于分时电价(TOUP)提出了EV有序充电的方法,但只考虑了EV的充电行为。文献[14]采用静态TOUP模型引导EV进行充放电以提高EV的灵活性,但不能动态划分各时段^[15],难以使EV灵活参与系统调度,还可能发生大量EV选择夜间低价时段充电所导致的另一负荷高峰的现象。文献[16]提出了一种考虑电动出租车车网互动协同策略,以改善区域电网的可靠性,但仅考虑了电动出租车车主的收益。综上可知,EV的无序充电行为对系统的稳定、经济运行有重要的影响,但已有研究主要集中在仅考虑EV有序充放电管理的EVA经济调度方面,而在EVA与

收稿日期:2022-05-07;修回日期:2022-07-19

在线出版日期:2022-08-02

基金项目:江苏省重点研发计划项目(BE2020001-4)

Project supported by the Key Research and Development Program of Jiangsu Province(BE2020001-4)

VPP间的协调优化调度方面仍缺乏充分的研究。

在我国“双碳”战略目标的背景下,为了缓解DG出力间隙性带来的系统功率波动及EV无序充电行为导致的调度困难问题,本文从EVA与VPP协调优化运行的角度出发,提出了一种基于信息间隙决策理论(IGDT)与动态分时电价(DTOUP)的EV接入VPP双层经济调度策略。首先,针对DG出力的间隙性问题,采用IGDT鲁棒模型改善系统的稳定性;其次,为了提高EV的灵活性,提出了基于“车-路”信息融合驱动的EV充电模型,并设计了基于模糊隶属度函数的DTOUP模型与整体最优指标,以改善EVA与VPP整体的经济性;然后,结合DTOUP与“车-路”信息,构建了以EVA与VPP交互成本和EV里程焦虑成本最小化为目标的EVA优化调度模型;最后,通过算例仿真验证了所提策略的优越性,并详细分析了相关参数、指标对所提策略的影响。

1 VPP结构及模型

1.1 VPP结构

VPP通常由多类型、多区域的分布式能源构成,通过聚合多种能源来有效地降低DG给电网运行带来的风险,并充分利用DG效益以提高自身的灵活性与经济性。本文主要考虑的VPP结构如图1所示,其包含不可控的发电单元(风电、光伏)、储能系统(ESS)、负荷单元(可平移负荷(SL)、可中断负荷(IL)、不可控的基础负荷(BL))及大量具有灵活性的EV充电站。其中,VPP通过管控中心对各聚合单元进行统一管理与控制。

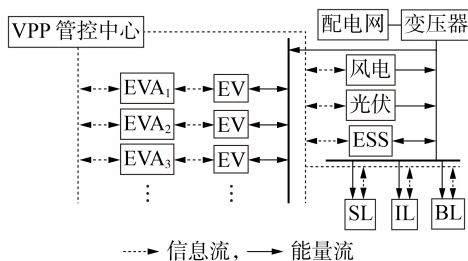


图1 VPP结构

Fig.1 Structure of VPP

1.2 基于“车-路”信息融合驱动的EV充电模型

本文构建的基于“车-路”信息融合驱动的EV充电模型框架如附录A图A1所示,该模型框架分为信息层、模型层、算法层3层。首先,利用信息层生成模型层所需数据,模型层基于EV信息数据建立包含具体类型、驶入/驶出时刻等信息的EV充电模型,并基于全球定位系统(GPS)信息数据构建交通道路模型^[17];然后,利用算法层的蒙特卡罗抽样方法生成一系列的EV充电参数,并结合模型层中的速度-流量实用模型,根据最短行驶时间,确定EV的最佳行

驶路径;最后,基于所得充电信息进行反复抽样,确定EV的充电功率曲线。

1.2.1 交通道路模型

1)道路拓扑结构。

本文研究的道路拓扑结构如附录A图A2所示。图中,所有连接的道路均为双向道,充电站1—3分别位于道路节点2—4处。本文基于图论方法对道路拓扑进行说明^[18],令 $G(V, E)$ 表示道路网, V 为道路节点集合, E 为道路集合,则道路网的邻接矩阵 D 如式(1)所示,节点 g 与节点 k 之间的道路长度 d_{gk} 如式(2)所示。

$$D = \begin{bmatrix} 0 & \ell_{12} & \ell_{13} & \ell_{14} & \infty \\ \ell_{21} & 0 & \infty & \infty & \ell_{25} \\ \ell_{31} & \infty & 0 & \infty & \ell_{35} \\ \ell_{41} & \infty & \infty & 0 & \ell_{45} \\ \infty & \ell_{52} & \ell_{53} & \ell_{54} & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$d_{gk} = d_{kg} = \begin{cases} \ell_{gk} & gk \in E \\ 0 & g = k \\ \infty & gk \notin E \end{cases} \quad (2)$$

式中: ℓ_{gk} 为邻接矩阵 D 的第 g 行第 k 列元素; ∞ 表示两节点之间不相连。

2)速度-流量实用模型。

在道路网中,EV的行驶速度会受到该道路容量与车流量的影响^[19]。本文在研究EV的行驶过程时,采用速度-流量实用模型对 t 时段EV在道路 gk 上的车速 $v_{gk}(t)$ 进行描述,如式(3)所示。

$$v_{gk}(t) = \frac{v_{gk,ff}}{1 + (q_{gk}(t)/e_{gk})^\phi} \quad (3)$$

$$\phi = m + n(q_{gk}(t)/e_{gk})^\varepsilon \quad (4)$$

式中: $v_{gk,ff}$ 为道路 gk 的自由流速度; $q_{gk}(t)$ 为 t 时段道路 gk 的车流量; e_{gk} 为道路 gk 的实际通行能力,其大小与该道路的等级相关; $q_{gk}(t)/e_{gk}$ 为 t 时段道路 gk 的饱和度; ϕ 为关于 $q_{gk}(t)/e_{gk}$ 的非线性函数; m 、 n 、 ε 为不同道路等级下的自适应系数^[19]。

1.2.2 EV充电模型

1)EV类型。

依据不同功能EV的出行特点,可将EV划分为以下2类。

(1)电动出租车与非工作的电动私家车。它们的出行路线存在较大的随机性,且出行次数多,充电地点也相对不固定,时空随机性较大。

(2)其他类型的EV,如上班用的电动私家车、电动公务车及电动公交车。它们的出行路线较固定,充电地点也相对固定,时空规律性较强,因此本文不将其作为研究对象。

2)时空特性。

根据2009年美国家庭出行调研数据,EV行驶

结束即开始充电时刻 τ 、日行驶里程 d 大致分别服从正态分布、对数正态分布^[20],其概率密度函数分别为:

$$f_{EV}^s(\tau) = \begin{cases} \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\tau - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & \mu_s - 12 < \tau \leq 24 \\ \frac{1}{\sigma_s \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\tau + 24 - \mu_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] & 0 < \tau \leq \mu_s - 12 \end{cases} \quad (5)$$

$$f_{EV}^d(d) = \frac{1}{d\sigma_d \sqrt{2\pi}} \exp\left[-\frac{(\ln d - \mu_d)^2}{2\sigma_d^2}\right] \quad (6)$$

式中: $f_{EV}^s(\tau)$ 为开始充电时刻 τ 的概率密度函数; μ_s 、 σ_s 分别为EV开始充电时刻的平均值、标准差; $f_{EV}^d(d)$ 为日行驶里程 d 的概率密度函数; μ_d 、 σ_d 分别为EV日行驶里程的平均值、标准差。

基于上述信息,可根据式(7)计算得到EV的持续充电时长 T^{ch} 。

$$T^{ch} = dW_{d,100} / (100P^{ch}\eta_c^{EV}) \quad (7)$$

式中: $W_{d,100}$ 为EV行驶100 km所需的电量; P^{ch} 为EV的充电功率; η_c^{EV} 为EV的充电效率。

根据上述模型,采用蒙特卡罗方法模拟EV日负荷并进行累加,可得到VPP内EV负荷的时空分布,并将其作为EV负荷的初始值代入双层调度模型。

1.3 DTOUP模型

考虑到EV充电负荷受用户需求的影响而具有较大的充电时空随机性,为了充分发挥EV的灵活性,以有效地实施充电站的充放电调度计划,本文基于模糊隶属度函数建立DTOUP模型,即上层VPP管控中心根据每天的负荷用电以及DG出力情况,重新选取分时段区域,并给下层EVA制定该时段的电价。DTOUP模型的具体描述如下。

1)基于日前预测的相关信息,得到 t 时段VPP的净负荷功率 P_t^l ,如式(8)所示。

$$P_t^l = P_t^{BL} + P_t^{SL} - P_t^{IL} + (P_{c,t}^{EV} - P_{d,t}^{EV}) + (P_{c,t}^{ESS} - P_{d,t}^{ESS}) - \tilde{P}_t^{DG} \quad (8)$$

式中: P_t^{BL} 、 P_t^{SL} 、 P_t^{IL} 分别为 t 时段VPP内的BL、SL、IL功率; $P_{c,t}^{EV}$ 、 $P_{d,t}^{EV}$ 分别为 t 时段EV的充、放电功率; $P_{c,t}^{ESS}$ 、 $P_{d,t}^{ESS}$ 分别为 t 时段ESS的充、放电功率; $\tilde{P}_t^{DG}$ 为 t 时段DG出力预测值。

2)基于梯形隶属度函数,分别求得净负荷功率 P_t^l 的峰隶属度 χ_p 、谷隶属度 χ_v ,进而重新确定分时段区域。其中,分别根据式(9)和式(10)所示关于VPP净负荷功率 P^l 的偏大、偏小型半梯形隶属度函数求解 χ_p 、 χ_v ,函数曲线如附录A图A3所示。

$$f_a(P^l) = \begin{cases} 1 & P^l \leq P_{\min}^l \\ \frac{P_{\max}^l - P^l}{P_{\max}^l - P_{\min}^l} & P_{\min}^l \leq P^l \leq P_{\max}^l \\ 0 & P^l \geq P_{\max}^l \end{cases} \quad (9)$$

$$f_b(P^l) = \begin{cases} 0 & P^l \leq P_{\min}^l \\ \frac{P^l - P_{\min}^l}{P_{\max}^l - P_{\min}^l} & P_{\min}^l \leq P^l \leq P_{\max}^l \\ 1 & P^l \geq P_{\max}^l \end{cases} \quad (10)$$

式中: $P_{\min}^l$ 、 $P_{\max}^l$ 分别为VPP净负荷功率的最小值、最大值。

由图A3可知:当 $P^l = P_{\max}^l$ 时, $\chi_p = 1$, $\chi_v = 0$;当 $P^l = P_{\min}^l$ 时, $\chi_p = 0$, $\chi_v = 1$ 。定义谷、峰隶属度阈值分别为 τ_v 、 τ_p ,其取值范围均为 $[0, 1]$,本文将 $\chi_p(P_t^l) > \tau_p$ 的时段划分为峰时区域,将 $\chi_v(P_t^l) > \tau_v$ 的时段划分为谷时区域,其他时段为平时区域。

3)根据划分后的峰、谷、平时区域,根据式(11)修改TOUP,并将其下发给EVA。

$$\lambda_t = \begin{cases} K\lambda_v^* & \chi_v(P_t^l) > \tau_v \\ L\lambda_p^* & \chi_p(P_t^l) > \tau_p \\ P\lambda_f^* & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中: λ_t 为修改后 t 时段的DTOUP; λ_p^* 、 λ_v^* 、 λ_f^* 分别为电网的峰、谷、平时段电价; K 、 P 、 L 为电价调整系数。

通过制定DTOUP,下层EVA内的EV用户可以根据电价进行灵活的充放电安排,选择在电价较低的时段充电,并在电价较高的时段放电,以降低用电成本。进一步地,上层基于下层反馈的充电计划,重新修改DTOUP。

1.4 柔性负荷模型

1.4.1 SL模型

VPP中SL的总用电量是一定的,且其在各时段的用电量是可灵活调整的。SL模型可以表示为:

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^{T_1} P_t^{SL} = 0 \\ P_{t,\min}^{SL} \leq P_t^{SL} \leq P_{t,\max}^{SL} \end{cases} \quad (12)$$

式中: T_1 为上层模型的调度时段总数; $P_{t,\min}^{SL}$ 、 $P_{t,\max}^{SL}$ 分别为 t 时段SL的最小、最大用电功率。

1.4.2 IL模型

为了缓解电价较高或电力供应困难的问题,用户会采取中断部分负荷的措施。IL需满足如下约束:

$$P_{t,\min}^{IL} \leq P_t^{IL} \leq P_{t,\max}^{IL} \quad (13)$$

式中: $P_{t,\min}^{IL}$ 、 $P_{t,\max}^{IL}$ 分别为 t 时段IL的最小、最大用电功率。

2 双层经济调度模型

2.1 上层模型

2.1.1 目标函数

上层模型以最小化VPP总成本为目标函数,其中VPP总成本由VPP与电网交互成本、需求响应补偿成本、VPP与EVA交互成本、ESS运行维护成本组成。

1) VPP与电网交互成本。

考虑到VPP在运行过程中会受到DG出力间歇性的影响而发生功率波动,可以通过向外部电网购售电以维持系统的功率平衡。 t 时段的VPP与电网交互成本 C_t^{VPP} 可表示为:

$$C_t^{\text{VPP}} = \lambda_t^* P_t^{\text{VPP}} \quad (14)$$

式中: λ_t^* 为 t 时段VPP向外部电网购售电的电价; P_t^{VPP} 为 t 时段VPP与外部电网的购售电功率,其值大于0表示购电,小于0表示售电。

2) 需求响应补偿成本。

考虑在需求响应过程中使柔性负荷积极参与系统优化调度,VPP实施电价激励-响应策略以提高系统运行的灵活性。 t 时段的需求响应补偿成本 C_t^{DR} 可表示为:

$$C_t^{\text{DR}} = \lambda^{\text{SL}} P_t^{\text{SL}} + \lambda^{\text{IL}} P_t^{\text{IL}} \quad (15)$$

式中: λ^{SL} 、 λ^{IL} 分别为SL、IL的补偿系数。

3) VPP与EVA交互成本。

考虑到EVA内EV的充电负荷受用户需求影响而具有较大的充电时空随机性,VPP通过制定DTOUP以充分发挥EVA内EV的灵活性,进而提高系统运行的可靠性。 t 时段的VPP与EVA交互成本 C_t^{EV} 可表示为:

$$C_t^{\text{EV}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{EV}}} \lambda_t (P_{i,t,d}^{\text{EV}} - P_{i,t,c}^{\text{EV}}) \quad (16)$$

式中: N_{EV} 为EV数量; $P_{i,t,d}^{\text{EV}}$ 、 $P_{i,t,c}^{\text{EV}}$ 分别为 t 时段EV i 的充、放电功率。

4) ESS运行维护成本。

考虑系统内ESS在充放电运行过程中会产生一定的损耗,VPP采取运行维护的措施来减少该损耗,以避免出现功率波动,从而影响系统调度。 t 时段的ESS运行维护成本 C_t^{ESS} 可表示为:

$$C_t^{\text{ESS}} = \sum_{j=1}^{N_{\text{ESS}}} C_j^{\text{ESS}} (P_{j,t,c}^{\text{ESS}} + P_{j,t,d}^{\text{ESS}}) \quad (17)$$

式中: N_{ESS} 为ESS数量; C_j^{ESS} 为ESS的运行维护成本系数; $P_{j,t,c}^{\text{ESS}}$ 、 $P_{j,t,d}^{\text{ESS}}$ 分别为 t 时段ESS j 的充、放电功率。

上层VPP经济调度的目标是在满足系统内各单元运行约束的条件下,通过对各聚合单元进行决策控制,使VPP总成本最小。则目标函数可以表示为:

$$\min \sum_{t=1}^{T_1} (C_t^{\text{VPP}} + C_t^{\text{DR}} + C_t^{\text{EV}} + C_t^{\text{ESS}}) \quad (18)$$

2.1.2 约束条件

在VPP的运行过程中,其内部各单元需要满足如下约束条件。

1) 功率约束。

VPP内参与维持系统功率平衡的单元包括ESS、DG、EV和负荷单元,功率平衡约束如式(19)所示。此外,VPP与外部电网之间联络线的传输功率

不能超过其安全范围限制,即需满足式(20)。

$$P_t^{\text{VPP}} + \sum_{j=1}^{N_{\text{ESS}}} P_{j,t,d}^{\text{ESS}} + \tilde{P}_t^{\text{DG}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{EV}}} P_{i,t,d}^{\text{EV}} = \sum_{j=1}^{N_{\text{ESS}}} P_{j,t,c}^{\text{ESS}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{EV}}} P_{i,t,c}^{\text{EV}} + P_t^{\text{SL}} - P_t^{\text{IL}} \quad (19)$$

$$P_{\min}^{\text{VPP}} \leq P_t^{\text{VPP}} \leq P_{\max}^{\text{VPP}} \quad (20)$$

式中: $P_{\min}^{\text{VPP}}$ 、 $P_{\max}^{\text{VPP}}$ 分别为VPP与外部电网购售电功率的最小、最大限值。

2) ESS运行约束。

在VPP的调度过程中,为了确保系统稳定运行,ESS的充、放电功率和电量需满足如下约束:

$$P_{j,c,\min}^{\text{ESS}} \leq P_{j,t,c}^{\text{ESS}} \leq P_{j,c,\max}^{\text{ESS}} \quad (21)$$

$$P_{j,d,\min}^{\text{ESS}} \leq P_{j,t,d}^{\text{ESS}} \leq P_{j,d,\max}^{\text{ESS}} \quad (22)$$

$$E_{j,t}^{\text{ESS}} = E_{j,0}^{\text{ESS}} + P_{j,t,c}^{\text{ESS}} \eta_c \Delta t - P_{j,t,d}^{\text{ESS}} \Delta t / \eta_d \quad (23)$$

$$E_{j,0}^{\text{ESS}} = E_{j,T_1}^{\text{ESS}} \quad (24)$$

$$E_{j,\min}^{\text{ESS}} \leq E_{j,t}^{\text{ESS}} \leq E_{j,\max}^{\text{ESS}} \quad (25)$$

式中: $P_{j,c,\min}^{\text{ESS}}$ 、 $P_{j,d,\min}^{\text{ESS}}$ 和 $P_{j,c,\max}^{\text{ESS}}$ 、 $P_{j,d,\max}^{\text{ESS}}$ 分别为ESS j 充、放电功率的最小值和最大值; $E_{j,t}^{\text{ESS}}$ 为 t 时段ESS j 的电量; $E_{j,0}^{\text{ESS}}$ 、 E_{j,T_1}^{ESS} 分别为上层调度周期始、末ESS j 的电量; $E_{j,\min}^{\text{ESS}}$ 、 $E_{j,\max}^{\text{ESS}}$ 分别为ESS j 电量的最小值、最大值; η_c 、 η_d 分别为ESS的充、放电效率; Δt 为单位时段的时间长度。

3) 柔性负荷约束。

柔性负荷约束如式(12)和式(13)所示。

2.2 下层模型

2.2.1 目标函数

下层模型以最小化EVA内EV用户总成本为目标函数,其中EV用户总成本包括EVA与VPP交互成本和EV里程焦虑成本。

1) EVA与VPP交互成本。

VPP制定DTOUP,EVA内的EV用户可以选择在DTOUP谷时段充电,在峰时段通过放电以降低自身的充电成本。 t 时段的EVA与VPP交互成本 $\tilde{C}_t^{\text{EV}}$ 可表示为:

$$\tilde{C}_t^{\text{EV}} = \sum_{i=1}^{N_{\text{EV}}} \lambda_t (P_{i,t,c}^{\text{EV}} - P_{i,t,d}^{\text{EV}}) \quad (26)$$

2) EV里程焦虑成本。

考虑到EV用户在行驶过程中会产生充电需求,对里程焦虑和行驶路程的感知会引导其选择合适的道路前往充电站^[21]。 t 时段EV i 的里程焦虑成本 $C_{i,t}^{\text{d}}$ 可表示为:

$$C_{i,t}^{\text{d}} = \gamma \Delta T_{gk} \quad (27)$$

$$\Delta T_{gk} = \frac{d_{gk}}{v_{gk}(t)} \quad (28)$$

式中: γ 为单位时间与里程费用的换算系数; ΔT_{gk} 为EV在道路 gk 上的行驶时间。

下层EVA经济调度的目标是在满足EV用户充电需求的条件下,根据上层VPP制定的DTOUP对

EV 的充放电计划进行决策安排,使 EVA 内的 EV 用户总成本最小。则目标函数可以表示为:

$$\min \sum_{i=1}^{T_2} \left(\tilde{C}_i^{\text{EV}} + \sum_{i=1}^{N_{\text{EV}}} C_{i,t}^{\text{d}} \right) \quad (29)$$

式中: T_2 为下层模型的调度时段总数。

2.2.2 约束条件

1) EV 充放电时段约束。

在 EVA 的调度过程中,为了确保 EV 的充放电计划被安排在 EV 接入充电桩与离开充电站的时段内,则 EV 的充放电时段需满足如下约束:

$$T_{i,s} \leq t'_i \leq T_{i,e} \quad (30)$$

$$T_{i,s} = \left\lfloor \frac{t_{i,s}}{\Delta t} \right\rfloor, \quad T_{i,e} = \left\lceil \frac{t_{i,e}}{\Delta t} \right\rceil \quad (31)$$

式中: t'_i 为 EV_i 的计划充放电时段; $T_{i,s}$ 、 $T_{i,e}$ 分别为 EV_i 开始充电时刻、离开充电站时刻所属时段; $t_{i,s}$ 、 $t_{i,e}$ 分别为 EV_i 开始充电时刻、离开充电站时刻; $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整; $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

2) EV 电量约束。

在 EVA 的调度过程中,为了确保 EV 电量不会超过其电池容量,并保证在充电站结束充电时的电量能满足用户需求,需满足如下约束:

$$B_{i,e}^{\text{EV}} \leq B_{i,s}^{\text{EV}} + \sum_{t=T_{i,s}}^{T_{i,e}} (P_{i,t,c}^{\text{EV}} \eta_c^{\text{EV}} - P_{i,t,d}^{\text{EV}} / \eta_d^{\text{EV}}) \Delta t \leq B_i^{\text{EV}} \quad (32)$$

式中: $B_{i,s}^{\text{EV}}$ 、 $B_{i,e}^{\text{EV}}$ 分别为 EV_i 驶入充电站时的电量、离开充电站时的电量需求值; η_d^{EV} 为 EV 的放电效率; B_i^{EV} 为 EV_i 的电池容量。

3) EV 功率约束。

在 EVA 的调度过程中,为了确保 EV 的充、放电功率不超过其安全界限,需满足如下约束:

$$P_{i,c,\min}^{\text{EV}} \leq P_{i,t,c}^{\text{EV}} \leq P_{i,c,\max}^{\text{EV}} \quad (33)$$

$$P_{i,d,\min}^{\text{EV}} \leq P_{i,t,d}^{\text{EV}} \leq P_{i,d,\max}^{\text{EV}} \quad (34)$$

式中: $P_{i,c,\min}^{\text{EV}}$ 、 $P_{i,c,\max}^{\text{EV}}$ 和 $P_{i,d,\min}^{\text{EV}}$ 、 $P_{i,d,\max}^{\text{EV}}$ 分别为 EV_i 充、放电功率的最小值和最大值。

3 IGDT 鲁棒模型

为了应对 VPP 中 DG 单元出力具有严重不确定性的问题,本文采用 IGDT 对上层模型中的 DG 出力不确定性进行建模。IGDT 是一种可以在不确定性因素的情形下有效对模型进行优化与控制的方法。IGDT 应对不确定性的机制如附录 A 图 A4 所示^[22], 图中 IGDT 包含了风险规避、机会寻求这 2 个智能体。为了确定最佳决策变量,风险规避智能体最大化不确定性,而机会寻求智能体最大化目标函数值减少的机会以确定最佳决策变量集合。

本文采用包络约束对系统内 DG 出力不确定性进行建模^[22], 如式(35)所示。

$$\begin{cases} U(\alpha, \tilde{P}_t^{\text{DG}}) = \left\{ P_t^{\text{DG}} : \left| \frac{P_t^{\text{DG}} - \tilde{P}_t^{\text{DG}}}{\tilde{P}_t^{\text{DG}}} \right| \leq \alpha \right\} \\ \alpha \geq 0 \\ P_t^{\text{DG}} = P_t^{\text{PV}} + P_t^{\text{WT}} \\ P_t^{\text{DG}} \in U(\alpha, \tilde{P}_t^{\text{DG}}) \end{cases} \quad (35)$$

式中: $U(\alpha, \tilde{P}_t^{\text{DG}})$ 为 DG 出力不确定性模型; α 为实际情况中出现的不确定性区间; P_t^{DG} 为 t 时段 DG 的不确定出力; P_t^{PV} 、 P_t^{WT} 分别为 t 时段光伏、风电的不确定出力。

如上所述, IGDT 存在 2 种不同的决策方式, 为了应对 DG 单元出力的不确定性问题, 本文仅考虑风险规避决策方式, 以减少 DG 出力不确定性给 VPP 运行带来的不利影响。则所建 IGDT 鲁棒模型为:

$$\begin{cases} \max \alpha \\ f = \min_X \sum_{i=1}^{T_1} (C_i^{\text{VPP}} + C_i^{\text{DR}} + C_i^{\text{EV}} + C_i^{\text{ESS}}) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \max f(X, P_t^{\text{DG}}) \leq f' \\ f' = (1 + \beta) f_0 \\ h(X, P_t^{\text{DG}}) = 0 \\ \text{s.t.} \begin{cases} g(X, P_t^{\text{DG}}) \geq 0 \\ P_t^{\text{DG}} \in U(\alpha, \tilde{P}_t^{\text{DG}}) \\ 0 \leq \alpha \leq 1 \\ 0 \leq \beta \leq 1 \end{cases} \end{cases} \end{cases} \quad (36)$$

式中: f 为上层模型的目标函数值(VPP 总成本); X 为模型的决策变量; f' 为决策者在考虑不确定性因素后可接受的最大目标函数值; β 为决策者制定的偏差因子; f_0 为确定模型下的最优目标函数值; $h(X, P_t^{\text{DG}})$ 、 $g(X, P_t^{\text{DG}})$ 分别为等式约束、不等式约束。

4 模型求解

4.1 IGDT 鲁棒模型的求解流程

由式(36)可知, 该模型求解较困难, 其解与 DG 出力的波动区间有关联, 且波动区间也是模型求解的优化目标。由于这 2 个问题之间存在相互联系, 故需建立上层以不确定区间最大化、下层以 VPP 总成本最小化为目标的双层优化模型^[23]。

由式(19)可知, 当 $P_t^{\text{DG}} < \tilde{P}_t^{\text{DG}}$ 时, 存在电力不足的情况, 此时由 EES、EV 及与外部电网交易共同承担不足电力, 一旦电力不足的情况较严重, 相应的成本会增大, 故当 $P_t^{\text{DG}} = (1 - \alpha) \tilde{P}_t^{\text{DG}}$ 时, VPP 总成本最大, 因此将 $\max f(X, P_t^{\text{DG}}) \leq f'$ 转化为 $f(X, (1 - \alpha) \tilde{P}_t^{\text{DG}}) \leq f'$ 。由于上层模型的结果受波动区间精度的影响较小, 故本文采用二分迭代法^[23]对上层模型中的 α 进行求解, 下层则采用 GUROBI 求解器求解最优 VPP 总成本。IGDT 鲁棒模型的求解流程图及其具体步骤见

附录B。

4.2 双层经济调度模型的求解流程

双层经济调度模型的求解流程图如图2所示,具体步骤见附录C。

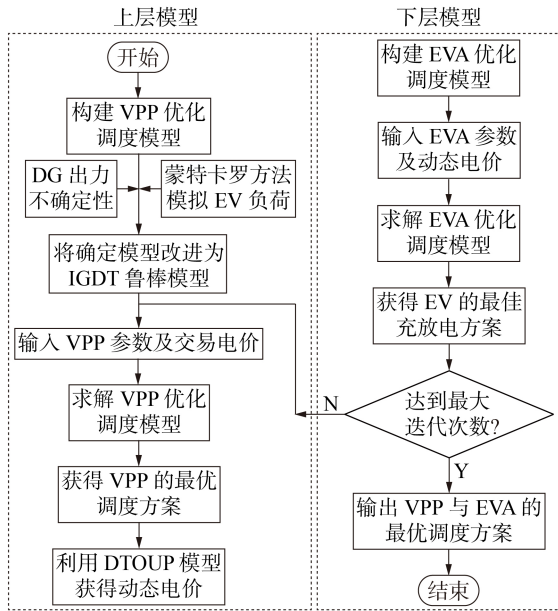


图2 双层经济调度模型的求解流程图

Fig.2 Flowchart of solving bi-level economic dispatch model

4.3 整体最优指标

为了确定上层与下层的最优调度方案,本文定义了式(37)所示整体最优指标 κ ,其值越小,则整体优化效果越好。

$$\kappa = \frac{\sqrt{f_1^2 + f_2^2}}{f_1 + f_2} \quad (37)$$

式中: f_1 、 f_2 分别为上、下层的最优调度成本。

5 算例分析

5.1 算例说明

为了验证本文所提双层经济调度策略的有效性,基于图1所示的VPP架构进行仿真,并与TOUP模型进行对比分析。VPP包含1个发电单元、1个储能单元、3座充电站及负荷单元,TOUP采用的是与电网交易的电价。为了进一步说明基于“车-路”信息融合驱动的EV充电模型的优越性,基于附录A图A2所示的道路拓扑,将其与不考虑道路信息的情况进行仿真对比分析。

本文假设该区域共有40辆电动出租车和80辆非工作的电动私家车,且车辆均需从图A2中的节点1和节点5出发选择充电站进行充电。其中,设定电动出租车与非工作的电动私家车均可以多次放电,分别采用快速、慢速充放电方式进行电能交互,每座充电站均配有交流和直流充电桩。

5.2 EV充电负荷的时空分布

基于蒙特卡罗方法模拟EV充电负荷^[17,19],仿真次数为1000次,仿真周期为24h,且以1h为时段间隔将其分为24个时段。每条道路上的EV充电需求时空分布及仿真区域的EV充电负荷总需求分别如附录D图D1和图D2所示。各座充电站的EV充电负荷曲线如图3所示。

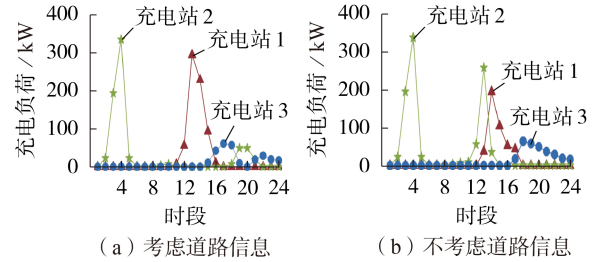


图3 各座充电站的EV充电负荷曲线

Fig.3 EV charging load curve of each charging station

由图D1可知:在时间分布上,EV充电需求呈现2个高峰时段,分别为时段3和时段12,这2个高峰时段有充电需求的EV数量分别为12、16辆;在空间分布上,EV充电需求分布不均匀,这是因为考虑到不同时段道路的拥堵状况不同,用户有时会选择路径更长的道路前往充电站进行充电,进而导致充电需求在空间分布上存在差异。

由图3可知,EV充电负荷呈现显著的“双高峰”特征,这是因为充电站1、2在高峰时段对电动出租车进行了快充服务。而在图3(b)中,充电站2的EV充电负荷也呈现“双高峰”特征,这是因为前往充电站2的道路1-3、道路5-3为最短路径,在不考虑道路拥堵的情况下,有更多的电动出租车前往充电站2充电,所以造成了“双高峰”现象。通过对比分析可知,本文在考虑道路信息的情况下避免了同一充电站出现“双高峰”充电负荷,有利于充电站的稳定运行。

由图D2可以看出,电动出租车采用快充方式,使时段4与时段13出现了负荷高峰,充电负荷分别为337.50、296.25 kW。本文将该EV充电负荷总需求曲线作为第1次迭代过程中的EV负荷初始值。

5.3 调度成本及整体最优指标对比

基于DTOUP模型和TOUP模型的上层VPP总成本、下层EV用户总成本和整体最优指标 κ 对比分别见图4和图5。由图可知:DTOUP模型所得整体最优指标结果比TOUP模型的小;基于DTOUP模型的上层VPP总成本、下层EV用户总成本在第2次迭代时达到整体最优,而TOUP模型在第1次迭代时就达到了整体最优。但通过对比分析可知,本文所提基于DTOUP模型的双层经济调度策略比基于TOUP模型的策略效果好。因此,下文的相关分析都

基于 DTOUP 模型第 2 次迭代所得双层调度方案。

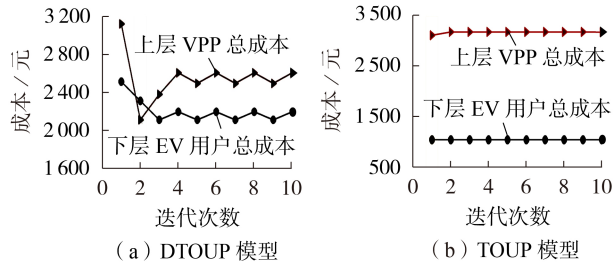


图 4 不同电价模型下的成本对比

Fig.4 Comparison of cost between different price models

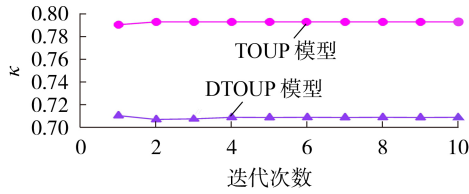


图 5 不同电价模型下的整体最优指标对比

Fig.5 Comparison of overall optimal indicator between different price models

5.4 调度优化结果

5.4.1 上层调度优化结果

不同电价模型下的上层调度结果对比见附录 D 图 D3。由图可知,在本文所提 DTOUP 模型下,VPP 与电网的部分交互功率及 ESS 的部分充放电功率得到了提高,减少了负荷单元的功率调节。这表明 DTOUP 模型对 EV 充放电进行调整能使系统运行更加灵活。

5.4.2 下层调度优化结果

不同电价模型下的下层调度结果对比见附录 D 图 D4。由图可知:EV 在 DTOUP 模型下参与系统调度比在 TOUP 模型下更加积极,避免了在系统负荷高峰时段进行集中充电;此外,基于 DTOUP 模型, EV 用户选择在低价时段充电、在高价时段放电,这样不仅减少了自身的成本,还提高了 VPP 整体的经济效益。

5.5 需求响应分析

上层柔性负荷的需求响应调度结果见附录 D 图 D5。由图可知,负荷在电价较低时段响应增加,在电价较高时段响应降低。柔性负荷参与需求响应减少了系统的调度成本,从而提高了系统运行的经济性。

5.6 偏差因子 β 的影响分析

为了研究不同偏差因子 β 的影响,首先设置 β 的取值范围为 $[0, 0.2]$,然后计算可接受的最大目标函数值 f' ,最后得到最大的不确定性区间 α 、双层调度成本及整体最优指标 κ 。

5.6.1 β 对 α 的影响

不同 β 取值下的 α 见图 6。可见,随着 β 增大, α 也增大。这是因为 α 增大, P_t^{DG} 在 $U(\alpha, \tilde{P}_t^{\text{DG}})$ 内波动都可以使调度成本小于可接受的最大目标函数值 f' 。

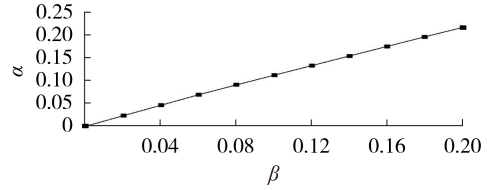


图 6 不同 β 取值下的 α

Fig.6 α under different values of β

5.6.2 β 对双层调度成本及整体最优指标的影响

不同 β 取值下的双层调度成本及整体最优指标 κ 结果分别如图 7 和图 8 所示。由图可知,随着 β 增大,上层 VPP 总成本与 κ 逐渐增大,而下层 EV 用户总成本几乎保持不变,这主要是因为随着 β 增大, α 也增大,决策者会考虑 P_t^{DG} 所导致的功率严重不平衡情况,致使需要更多的电能来保持功率平衡,进而导致上层 VPP 总成本增大。由于上层通过柔性负荷进行调节,使得系统的净负荷变化较小,因此 DTOUP 模型对下层没有较大的影响,所以下层 EV 用户总成本几乎保持不变,但整体优化效果逐渐变差,故随着 β 增大, κ 逐渐变大。

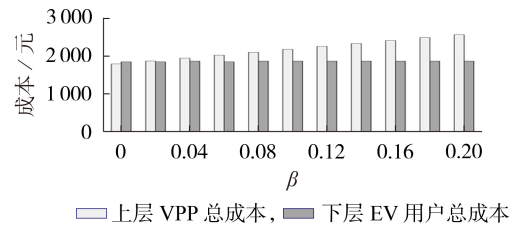


图 7 不同 β 取值下的成本

Fig.7 Costs under different values of β

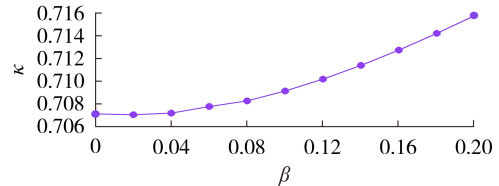


图 8 不同 β 取值下的整体最优指标

Fig.8 Overall optimal indicators under different values of β

5.7 IGDT 模型的有效性分析

为了验证 IGDT 模型处理 P_t^{DG} 不确定性的有效性,将其与文献[24]中的多场景分析法(MSAM)进行对比分析。IGDT 模型与 MSAM 所得调度成本见附录 D 图 D6。由图可知,随着 α 增大,IGDT 模型所得调度成本也增大,而 MSAM 所得调度成本几乎保

持不变,且都显著大于IGDT模型所得结果,这表明相较于MSAM,IGDT模型更加符合实际情况。通过对比发现,IGDT模型的经济效益高于MSAM。

5.8 调度策略的计算时间分析

为了评估经济调度策略的实用性,附录D表D1给出了优化流程迭代及整个优化流程的计算时间。由表可见,整个优化流程的总计算时间不超过5 min,且根据前文分析可知,第2次迭代就产生了整体最优调度方案,所需时间不超过1 min。可见,本文所提策略可以在较短的时间内确定最优调度方案。

6 结论

本文考虑DG出力的间歇性和EV的灵活性,提出了一种基于IGDT与DToup的EV接入VPP双层经济调度策略。采用IGDT对DG出力不确定性进行鲁棒建模,基于模糊隶属度函数设计了DToup模型与整体最优指标,在EV充电负荷模型中融合了“车-路”多源信息。基于算例仿真验证了所提调度策略的有效性,所得结论如下。

1)本文采用的IGDT鲁棒模型总能得到比决策者制定的目标函数值小的调度成本,且相较于传统的MSAM,IGDT鲁棒模型更加合理,经济性更高。同时,所考虑的需求响应模型提高了系统的供需平衡能力及经济性。

2)与传统的TOUP模型相比,本文设计的DToup模型可以更灵活地引导EV进行充放电,使EVA与VPP整体的经济效益得到进一步提升。此外,所提整体最优指标 κ 能够更好地确定双层最优调度方案,使得调度策略更加合理。

3)考虑道路拥堵信息,本文所提模型避免了充电站的“双高峰”充电负荷,有利于充电站的稳定运行,EVA能更合理地进行充放电规划。同时,从调度策略的计算时间结果可看出,本文所提策略可在较短的时间内确定最优调度方案以满足实际应用需求。

本文采用蒙特卡罗方法模拟EV充电负荷,其精度与计算速度还有待提高。此外,在EV充电模型中还存在复杂的多源信息。因此,采用改进的抽样算法模拟EV充电负荷以及在EV充电模型中考虑气候环境信息将是下一步的研究重点。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] JI Z Y, HUANG X L. Plug-in electric vehicle charging infrastructure deployment of China towards 2020: policies, methodologies, and challenges[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2018, 90: 710-727.
- [2] ZHANG G, JIANG C W, WANG X, et al. Risk assessment and bi-level optimization dispatch of virtual power plants considering renewable energy uncertainty[J]. IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2017, 12(4): 510-518.

- [3] 康重庆. 能源互联网促进实现“双碳”目标[J]. 全球能源互联网, 2021, 4(3): 205-206.
KANG Chongqing. Energy Internet promotes the achievement of carbon peak and neutrality targets[J]. Journal of Global Energy Interconnection, 2021, 4(3): 205-206.
- [4] 郝丽丽, 王辉, 王国栋, 等. 含分布式电源配电网运行风险的影响因素溯源[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(1): 27-37.
HAO Lili, WANG Hui, WANG Guodong, et al. Influence factor tracing of operation risk for distribution network with distributed generations[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(1): 27-37.
- [5] LI Y, HAN M, YANG Z, et al. Coordinating flexible demand response and renewable uncertainties for scheduling of community integrated energy systems with an electric vehicle charging station: a bi-level approach[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2021, 12(4): 2321-2331.
- [6] LI G X, WU D, HU J F, et al. HELOS: heterogeneous load scheduling for electric vehicle-integrated microgrids[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(7): 5785-5796.
- [7] 袁桂丽, 王琳博, 王宝源. 基于虚拟电厂“热电解耦”的负荷优化调度及经济效益分析[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(17): 4974-4985, 5217.
YUAN Guili, WANG Linbo, WANG Baoyuan. Optimal dispatch of heat-power load and economy benefit analysis based on decoupling of heat and power of virtual power plant[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(17): 4974-4985, 5217.
- [8] ZHOU H, FAN S, WU Q, et al. Stimulus-response control strategy based on autonomous decentralized system theory for exploitation of flexibility by virtual power plant[J]. Applied Energy, 2021, 285: 116424.
- [9] GAO Y J, ZHOU X J, REN J F, et al. Double layer dynamic game bidding mechanism based on multi-agent technology for virtual power plant and internal distributed energy resource[J]. Energies, 2018, 11(11): 3072.
- [10] VAHEDIPOUR-DAHRAIE M, RASHIDIZADEH-KERMANI H, ANVARI-MOGHADDAM A, et al. Risk-averse probabilistic framework for scheduling of virtual power plants considering demand response and uncertainties[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2020, 121: 106126.
- [11] FANG F, YU S Y, XIN X L. Data-driven-based stochastic robust optimization for a virtual power plant with multiple uncertainties[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(1): 456-466.
- [12] LIU Z Y, ZHENG W M, QI F, et al. Optimal dispatch of a virtual power plant considering demand response and carbon trading[J]. Energies, 2018, 11(6): 1488.
- [13] 徐智威, 胡泽春, 宋永华, 等. 基于动态分时电价的电动汽车充电站有序充电策略[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(22): 3638-3646.
XU Zhiwei, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Coordinated charging strategy for PEV charging stations based on dynamic time-of-use tariffs[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(22): 3638-3646.
- [14] 魏大钧, 张承慧, 孙波, 等. 基于分时电价的电动汽车充放电多目标优化调度[J]. 电网技术, 2014, 38(11): 2972-2977.
WEI Dajun, ZHANG Chenghui, SUN Bo, et al. A time-of-use price based multi-objective optimal dispatching for charging and discharging of electric vehicles[J]. Power System Technology, 2014, 38(11): 2972-2977.
- [15] 焦东翔, 俞海侠, 孙凌辰, 等. 电采暖调峰虚拟电厂的用户激励动态定价决策方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2022, 34(7): 72-80, 87.
JIAO Dongxiang, YU Haixia, SUN Lingchen, et al. User incen-

- tive dynamic pricing decision-making method for electric heating load in peak-regulated virtual power plant[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2022, 34(7): 72-80, 87.
- [16] 任峰, 向月. 辅助负荷削峰的电动出租车 V2G 协同策略与效益分析[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(2): 63-69.
REN Feng, XIANG Yue. V2G coordinated strategy and benefit analysis of electric taxis to assist peak load shifting[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(2): 63-69.
- [17] 陈丽丹, 张尧, Antonio Figueiredo. 融合多源信息的电动汽车充电负荷预测及其对配电网的影响[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 1-10.
CHEN Lidan, ZHANG Yao, FIGUEIREDO A. Charging load forecasting of electric vehicles based on multi-source information fusion and its influence on distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 1-10.
- [18] 邢强, 陈中, 冷钊莹, 等. 基于实时交通信息的电动汽车路径规划和充电导航策略[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(2): 534-550.
XING Qiang, CHEN Zhong, LENG Zhaoying, et al. Route planning and charging navigation strategy for electric vehicles based on real-time traffic information[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(2): 534-550.
- [19] 邵尹池, 穆云飞, 余晓丹, 等. “车-路-网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- [20] 靳现林, 赵迎春, 吴刚. 考虑分布式光伏和电动汽车接入的配电网空间负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 10-19.
JIN Xianlin, ZHAO Yingchun, WU Gang. Space load forecasting of distribution network considering distributed PV and electric vehicle access[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 10-19.
- [21] 黄柳, 胡丹丹. 考虑路径偏差和里程焦虑下充/换电站联合布局定容优化[J]. 物流技术, 2021, 40(6): 68-75.
HUANG Liu, HU Dandan. Joint layout and sizing optimization of charging/swapping stations considering path deviation and range anxiety[J]. Logistics Technology, 2021, 40(6): 68-75.
- [22] SHAMSHIRBAND M, SALEHI J, SAMADI GAZIJAHANI F. Look-ahead risk-averse power scheduling of heterogeneous electric vehicles aggregations enabling V2G and G2V systems based on information gap decision theory[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 173: 56-70.
- [23] 孔德政, 张靖, 何宇, 等. 区域综合能源系统 IGDT-MPC 双层能量优化调度[J/OL]. 电网技术. (2021-11-02)[2022-05-03]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2021.1794>.
- [24] 彭春华, 于蓉, 孙惠娟. 基于 K-均值聚类多场景时序特性分析的分布式电源多目标规划[J]. 电力自动化设备, 2015, 35(10): 58-65.
PENG Chunhua, YU Rong, SUN Huijuan. Multi-objective DG planning based on K-means clustering and multi-scenario timing characteristics analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2015, 35(10): 58-65.

作者简介:



吕金瑞

吕金瑞(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统优化调度(E-mail: 1220055806@njupt.edu.cn);

张智俊(1994—),男,博士,主要研究方向为网络化控制与电力系统优化运行(E-mail: mezhijun@gmail.com);

窦春霞(1967—),女,教授,博士,主要研究方向为智能电网控制与安全防护(E-mail: cxdou@ysu.edu.cn)。

(编辑 陆丹)

Bi-level economic dispatch strategy for electric vehicles connecting to virtual power plant based on information gap decision theory and dynamic time-of-use price

GUO Jinrui^{1,2}, ZHANG Zhijun^{1,2}, DOU Chunxia¹

(1. Institute of Carbon Neutral Advanced Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China; 2. College of Automation & Artificial Intelligence, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China)

Abstract: In order to solve the power fluctuation problem of VPP (Virtual Power Plant) caused by the intermittency of distributed generation output and the disordered charging behavior of large-scale EVs (Electric Vehicles), by combining the IGDT (Information Gap Decision Theory) with the DTOUP (Dynamic Time-Of-Use Price) model, a bi-level economic dispatch strategy for EVs connecting to VPP is proposed, and the flexibility of flexible load is taken into account to ensure that the VPP can operate economically and effectively. In the upper level, IGDT is used to robustly model the intermittency of distributed generation output. In order to flexibly guide EVA (Electric Vehicle Aggregator) in charging and discharging planning, the EV charging model driven by “EV-road” information fusion is proposed, and the DTOUP model based on fuzzy membership function and the overall optimal index are designed to improve the overall economic benefits of EVA and VPP. In the lower level, combining DTOUP and “EV-road” information, the EVA optimal dispatch model is constructed with the goal of minimizing the interaction cost between EVA and VPP and the EV range anxiety cost. Simulative results verify the effectiveness of the proposed strategy.

Key words: virtual power plant; electric vehicles; information gap decision theory; dynamic time-of-use price; bi-level economic dispatch; “EV-road” information information fusion; flexibility

附录 A

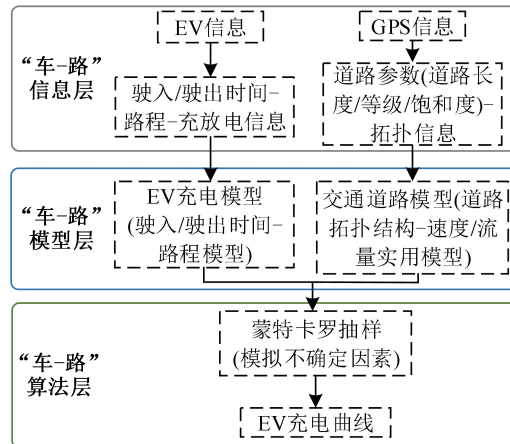


图 A1 EV 充电模型框架

Fig.A1 Framework of EV charging model

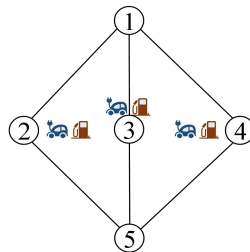


图 A2 道路拓扑结构

Fig.A2 Topology structure of road

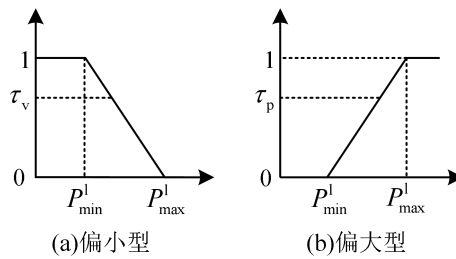


图 A3 半梯形隶属度函数

Fig.A3 Semi-trapezoidal membership function

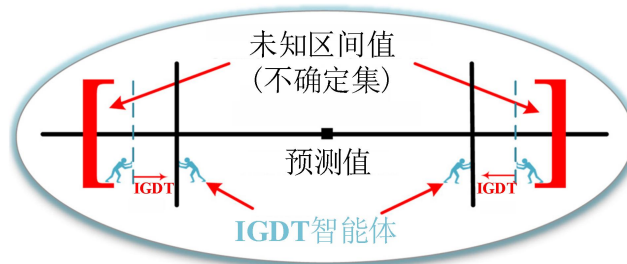


图 A4 IGDТ 应对不确定性机制

Fig.A4 IGDТ mechanism for dealing with uncertainty

附录 B

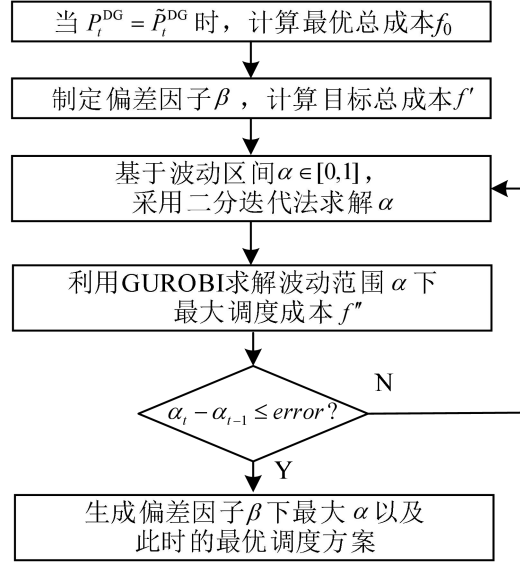


图 B1 IGDT 鲁棒优化模型求解流程

Fig.B1 Solving process of IGDT robust optimization model

IGDT 鲁棒优化模型的具体求解步骤如下。

步骤 1: 当 $P_t^{DG} = \tilde{P}_t^{DG}$ 时, 利用确定模型计算得到 f_0 。

步骤 2: 基于决策者制定的偏差因子 β , 计算 DG 出力不确定时决策者可接受的最大目标函数值 f' 。

步骤 3: 由于鲁棒模型中 $\alpha \in [0,1]$, 故采用二分迭代法求解时, α 取 $[0,0.5]$ 中的中位数 α_1 。

步骤 4: 将 α_1 代入下层利用 GUROBI 求解器求解调度成本 f'' 。如果 $f'' \geq f'$, 则 α 取 $[0, \alpha_1]$ 中的中位数, 然后继续迭代, 反之, α 取 $[\alpha_1, 0.5]$ 中的中位数。最后, 直到满足误差精度 $error$ 结束迭代过程。

步骤 5: 生成偏差因子 β 下最大波动区间 α 以及在该波动区间下最优调度方案。

附录 C

双层经济优化调度的具体求解步骤如下。

步骤 1: 依据式(12)–(25)构建上层 VPP 优化调度模型。

步骤 2: 考虑 DG 出力的不确定性, 将原确定模型转化为 IGDT 鲁棒模型。

步骤 2: 输入 VPP 参数及与电网交易电价。

步骤 4: 利用二分迭代法、GUROBI 求解器求解上层 VPP 优化调度模型。

步骤 5: 获得上层 VPP 最优调度方案。

步骤 6: 基于最优调度方案, 应用 DTOUP 模型制定动态价格, 并下发给下层 EVA。

步骤 7: 依据式(26)–(34)构建下层 EVA 优化调度模型。

步骤 8: 输入 EVA 参数及动态电价。

步骤 9: 利用 GUROBI 求解器求解下层 EVA 优化调度模型。

步骤 10: 获得下层 EVA 最优充放电计划。

步骤 11: 判断是否满足终止条件。

步骤 12: 输出上层 VPP 与下层 EVA 最优调度方案。

附录 D

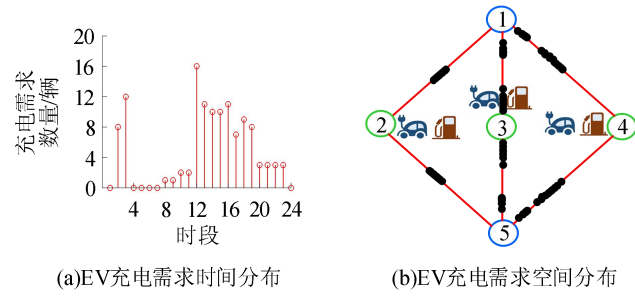


图 D1 EV 充电需求的时空分布

Fig.D1 Space-time distribution of EV charging demand

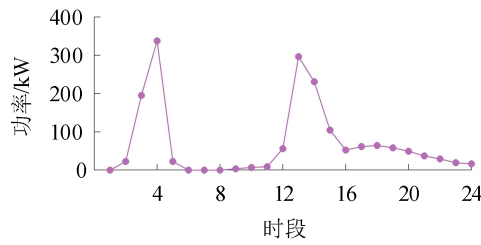


图 D2 仿真区域 EV 充电负荷总需求

Fig.D2 Total demand of EV charging load in simulation area

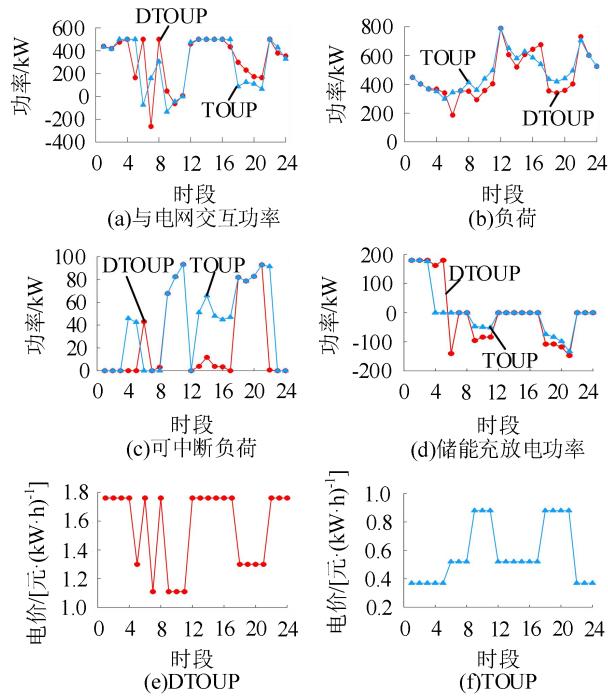


图 D3 不同电价模型上层调度结果对比

Fig.D3 Comparison of upper level dispatch results between different price models

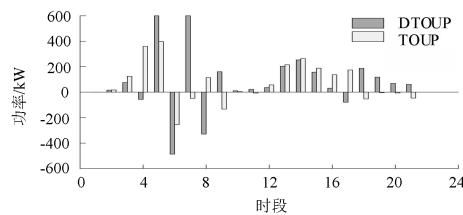


图 D4 不同电价模型的下层调度结果对比

Fig.D4 Comparison of lower level dispatch results between different price models

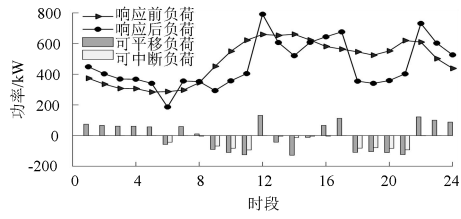


图 D5 上层柔性负荷需求响应调度结果

Fig.D5 Dispatch results of flexible load demand response in upper level

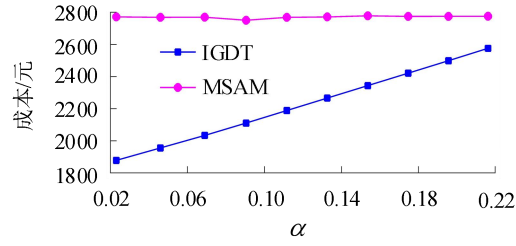


图 D6 IGDT 与 MSAM 调度成本对比

Fig.D6 Comparison of dispatch costs between IGDT and MSAM

表 D1 计算时间

Table D1 Calculation time

迭代次数	上层调度时间/s	下层调度时间/s	总时间/s
1	12.38	16.78	29.16
2	12.50	16.65	29.15
3	12.40	16.87	29.27
4	12.49	17.17	29.66
5	12.59	16.74	29.33
6	12.56	17.36	29.92
7	12.50	16.64	29.14
8	12.54	17.41	29.95
9	12.52	16.85	29.37
10	12.48	17.29	29.77
整个优化流程	124.96	169.76	294.72