

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240458

计及电动汽车边缘计算的配电网与充电站分层运行优化方法

顾延勋¹, 林晓明^{2,3}, 廖雁群¹, 张帆^{2,3}, 赖哲¹, 唐建林^{2,3}

(1. 广东电网有限责任公司珠海供电局, 广东 珠海 519000; 2. 南方电网科学研究院, 广东 广州 510670;
3. 广东省电网智能量测与先进计量重点实验室, 广东 广州 510670)

摘要: 电动汽车(electric vehicle, EV)电池技术的突破以及车载算力的不断提高, 使得EV同时具备移动储能与边缘计算的双向互动能力。考虑EV移动储能与边缘计算的双重属性, 引入“充电计算站(charging and computing station, CCS)”的概念, 提出了基于目标级联法(analytical target cascading, ATC)的配电网与充电站分层运行优化模型。首先, 建立了CCS的EV充放电及边缘计算能耗模型。进一步以最小化CCS和配电网的运行成本为目标, 构建了包含多个CCS的配电网潮流优化模型, 实现EV充放电功率、边缘服务器任务卸载和计算资源分配的最优决策。其次, 设计了基于ATC算法的配电网与CCS的分层运行优化计算方法, 既使得CCS能够自主进行电能和计算管理, 又保障了每个CCS的本地数据隐私。最后, 仿真结果表明, 所提优化模型可以通过聚合EV计算资源协助边缘服务器完成更多计算任务, 有效提升CCS的计算收益。同时通过EV充放电及边缘服务器用电的优化决策, 进一步降低系统整体运行成本。

关键词: 配电网; 充电站; 边缘计算; 分层优化

Hierarchical operation optimization method for distribution networks and charging stations considering edge computing in electric vehicles

GU Yanxun¹, LIN Xiaoming^{2,3}, LIAO Yanqun¹, ZHANG Fan^{2,3}, LAI Zhe¹, TANG Jianlin^{2,3}

(1. Zhuhai Power Supply Bureau of Guangdong Power Grid Co., Ltd., Zhuhai 519000, China; 2. Electric Power Research Institute, CSG, Guangzhou 510670, China; 3. Guangdong Provincial Key Laboratory of Intelligent Measurement and Advanced Metering of Power Grid, Guangzhou 510670, China)

Abstract: Breakthroughs in electric vehicle (EV) battery technology and the continuous enhancement of onboard computing power enable EVs to possess dual capabilities of mobile energy storage and edge computing. This paper considers the dual attributes of EVs as mobile energy storage and edge computing resources, and introduces the concept of “charging and computing station (CCS)”. Based on the analytical target cascading (ATC) method, a hierarchical operation optimization model for the distribution network and charging stations is proposed. First, an energy consumption model for EV charging/discharging and edge computing within a CCS is established. Then, aiming to minimize the operating costs of a CCS and the distribution network, a power flow optimization model for the distribution network incorporating multiple CCSs is constructed to achieve optimal decision-making for EV charging/discharging power, edge server task offloading, and computing resource allocation. Second, a hierarchical operation optimization calculation method for the distribution network and CCS based on the ATC algorithm is designed, enabling CCSs to perform autonomous energy and computing management while protecting the local data privacy of each CCS. Finally, simulation results demonstrate that the proposed optimization model can effectively enhance the computing revenue of a CCS by aggregating EV computing resources to assist edge servers in completing more computational tasks. Additionally, by optimizing EV charging/discharging and edge server power consumption, the overall system operating cost is further reduced.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid (No. GDKJXM2022215).

Key words: power distribution network; charging station; edge computing; hierarchical optimization

基金项目: 南方电网公司科技项目资助(GDKJXM2022215); 国家重点研发计划项目资助(2019YFE0118700)

0 引言

近年来,我国电动汽车(electric vehicle, EV)市场蓬勃发展, EV 数量不断增加,市场占有率和市场渗透率稳步攀升^[1]。EV 不仅在交通领域占据重要地位,更扮演着多元化的角色。一方面, EV 可以作为移动的分布式储能单元,通过车网互动(vehicle-to-grid, V2G)技术实现与电网的双向能量互动,提供调峰调频和备用容量等辅助服务^[2-3]。另一方面,随着 EV 智能化与网联化的深入发展, EV 作为移动计算设备,通过共享计算资源,为计算能力受限的边缘计算网络提供支持,实现低时延的计算服务响应^[4]。EV 能够在不同的时空位置与电网和边缘计算网络进行多种资源的交互。随着 EV 数量的日益增长, EV 在促进电力系统和边缘计算网络的协同优化方面有着巨大潜力。如何有效利用 EV 闲置的电力和计算资源,对于提升系统运行效率、实现更高的经济效益具有至关重要的作用。

目前,国内外学者对 EV 充放电及 V2G 控制优化问题已进行了大量研究。大量 EV 无序充电会给电网带来严重的负面影响,如频率和电压不稳定、变压器过载等。因此,让 EV 协同配电网进行有序充电是 V2G 控制的首要目标。根据 EV 的出行数据和充电需求,考虑配电网潮流模型及可调度的分布式能源,能够制定优化的 EV 充放电计划,保障 EV 用电需求,同时降低配电网运行成本^[5-7]。从 EV 用户角度来看,电能是可买卖的商品,在用电需求得到满足的情况下,可与充电站和电网进行电能交易,并提供多种辅助支撑服务,如需求响应^[8-9]、频率调节^[10-11]、电压支撑^[12]等。EV 的原始属性是交通工具,利用 EV 的移动性,可在交通网络层面实现储能资源的时空调配,结合 EV 路径规划和路网模型,可实现交通网和电网的联合优化调度,有效缓解交通拥堵,并减轻用电负荷峰值^[13-14]。EV 也能够参与综合能源系统的优化调度。例如,电氢混合能源补给站配有电转氢设备,可同时向 EV 和氢能源汽车提供补能服务,通过联合优化站内多种能源的生产和转化,可满足汽车补能需求同时降低系统运行成本,减少系统碳排放^[15-16]。上述研究主要聚焦于车与电网之间的协调互动,但对于 EV 充电时闲置计算资源的利用尚未进行深入讨论。

充电站作为 EV 与电网进行信息交互的枢纽,依托物联网与大数据等技术,可以实现数据与能源的同时传输^[17]。国家电网不断推进电力物联网的发展,其中“多站融合”成为其重要应用之一。在充电站附近安置边缘数据中心,并结合通信基站,将

计算资源从云端拓展到边缘端,实现对电力与算力资源的精细化管理,这是国家对于数字新基建建设的具体实践^[18]。泊车边缘计算是一种分布式计算架构,旨在开发利用车辆自身的算力资源向附近用户设备提供数据处理服务,以减少对中央服务器的依赖,缩短网络传输延迟,提高数据处理的速度和效率^[19-20]。目前,已有若干文献将 EV 充放电管理与泊车边缘计算两者进行联合优化。例如,文献[21]首次提出电动汽车边缘计算概念,提出了边缘计算网络与微电网双层协同框架,通过给 EV 推荐充电地点,优化利用 EV 的计算和放电资源,提高边缘计算收益,并保证微电网电压稳定。文献[22]提出了一种同时考虑路径规划、电能交易、数据卸载的 EV 定制化决策模型,最小化 EV 在旅途中的总成本,该文献首次提出了充电计算站(charging and computing station, CCS)概念,允许 EV 在 CCS 中同时进行电力和算力资源的双向交互。文献[23]提出了一个集成充电计算架构,考虑到 EV 和智能电网在充电和计算任务中的相互供需关系,联合优化车载雾计算和智能 EV 充电。文献[21-23]是为数不多同时考虑 EV 充电与计算管理的研究,但它们没有从多时段规划的角度出发深入探究在配电网中 EV 充电过程与 EV 边缘计算能耗管理问题。因此,针对上述研究的不足,本文研究计及 EV 边缘计算的配电网多时段 EV 充电与计算优化管理。首先,考虑每个充电站均配有边缘服务器,成为 CCS,大量 EV 在多个 CCS 之间移动, EV 在每个 CCS 中可进行充放电并利用自身计算资源协助边缘服务器处理计算任务。CCS 中的 EV 和边缘服务器从配电网的不同节点上获取电能。此外,构建一种联合 EV 电能和计算管理的两层递阶决策模型,其中下层为 CCS 决策模型,上层为配电网决策模型,采用目标级联法(analytical target cascading, ATC)实现配电网与 CCS 之间的信息交互以及分层协同优化。

本文的主要贡献如下。

1) 考虑 EV 移动储能与边缘计算的双重属性,建立配电网和 CCS 双层优化决策模型。在下层的 CCS 对多时段 EV 充放电、边缘服务器计算任务卸载和计算资源分配进行决策,最大化 CCS 计算收益。在上层的配电网进行最优潮流决策,满足 CCS 用电需求的同时最小化运行成本。

2) 采用 ATC 方法对上下层之间的耦合变量进行解耦,通过设计合适的惩罚项,交替求解上下层优化问题,实现配电网和 CCS 的分层协同优化。让 CCS 能够进行自主的电能和计算管理,保障每个 CCS 的本地数据隐私。

3) 仿真结果表明, 所提的 EV 电能与计算联合管理模型可以聚合 EV 计算资源协助边缘服务器完成更多计算任务, 提高 CCS 的计算收益, 并且可以利用 EV 储能及可调节的边缘服务器用电负荷降低系统整体运行成本。

1 系统模型

1.1 模型概述

本文构建了一个配电网、多个 CCS 组成的系统模型, 如图 1 所示。其中 EV 可以在多个 CCS 间行驶, EV 提前将其出行计划信息提交给相应的 CCS, 使得系统可以根据 EV 时空位置进行优化决策。每个 CCS 都配有双向 V2G 充电桩和边缘服务器, 可以接收并处理来自汽车、摄像头、传感器等周围设备的计算任务。系统通过聚合停放在 CCS 中的 EV 计算资源, 将部分任务传输到 EV 进行并行和分布式计算, 以降低计算时延、提高服务质量。在 CCS 中, 停放的 EV 可以进行电能的双向传输和数据的计算卸载, EV 的储能和计算资源得到了有效的利用。配电网为不同节点的 CCS 中的边缘服务器和 EV 提供能量, 同时可与主电网进行双向能量交换。

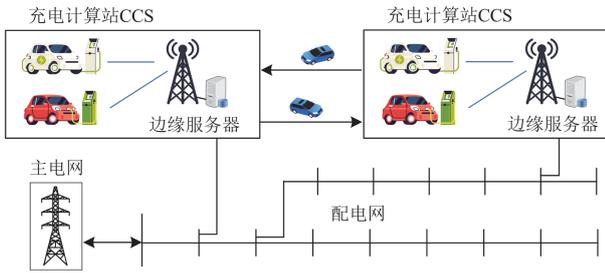


图 1 系统模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the system model

1.2 EV 出行与充放电模型

考虑一组参与充放电与计算管理的 EV, 每辆 EV 记作 $i \in I$ 。每个 CCS 记作 $k \in K$ 。每个时段记作 $t \in T = \{1, 2, \dots, T_n\}$, 时段长度为 Δt 。假设系统中有一些愿意参与充放电管理的 EV, 每辆 EV 会提前将出发和到达的时间以及地点发送给相应的 CCS。这些 EV 可以是通勤车、接送班车和货运车等, 其行驶路线较为固定, 停车点为 CCS。定义二进制参数 $A_{i,t}$, 若 $A_{i,t} = 1$, 则表示 EV i 在 t 时段处于行驶状态, 反之 $A_{i,t} = 0$ 。类似地, 定义二进制参数 $B_{i,k,t}$, 若 $B_{i,k,t} = 1$, 则表示 EV i 在 t 时段停放在 CCS k , 反之 $B_{i,k,t} = 0$ 。 $A_{i,t}$ 和 $B_{i,k,t}$ 的值由 EV i 的出行计划信息确定。

EV i 在 t 时段的充电功率和放电功率约束如式(1)一式(3)所示。

$$0 \leq y_{i,t}^c \leq Y_i^{c,\max}, \forall i \in I, \forall t \in Z_i^{\text{park}} \quad (1)$$

$$0 \leq y_{i,t}^d \leq Y_i^{d,\max}, \forall i \in I, \forall t \in Z_i^{\text{park}} \quad (2)$$

$$y_{i,t}^c = y_{i,t}^d = 0, \forall i \in I, \forall t \in T \setminus Z_i^{\text{park}} \quad (3)$$

式中: $y_{i,t}^c$ 和 $y_{i,t}^d$ 分别为 t 时段 EV i 的充电功率和放电功率; $Y_i^{c,\max}$ 和 $Y_i^{d,\max}$ 分别为 EV i 的最大充电功率和最大放电功率; Z_i^{park} 为 EV i 处于停靠状态的时段集合。

EV i 在 t 时段的电量状态变化过程表示为

$$e_{i,t+1} = e_{i,t} - A_{i,t} E_i^{\text{drive}} + \eta_i^c y_{i,t}^c \Delta t - \frac{1}{\eta_i^d} y_{i,t}^d \Delta t, \forall i \in I, t \in T \quad (4)$$

式中: $e_{i,t}$ 和 $e_{i,t+1}$ 分别为 EV i 在 t 时段和 $t+1$ 时段电池的能量状态; E_i^{drive} 为 EV i 在行驶时每个时段的平均能耗; η_i^c 和 η_i^d 分别为 EV i 的充、放电效率。

为了保证电池的安全和满足车主的驾驶需求, 电池的电量状态要满足约束式(5)和式(6)。

$$E_i^{\min} \leq e_{i,t} \leq E_i^{\max}, \forall i \in I, t \in T \quad (5)$$

$$e_{i,T_n+1} \geq e_{i,1}, \forall i \in I \quad (6)$$

式中: E_i^{\max} 、 E_i^{\min} 分别为 EV i 电池的最大容量和最小容量; e_{i,T_n+1} 为 T_n+1 时段 EV i 电池的能量状态; $e_{i,1}$ 为 EV i 电池的初始能量状态。

1.3 CCS 优化模型

CCS k 的优化目标为最小化支付成本, 其中包括两项, 第一项为从配电网购买功率所产生的购电成本, 第二项为边缘服务器处理数据获得的收益。该目标函数如式(7)所示。

$$\min_{X_k} C_{\text{CCS}_k} = \sum_{t \in T} (\theta_t^N p_{k,t}^N \Delta t - \theta_k^W w_{k,t}) \quad (7)$$

式中: C_{CCS_k} 为 CCS k 的支付成本; X_k 为决策变量向量; $p_{k,t}^N$ 为 t 时段 CCS k 与配电网的交换功率; $w_{k,t}$ 为 t 时段 CCS k 的边缘服务器接收的计算任务量; θ_t^N 和 θ_k^W 分别为 t 时段 CCS k 从配电网的购电价格和计算价格(即处理单位数据的收益); Δt 为每个时段的长度。

CCS k 优化模型需要满足 EV 约束式(1)一式(6)以及以下约束。

1) 资源容量约束

$$0 \leq f_{k,t}^L \leq F_k^{L,\max}, \forall t \in T \quad (8)$$

$$0 \leq w_{k,t} \leq W_k^{\max}, \forall t \in T \quad (9)$$

式中: $f_{k,t}^L$ 为 t 时段 CCS k 的边缘服务器使用的计算资源; $F_k^{L,\max}$ 和 W_k^{\max} 分别为 CCS k 中边缘服务器的最大计算资源和所能处理的最大任务量。

2) 时延约束

$$\frac{C_{k,t} w_{k,t}}{f_{k,t}^L + \sum_{i \in I} B_{i,k,t} f_i} \leq \Delta t, \forall t \in T \quad (10)$$

式中: f_i 为 EV i 的计算资源; $C_{k,t}$ 为 t 时段 CCS k 服务器处理单位数据量所需的平均 CPU 周期数。

3) 功率平衡约束

$$p_{k,t}^{\text{cha}} = \sum_{i \in I} B_{i,k,t} (y_{i,t}^c - y_{i,t}^d), \forall t \in T \quad (11)$$

$$p_{k,t}^{\text{com}} = \delta_k^L (f_{k,t}^L)^3 + \sum_{i \in I} B_{i,k,t} \delta_i f_i^3, \forall t \in T \quad (12)$$

$$p_{k,t}^N = p_{k,t}^{\text{cha}} + p_{k,t}^{\text{com}}, \forall t \in T \quad (13)$$

式中: $p_{k,t}^{\text{cha}}$ 为 t 时段 CCS k 中的 EV 充电功耗; $p_{k,t}^{\text{com}}$ 为 t 时段 CCS k 的计算功耗, 包括边缘服务器和 EV 的计算功耗; δ_k^L 和 δ_i 分别为 CCS k 服务器和 EV i 的功耗系数^[17,21]。

4) 交换功率约束

$$P_k^{\text{N,min}} \leq p_{k,t}^N \leq P_k^{\text{N,max}}, \forall t \in T \quad (14)$$

式中, $P_k^{\text{N,min}}$ 和 $P_k^{\text{N,max}}$ 分别为 CCS k 与配电网的最小交换功率和最大交换功率。

1.4 配电网优化模型

配电网的优化目标为最小化其运营成本, 其中包括四项, 第一项为从主电网买电的购电成本, 第二项为线路损耗成本, 第三项为售电给主网所获取的收益, 第四项为售电给 CCS 所获取的收益。该目标函数表示为

$$\min_{X_p} C_{\text{PDN}} = \sum_{t \in T} \left(\lambda_t^B g_t^B \Delta t + \sum_{n \in N} \beta_t^R R_n \ell_{n,t} \Delta t - \lambda_t^S g_t^S \Delta t - \sum_{k \in K} \theta_t^N p_{k,t}^N \Delta t \right) \quad (15)$$

式中: C_{PDN} 为配电网的运行总成本; X_p 为决策变量向量; g_t^B 和 g_t^S 分别为 t 时段配电网从主网购买的功率和向主网出售的功率; $\ell_{n,t}$ 为 t 时段支路 n 的电流平方值; R_n 为支路 n 的电阻; λ_t^B 和 λ_t^S 分别为 t 时段配电网的购电价格和售电价格; β_t^R 为线路损耗成本系数; N 为配电网所有支路的集合。

考虑一个放射状且三相平衡的配电网, 配电网的每个节点用 $n \in N \cup \{0\}$ 表示, $n=0$ 表示根节点。用 P_n 表示节点 n 的父节点, C_n 表示节点 n 的一组子节点集合。节点 n 与其父节点之间的支路也由 $n \in N$ 表示。分支 n 上的潮流方向由节点 P_n 指向节点 n 。定义二进制参数 $D_{n,k}$, 若 $D_{n,k}=1$, 则表示 CCS k 与节点 n 相连, 反之 $D_{n,k}=0$ 。 $D_{n,k}$ 的值可以由电气连接图获得。采用通用的 DistFlow 分支潮流

模型来描述配电网的模型^[24]。

配电网优化模型满足以下约束。

1) 节点功率平衡约束

$$p_{n,t} = -p_{n,t}^L - \sum_{k \in K} D_{n,k} p_{k,t}^N, \forall n \in N, t \in T \quad (16)$$

$$q_{n,t} = -q_{n,t}^L, \forall n \in N, t \in T \quad (17)$$

式中: $p_{n,t}$ 和 $q_{n,t}$ 分别为 t 时段注入节点 n 的有功功率和无功功率; $p_{n,t}^L$ 和 $q_{n,t}^L$ 分别为 t 时段节点 n 的常规有功负载和无功负载。式(16)表示 t 时段节点 n 消耗的有功功率等于常规有功负载加上 CCS 负载。

2) 潮流约束

$$f_{n,t}^P + p_{n,t} = \sum_{c \in C_n} (f_{c,t}^P - R_c \ell_{c,t}), \forall n \in N, t \in T \quad (18)$$

$$f_{n,t}^Q + q_{n,t} = \sum_{c \in C_n} (f_{c,t}^Q - X_c \ell_{c,t}), \forall n \in N, t \in T \quad (19)$$

$$v_{n,t} = v_{P_n,t} - 2(R_n f_{n,t}^P + X_n f_{n,t}^Q) + (R_n^2 + X_n^2) \ell_{n,t}, \forall n \in N, t \in T \quad (20)$$

$$\ell_{n,t} v_{n,t} = (f_{n,t}^P)^2 + (f_{n,t}^Q)^2, \forall n \in N, t \in T \quad (21)$$

式中: $f_{n,t}^P$ 和 $f_{n,t}^Q$ 分别为 t 时段从父节点 P_n 流向节点 n 的有功功率和无功功率; $f_{c,t}^P$ 和 $f_{c,t}^Q$ 分别为 t 时段支路 c 的有功功率和无功功率; $\ell_{c,t}$ 为 t 时段支路 c 的电流平方; R_c 和 X_c 为支路 c 的电阻和电抗; X_n 为支路 n 的电抗; $v_{n,t}$ 为 t 时段支路 n 的电压平方值; $v_{P_n,t}$ 为 t 时段父节点 P_n 的电压平方值。

值得注意的是, 对于根节点 $n=0$, 设 $v_{0,t} = 1 \text{ p.u.}$, 同时其功率满足约束式(22)。

$$f_{0,t}^P = g_t^B - g_t^S, t \in T \quad (22)$$

式中, $f_{0,t}^P$ 为 t 时段流入根节点 0 的有功功率。

3) 节点电压约束

$$V_n^{\text{min}} \leq v_{n,t} \leq V_n^{\text{max}}, \forall n \in N, t \in T \quad (23)$$

式中, V_n^{max} 、 V_n^{min} 分别为节点 n 的最大、最小电压值。

4) 系统运行约束

$$P_k^{\text{N,min}} \leq p_{k,t}^N \leq P_k^{\text{N,max}}, \forall k \in K, t \in T \quad (24)$$

$$0 \leq g_t^B \leq g^{\text{B,max}}, t \in T \quad (25)$$

$$0 \leq g_t^S \leq g^{\text{S,max}}, t \in T \quad (26)$$

式中, $g^{\text{B,max}}$ 和 $g^{\text{S,max}}$ 分别为配电网的最大购买功率和最大出售功率。

1.5 问题转化

由于约束式(21)是非凸的, 使得配电网优化问题难以求解, 需要将其进行转化处理。根据文献[25]可以将约束式(21)松弛为式(27)。这种松弛大部分情况下是等效的。

$$\ell_{n,t} v_{n,t} \geq (f_{n,t}^P)^2 + (f_{n,t}^Q)^2, \forall n \in N, t \in T \quad (27)$$

将式(27)重新表述为凸的锥约束形式如式(28)。

$$\begin{aligned} (2f_{n,t}^P)^2 + (2f_{n,t}^Q)^2 + (v_{n,t} - \ell_{n,t})^2 \leq \\ (v_{n,t} + \ell_{n,t})^2, \forall n \in N, t \in T \end{aligned} \quad (28)$$

由于原问题式(7)的目标是最小化成本, CCS 将最大程度地减少其功耗, 因此, 可将约束式(12)进行松弛, 改写为式(29)。

$$p_{k,t}^{\text{com}} \geq \delta_k^L (f_{k,t}^L)^3 + \sum_{i \in I} B_{i,k,t} \delta_i f_i^3, \forall t \in T \quad (29)$$

引入中间变量 $G_{k,t}$, 可以得到式(30)和式(31)。

$$p_{k,t}^{\text{com}} \geq G_{k,t} + \sum_{i \in I} B_{i,k,t} \delta_i f_i^3, \forall t \in T \quad (30)$$

$$G_{k,t} \geq \delta_k^L (f_{k,t}^L)^3, \forall t \in T \quad (31)$$

可以推断, 若同时满足式(30)和式(31), 则必然满足式(29)。转换后的优化问题仍含有非线性函数 $\delta_k^L (f_{k,t}^L)^3$, 可以采用离散化手段, 用一组直线函数对其进行近似^[26]。令 $F(f_{k,t}^L) = \delta_k^L (f_{k,t}^L)^3$, 变量 $f_{k,t}^L$ 的取值范围是 $[0, F_k^{\max}]$, 定义离散点集合 $\{f_{k,t}^{L,r}\}_{r=1}^R$, 有 $0 = f_{k,t}^{L,1} < \dots < f_{k,t}^{L,R} = F_k^{\max}$, 其中 R 是离散点个数。任意取两个相邻的离散点 $f_{k,t}^{L,r}$ 和 $f_{k,t}^{L,r+1}$, 经过这两点定义一条直线 $H_{k,t}^r$ 。

$$H_{k,t}^r = \frac{F(f_{k,t}^{L,r+1}) - F(f_{k,t}^{L,r})}{f_{k,t}^{L,r+1} - f_{k,t}^{L,r}} (f_{k,t}^L - f_{k,t}^{L,r}) + F(f_{k,t}^{L,r}) \quad (32)$$

因此, 可将式(31)线性化为式(33)。最终可以用式(30)和式(33)来近似非线性约束式(12)。

$$G_{k,t} \geq \delta_k^L H_{k,t}^r, \forall t \in T, r = 1, 2, \dots, R-1 \quad (33)$$

由于被近似的非线性函数在其定义域内具有凸性, 这意味着对于该函数上的任意两点, 它们之间的连线始终位于该段凸函数图像之上。因此, 式(30)和式(33)中的多条直线实际上是对原函数进行了高估, 即它们对资源的实际使用量进行了过高的估计。基于这一点可以推断, 任何满足约束式(30)和式(33)的解, 也必然满足原有的约束式(12)。

至此, 原本的 CCS 问题式(7)和配电网问题式(15)分别转化成了以下凸优化问题:

$$\begin{cases} \min_{X_k} C_{\text{CCS}_k} = \sum_{i \in T} (\theta_i^N p_{k,t}^N - \theta_k^W w_{k,t}) \\ \text{s.t. 式(1)一式(6), 式(8)一式(11), 式(13)和} \\ \text{式(14), 式(30), 式(33)} \end{cases} \quad (34)$$

$$\begin{cases} \min_{X_p} C_{\text{PDN}} = \sum_{i \in T} \left(\lambda_i^B g_i^B \Delta t + \sum_{n \in N} \beta_i^R R_n \ell_{n,t} \Delta t - \lambda_i^S g_i^S \Delta t - \sum_{k \in K} \theta_k^N p_{k,t}^N \right) \\ \text{s.t. 式(16)一式(20), 式(22)一式(26), 式(28)} \end{cases} \quad (35)$$

1.6 双层优化模型

考虑一个联合 EV 电能和计算管理的两层优化模型如图 2 所示。在上层的配电网优化模型式(35)中, 以日前预测负荷和下层 CCS 反馈的用电需求为输入信息, 以最小化配电网整体的成本为优化目标, 包括配电网向主网的购电费用、配电网向 CCS 的供电收益、配电网向主网的售电收益、配电网的线路损耗成本, 考虑节点功率平衡约束式(16)一式(17), 潮流约束式(18)一式(20)、式(22)、式(28), 节点电压约束式(23), 系统运行约束式(24)一式(26)等条件, 对各节点电压、各支路的有功/无功功率、与下层 CCS 的交换功率做出最优决策, 并将优化后的供电功率发送至 CCS。在保证网络约束的同时, 充分利用 EV 的 V2G 潜力以最小化系统成本。

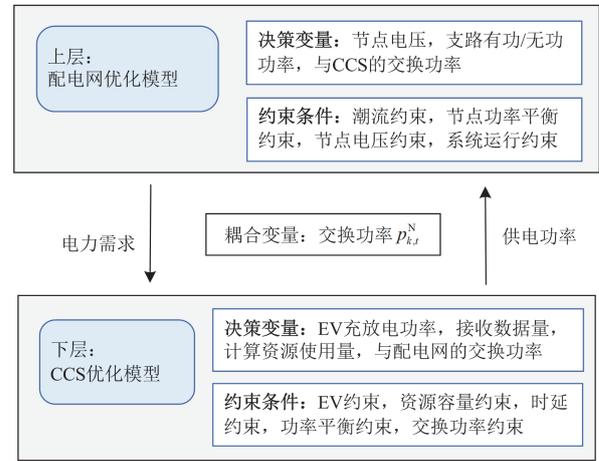


图 2 两层优化模型框架

Fig. 2 Framework of the two-layer optimization model

在下层的 CCS 优化模型式(34)中, 以 EV 提供的预订信息和上层配电网提供的供电功率为输入信息, 以最小化 CCS 的运行成本为优化目标, 包括 CCS 向配电网的购电成本、CCS 处理数据的收益, 考虑 EV 约束式(1)一式(6), 资源容量约束式(8)一式(9), 时延约束式(10), 功率平衡约束式(11)、式(13)、式(30)、式(33), 交换功率约束式(14), 优化 EV 的充放电功率、边缘服务器处理的数据量、边缘服务器使用的计算资源、与上层配电网的交换功率, 并将优化的电力需求反馈至配电网。

2 基于 ATC 的双层模型优化求解

2.1 基于 ATC 的双层优化模型

目标级联法是一种高效且结构化的协同优化方法, 适用于解决层次化、非集中式的复杂系统优化问题。该方法的核心思想在于: 通过层级间的目标设定和传递, 使得各级子系统能够在自主决策的同

时, 保持与整体系统优化目标的一致性。与其他优化方法相比, 目标级联法具有可并行优化、级数不受限制和经过严格的收敛证明等优点^[27]。

在本文的模型中, $p_{k,t}^N$ 为 CCS k 和配电网之间的交换功率, 是问题式(34)和问题式(35)之间的耦合变量。如果 CCS k 和配电网分别计算 $p_{k,t}^N$, 它们可能会得到两个不相等的值, 为了实现多方主体的效益最优, 本文基于 ATC 实现对 CCS 与配电网的协同优化。

定义耦合变量误差来表示上层和下层交换功率的偏差, 如式(36)所示。

$$\delta_{k,t} = p_{k,t}^{NT} - p_{k,t}^{NR}, \forall k \in K, t \in T \quad (36)$$

式中: $\delta_{k,t}$ 为耦合变量误差; $p_{k,t}^{NT}$ 为分层求解时 t 时段配电网发送给 CCS k 的交换功率; $p_{k,t}^{NR}$ 为分层求解时 t 时段 CCS k 反馈回配电网的交换功率。

通过在目标函数中引入增广拉格朗日惩罚函数来进行松弛^[28], 表示为

$$\mu_{k,t} = \alpha_{k,t} \delta_{k,t} + (\beta_{k,t} \delta_{k,t})^2, \forall k \in K, t \in T \quad (37)$$

式中: $\mu_{k,t}$ 为增广拉格朗日惩罚函数; $\alpha_{k,t}$ 和 $\beta_{k,t}$ 分别为一次和二次罚参数。

通过增加惩罚函数式(37), 问题式(34)和问题式(35)变为

$$\begin{cases} \min_{X_k} F_{CCS_k} = C_{CCS_k} + \sum_{t \in T} \mu_{k,t} \\ \text{s.t. 式(1)一式(6), 式(8)一式(11), 式(13)和} \\ \quad \text{式(14), 式(30), 式(33)} \end{cases} \quad (38)$$

$$\begin{cases} \min_{X_p} F_{PDN} = C_{PDN} + \sum_{t \in T} \sum_{k \in K} \mu_{k,t} \\ \text{s.t. 式(16)一式(20), 式(22)一式(26), 式(28)} \end{cases} \quad (39)$$

式中, F_{CCS_k} 和 F_{PDN} 为松弛后的目标函数。

内循环和外循环的收敛条件如式(40)和式(41)所示。

$$\frac{\left| F_{PDN}^j + \sum_{k \in K} F_{CCS_k}^j - \left(F_{PDN}^{j-1} + \sum_{k \in K} F_{CCS_k}^{j-1} \right) \right|}{\left| F_{PDN}^j + \sum_{k \in K} F_{CCS_k}^j \right|} < \varepsilon_1 \quad (40)$$

$$\left| p_{k,t}^{NT,i} - p_{k,t}^{NR,i} \right| \leq \varepsilon_2, k \in K, t \in T \quad (41)$$

式中: $F_{CCS_k}^j$ 和 F_{PDN}^j 分别为内循环第 j 次迭代时问题式(38)和问题式(39)的目标函数值; $p_{k,t}^{NT,i}$ 和 $p_{k,t}^{NR,i}$ 分别为外循环第 i 次迭代时 $p_{k,t}^{NT}$ 和 $p_{k,t}^{NR}$ 的值; ε_1 表示内循环收敛精度; ε_2 表示外循环收敛精度。

罚函数更新公式表示为

$$\alpha_{k,t}^{i+1} = \alpha_{k,t}^i + 2(\beta_{k,t}^i \delta_{k,t}^i)^2, k \in K, t \in T \quad (42)$$

$$\beta_{k,t}^{i+1} = \lambda \beta_{k,t}^i, k \in K, t \in T \quad (43)$$

式中: $\delta_{k,t}^i$ 为外循环第 i 次迭代的耦合变量误差; $\alpha_{k,t}^i$ 和 $\beta_{k,t}^i$ 为外循环第 i 次迭代的罚参数; λ 为罚参数放大系数。

2.2 基于 ATC 的求解流程

基于 ATC 法求解两层优化模型的流程如图 3 所示。

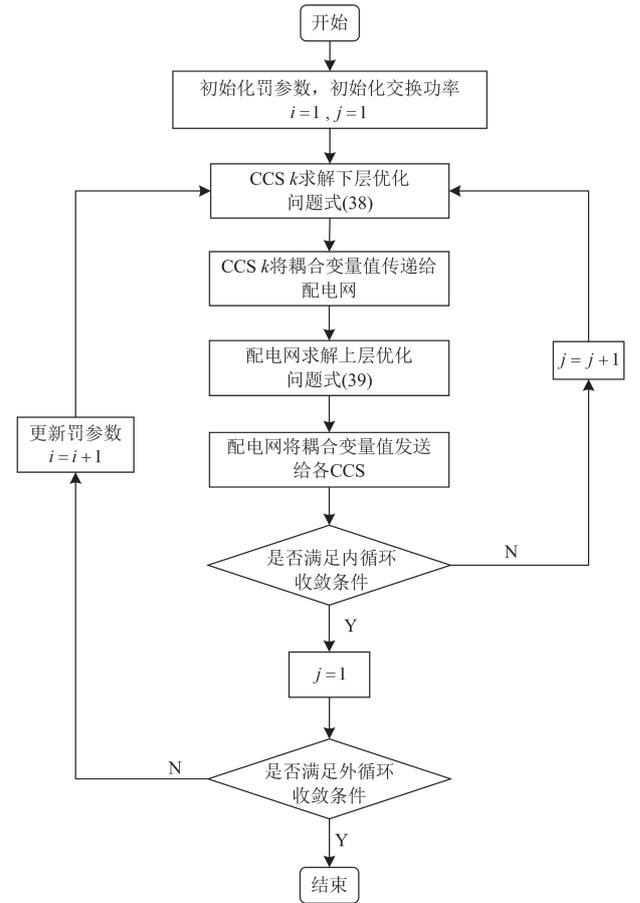


图 3 基于 ATC 法求解两层优化模型的流程图

Fig. 3 Flowchart of solving the two-layer optimization model based on the ATC method

具体步骤如下所述。

步骤 1: 初始化参数。输入配电网与充电站的有关参数、EV 预定信息、日前预测负荷。令迭代次数 $i=1$ 、 $j=1$, 设置交换功率参考值 $p_{k,t}^{NT,0}$ 、罚参数放大系数 λ 、罚参数 $\alpha_{k,t}^i$ 和 $\beta_{k,t}^i$ 的初始值。

步骤 2: 内循环迭代优化。内环利用固定的罚参数交替求解上下层优化问题。具体来说, CCS k 求解优化问题式(38), 得到 CCS k 的电力需求 $p_{k,t}^{NR,j}$ 并

将其传递至配电网; 配电网收集从各个 CCS 返回的交换功率, 求解优化问题式(39), 得到配电网的供电功率 $p_{k,t}^{NT,j}$ 并将其发送给各 CCS。

步骤 3: 内循环收敛判断。内循环收敛条件式(40)检验迭代过程中的最优值误差, 若最优值误差满足收敛条件, 设置 $j=1$, 转至步骤 4, 否则, 设置 $j=j+1$, 返回步骤 2。

步骤 4: 外循环迭代优化。外环根据内环优化结果来更新罚参数, 通过更新罚参数以修改目标函数的惩罚项, 使得耦合变量的误差不断减小。首先通过外循环收敛条件式(41)检验耦合变量之间的一致性误差, 若满足收敛条件, 则迭代结束, 获得最优解, 否则, 转至步骤 5。

步骤 5: 利用式(42)与式(43)以更新罚参数, 设置 $i=i+1$, 转至步骤 2。

从以上的算法流程中可以看到, ATC 法允许各 CCS 主体进行自主决策, 各 CCS 主体与配电网在每轮迭代中只需要进行交换功率数据的交互。而传统的集中式优化方法非常依赖下层 CCS 信息, 需要大量采集各 CCS 主体的运行参数以及数据, 有可能导致 CCS 隐私信息的泄露, 因此采用 ATC 法可以有效保障 CCS 本地数据的隐私安全。

3 仿真结果

3.1 参数设定

时段总数设置为 $T=24$, 时段长度为 $\Delta t=1\text{ h}$ 。考虑系统中有 1 个配电网和 3 个 CCS, 3 个 CCS 分别位于配电网节点 $n=3,5,16$ 上。设定参与充电和计算管理计划的 EV 数量为 200, 在 CCS 中随机生成 EV 的初始位置。EV 的出发时间、旅行时间和停车地点均随机生成。设部分 EV 参数服从给定范围的均匀分布, 行驶平均能耗 $E_i^{\text{drive}} \in [12,20]\text{ kWh}$, 电池初始能量 $e_{i,1} \in [75,100]\text{ kW}$ 。其他的 EV 参数为: 计算资源 $f_i=1\text{ GHz}$, 电池最小能量 $E_i^{\text{min}}=10\text{ kWh}$, 电池最大能量 $E_i^{\text{max}}=100\text{ kWh}$, 充放电效率 $\eta_i^c = \eta_i^d = 0.9$, 最大充电功率 $Y_i^{c,\text{max}}=40\text{ kW}$, 最大放电功率 $Y_i^{d,\text{max}}=20\text{ kW}$, 功耗参数 $\delta_i=1\text{ W/GHz}^3$ 。CCS 参数为: 最大接收数据 $W_k^{\text{max}}=400\text{ Gbits}$, 最大计算资源 $F_k^{\text{L,max}}=40\text{ GHz}$, 服务器处理数据平均所需周期 $C_{k,t}=600\text{ Gcycles/Gbit}$, 服务器功耗参数 $\delta_k^{\text{L}}=10\text{ W/GHz}^3$, 最小交换功耗 $P_k^{\text{N,min}}=-1\text{ MW}$, 最大交换功耗 $P_k^{\text{N,max}}=1\text{ MW}$ 。对于配电网, 使用 Matpower 中 case18.m 的 18 节点配电系统数据^[29]。基本功率

负载和主网电能价格的数据来源于新加坡 2023 年国家电力市场数据集^[30]。其他配电网参数为: 最大购电功率 $g^{\text{B,max}}=60\text{ MW}$, 最大售电功率 $g^{\text{S,max}}=60\text{ MW}$, 线损成本系数 $\beta_l^{\text{R}}=267\text{ 美元/MWh}$ 。

3.2 算例仿真分析

在下列仿真实例中, 本文设定了 3 个不同场景进行仿真分析。

场景 1: EV 无序充电, 并且不参与计算管理, 每辆 EV 到达 CCS 后就以最大功率充电, 直到充满时停止充电, 同时忽略 EV 的计算能力。

场景 2: EV 参与充电管理, 但不参与计算管理, 忽略 EV 的计算能力。

场景 3: 即本文场景, EV 参与充电与计算管理, 充分发掘和利用 EV 的 V2G 潜力和计算能力。

3 个场景下配电网从主网的购电功率和各时段的电价如图 4 所示。图 4 中的基本负荷代表不考虑 EV 的情况下, 配电网只服务基本用电负载和边缘服务器用电负载时向主电网购买的有功功率。

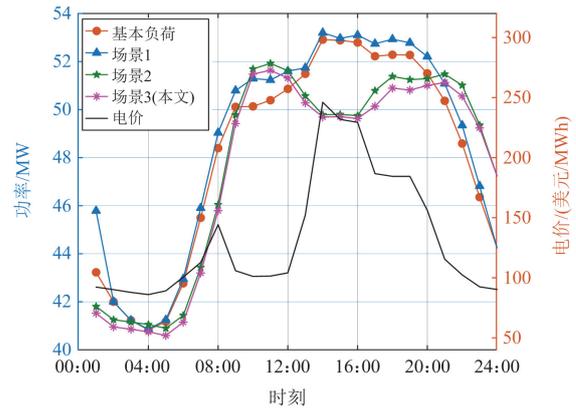


图 4 不同场景下配电网向主网购买的功率和相应电价
Fig. 4 Power purchased by the distribution network from the main grid and the corresponding electricity prices in different scenarios

由图 4 可以看出, 在 13:00—20:00 时段, 电价较高, 场景 2 和场景 3 的配电网从主网的购电功率较基本负荷更低; 在 10:00—12:00、21:00—24:00 时段, 电价较低, 场景 2 和场景 3 的配电网从主网的购电功率较基本负荷更高。场景 1 的功率需求整体上较基本负荷高, 因为场景 1 的 EV 不参与充电管理, EV 的充电时间仅仅与其到达 CCS 的时刻有关, 这导致部分 EV 在用电高峰期接入电网, 加重电网的负荷, 所以需要更多地从主电网购买电力以满足 EV 的充电需求。而在场景 2 和场景 3 中 EV 参与了充电管理, 系统将充电负荷转移至电价较低的时段, 避免了“峰上加峰”的现象, 降低配电网

的购电成本。

此外，可以观察到图 4 中场景 3 的负荷整体小于场景 2 的负荷。这一现象的原因主要有两点：1) 服务器的边际功耗显著降低。在场景 2 中，CCS 采用了集中式计算方式，未能充分利用 EV 的计算能力，因此服务器倾向于尽可能多地使用自身的计算资源以处理更多任务，从而获取计算收益。根据式(12)，计算资源 $f_{k,t}^L$ 使用量的增加会使得服务器的计算功耗 $p_{k,t}^{com}$ 呈指数型增长。而在场景 3 中，CCS 充分利用 EV 的计算资源实现了分布式计算。EV 分担了部分原本由服务器承担的计算负载，不仅显著降低了服务器的边际功耗，还促进了整个系统的负载均衡。2) EV 的能效更高。由于 EV 的功耗系数较服务器的更低，因此当 CCS 利用 EV 进行计算时，能够显著降低整个系统的计算功耗。综上，场景 3 的计算功耗相较于场景 2 有所降低，反映在图 4 中即为场景 3 的负荷曲线整体位于场景 2 之下。

不同场景下 EV 的能量状态变化如图 5 所示。可以看到，在场景 1 中 EV 除了在行驶途中会消耗能量，EV 到达 CCS 后便开始充电直至充满。而场景 2 和场景 3 中 EV 能量状态变化趋势基本相同，在电价较高的 14:00—20:00 进行放电，在电价较低的 21:00—24:00 进行充电。值得注意的是，一方面，由于 EV 的初始电量并不是满电状态，所以在场景 1 中 EV 会先把电充满；另一方面，在场景 2 和场景 3 中，由于约束式(6)的存在，EV 在 $T+1$ 时段的电量不小于初始电量即可。因此，场景 1 的充电需求总量实际上比场景 2 和场景 3 要大，场景 1 的充电负荷更大，使得图 4 中场景 1 的配电网购电曲线大部分时间在场景 2 和场景 3 之上。

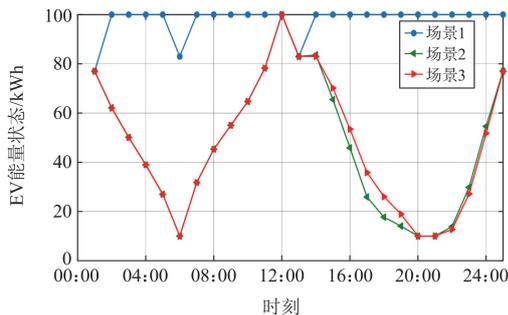


图 5 不同场景下 EV $i = 1$ 的能量状态变化
Fig. 5 Changes in energy state of EV $i = 1$ in different scenarios

场景 3 下 3 个 CCS 在各个时段的 EV 充放电功率情况如图 6 所示。结合图 4 可以看出，在电价较高的时候，例如 13:00—20:00 时段，系统会调控 EV 进行放电；在电价较低时，例如 10:00—12:00

和 21:00—24:00 时段，系统会调控 EV 进行充电。通过合理地调控 EV 充放电，可以有效地降低系统在负荷高峰期的用电需求，从而有效降低配电网的购电成本。

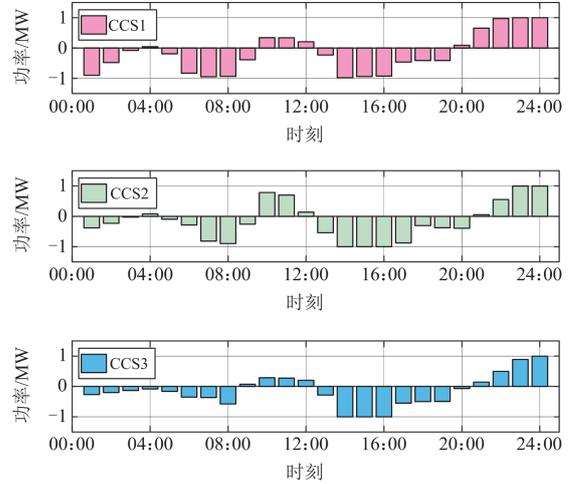


图 6 场景 3 下在各个 CCS 中的 EV 充放电功率
Fig. 6 Charging and discharging power of EVs in each CCS in scenario 3

不同场景下 CCS 中的各项成本如表 1 所示。可见，场景 1 的 CCS 总成本是最高的，因为 EV 没有参与充电管理，每辆 EV 的充电时间只与它们的到达时间有关，EV 在到达后就以最大功率充电直至充满，这导致配电网可能不得不在电价较高时购电以满足 EV 的充电需求。此外，相较于场景 1 和场景 2，本文场景的计算收益最高且购电成本最低，计算收益增加了 1209.6 美元。这是由于在场景 1 和场景 2 中，CCS 只能利用服务器的本地计算资源来处理任务获取收益。而本文场景则充分利用 EV 在有序充电期间闲置的计算资源，因此 CCS 不仅能够处理更多的任务以获取更高的收益，而且 EV 的参与还降低了系统的整体计算功耗，从而有效降低了 CCS 的购电成本。

表 1 不同场景下 CCS 的各项成本

Table 1 Various costs of CCS in different scenarios

场景	CCS 计算收益	CCS 购电成本	CCS 总成本
场景 1	3.1104×10^3	2.6542×10^3	-0.5232×10^3
场景 2	3.1104×10^3	-2.4020×10^3	-5.5124×10^3
场景 3	4.3200×10^3	-3.3047×10^3	-7.6247×10^3

美元

不同场景下系统各部分的成本如表 2 所示。由表 2 可以看出，本文场景的系统总成本最低。此外，3 个模型的配电网总成本相差不大，本模型的配电网成本甚至略高于场景 1。由表 1 可知，本文模型的

CCS 购电成本为负, 配电网需要向 CCS 支付一定的费用, 所以本文场景的配电网总成本不是最低。将 CCS 与配电网两者总成本相加后, 它们之间的交易成本会相互抵消, EV 主要影响配电网的购电成本和 CCS 的计算收益从而降低整个系统的成本。

表 2 不同场景下系统中各项成本

Table 2 Various costs of the system in different scenarios

场景	CCS 总成本	配电网总成本	系统总成本
场景 1	-0.5232×10^5	1.6287×10^5	1.6241×10^5
场景 2	-5.5124×10^3	1.6291×10^5	1.5745×10^5
场景 3	-7.6247×10^3	1.6291×10^5	1.5533×10^5

3.3 参数敏感性分析

不同计算价格 θ_k^w 下各个 CCS 的成本如图 7 所示。可以看到, 随着 θ_k^w 逐渐增大, 3 个 CCS 的成本都随之下降。这是因为价格参数增大提高了计算带来的收益比重, CCS 更愿意接受任务以获取收益, 即使因此产生了额外计算能耗。

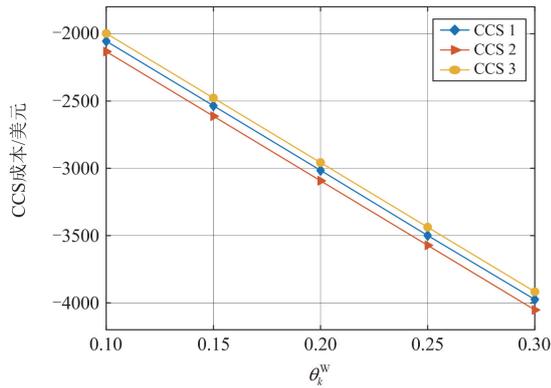


图 7 场景 3 中不同计算价格参数 θ_k^w 下各个 CCS 的成本

Fig. 7 Cost of each CCS under different computing pricing parameters in scenario 3

3.4 ATC 算法收敛性

配电网与 CCS 的交换功率在 09:00—10:00 时段的收敛性能如图 8 所示。横坐标表示外循环的迭代次数。对于参数更新操作, 可以使用 $2 < \lambda < 3$ 以加速收敛^[31]。在仿真中, λ 设置为 2.5。可以看到, CCS 优化模型式(38)和配电网优化模型式(39)的耦合变量在增广拉格朗日罚函数的作用下逐渐收敛, 经过 5 轮迭代, 配电网功率曲线和 CCS 功率曲线已经稳定, 且非常接近。仿真中, ATC 算法在第 5 次迭代时可以使交换功率的误差小于 6.8×10^{-5} , 这种误差对整个系统造成的影响几乎可以忽略, 因此可认为 ATC 算法已经收敛。

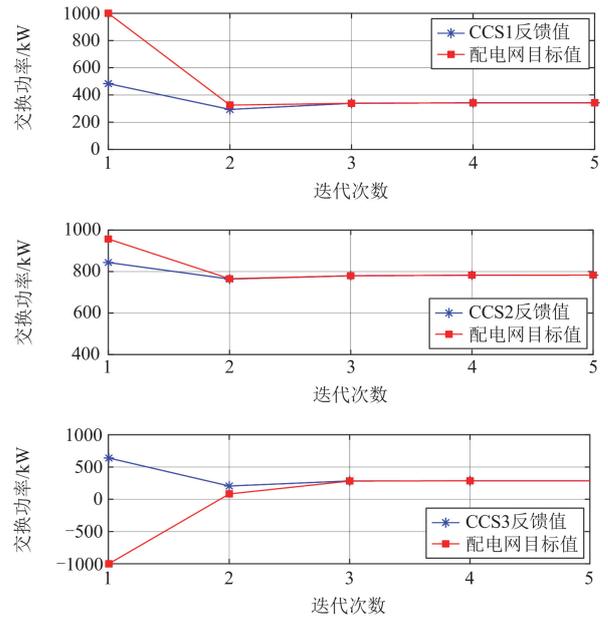


图 8 配电网与 CCS 的交换功率在 09:00—10:00 时段的收敛性能

Fig. 8 Convergence performance of the exchange power between the distribution network and CCS at 09:00—10:00

4 结论

本文考虑 EV 移动性及其所具备的电能与计算资源, 充分挖掘 EV 的 V2G 潜力与计算能力, 建立一个联合 EV 电能和计算管理的两层递阶优化模型, 其中下层是 CCS 优化模型, 上层是配电网优化模型。此外, 考虑配电网与边缘计算的非凸约束, 采用离散化方法对非凸约束进行线性化处理, 将原问题转换成凸优化问题。将 ATC 算法应用于本模型中, 分别单独求解上下层问题, 不断地迭代优化, 实现耦合变量的解耦决策。最后通过仿真分析得出如下结论: 1) 所提模型能够聚合 CCS 中 EV 的空闲计算资源以协助 CCS 处理任务, 提高 CCS 的计算收益。同时, 模型充分利用 EV 的 V2G 潜力, 根据不同时段的电价, 精准调控 EV 的充放电, 从而降低整个系统的成本。2) ATC 算法具备良好的收敛性能, 能够支持 CCS 实现自主电能与计算管理, 确保本地数据隐私安全。

参考文献

- [1] 工信部发布《新能源汽车产业发展规划(2021—2035 年)》(征求意见稿)[J]. 汽车与配件, 2019(23): 16.
- [2] 程杉, 李洋洋, 刘炜炜, 等. 电动汽车协助火电机组参与调频辅助服务优化控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(6): 142-151.

- CHENG Shan, LI Fengyang, LIU Weiwei, et al. Optimal control strategy of thermal power units with electric vehicles participating in frequency regulation auxiliary services[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(6): 142-151.
- [3] 张夏韦, 梁军, 王要强, 等. 电动汽车充电负荷时空分布预测研究综述[J]. *电力建设*, 2023, 44(12): 161-173.
- ZHANG Xiawei, LIANG Jun, WANG Yaoqiang, et al. Overview of research on spatiotemporal distribution prediction of electric vehicle charging[J]. *Electric Power Construction*, 2023, 44(12): 161-173.
- [4] XIAO Z, SHU J, JIANG H, et al. Perception task offloading with collaborative computation for autonomous driving[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2023, 41(2): 457-473.
- [5] YAN D, CHEN Y. Distributed coordination of charging stations with shared energy storage in a distribution network[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(6): 4666-4682.
- [6] SHI X, XU Y, GUO Q, et al. Day-ahead distributionally robust optimization-based scheduling for distribution systems with electric vehicles[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2023, 14(4): 2837-2850.
- [7] 邓衍辉, 李剑, 卢国强, 等. 考虑分区域动态电价机制引导的电动汽车充电优化策略[J]. *电力系统保护与控制*, 2024, 52(7): 33-44.
- DENG Yanhui, LI Jian, LU Guoqiang, et al. Charging optimization strategy of electric vehicles guided by the dynamic tariff mechanism of a subregion[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(7): 33-44.
- [8] 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.
- [9] 车彬, 张泽龙, 杨燕. 考虑 V2G 储能特性与负荷需求响应的主动配电网低碳鲁棒调度[J]. *电网与清洁能源*, 2024, 40(1): 29-39.
- CHE Bin, ZHANG Zeong, YANG Yan. Research on the low-carbon robust dispatch of active distribution networks considering storage characteristics of V2G and load demand response[J]. *Power System and Clean Energy*, 2024, 40(1): 29-39.
- [10] 余洋, 张瑞丰, 陆文韬, 等. 基于稳定经济模型预测控制的集群电动汽车辅助电网调频控制策略[J]. *电工技术学报*, 2022, 37(23): 6025-6040.
- YU Yang, ZHANG Ruifeng, LU Wentao, et al. Auxiliary frequency regulation control strategy of aggregated electric vehicles based on Lyapunov-based economic model predictive control[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(23): 6025-6040.
- [11] 范培潇, 胡文平, 温裕鑫, 等. 基于可进化 PID 的含电动汽车孤岛微电网负荷频率控制策略[J]. *全球能源互联网*, 2023, 6(3): 258-265.
- FAN Peixiao, HU Wenping, WEN Yuxin, et al. A load frequency control strategy of island microgrid with V2G based on evolutionary-PID[J]. *Journal of Global Energy Interconnection*, 2023, 6(3): 258-265.
- [12] ZHONG W, XIE K, LIU Y, et al. Topology-aware vehicle-to-grid energy trading for active distribution systems[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(2): 2137-2147.
- [13] LIU J, LIN G, HUANG S, et al. Collaborative EV routing and charging scheduling with power distribution and traffic networks interaction[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(5): 3923-3936.
- [14] 张美霞, 张倩倩, 杨秀, 等. 基于交通-电力均衡耦合的电动汽车快充站与配电网联合规划[J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(11): 51-63.
- ZHANG Meixia, ZHANG Qianqian, YANG Xiu, et al. Joint planning of electric vehicle fast charging stations and distribution network based on a traffic-electricity equilibrium coupling model[J]. *Power System Protection and Control*, 2023, 51(11): 51-63.
- [15] FANG X, WANG Y, DONG W, et al. Optimal energy management of multiple electricity-hydrogen integrated charging stations[J]. *Energy*, 2023, 262.
- [16] CAI P, MI Y, MA S, et al. Hierarchical game for integrated energy system and electricity-hydrogen hybrid charging station under distributionally robust optimization[J]. *Energy*, 2023, 283.
- [17] 王乐天, 姜伟豪, 张黎, 等. “多站融合”智慧能源站总体统筹布置优化研究[J]. *电工技术*, 2022(11): 137-140.
- WANG Letian, JIANG Weihao, ZHANG Li, et al. Research on the optimization of overall planning and layout of “multi-station integration” smart energy station[J]. *Electric Engineering*, 2022(11): 137-140.
- [18] 马会萌, 李相俊, 贾学翠. 多站融合场景下的系统配置及协调运行策略[J]. *电力建设*, 2021, 42(1): 96-104.
- MA Huimeng, LI Xiangjun, JIA Xuecui. Capacity configuration and coordinated operation strategy in the multi-station integration scenario[J]. *Electric Power Construction*, 2021, 42(1): 96-104.
- [19] HUANG X, LI P, YU R, et al. FedParking: a federated learning based parking space estimation with parked vehicle assisted edge computing[J]. *IEEE Transactions*

- on Vehicular Technology, 2021, 70(9): 9355-9368.
- [20] FAN W, LIU J, HUA M, et al. Joint task offloading and resource allocation for multi-access edge computing assisted by parked and moving vehicles[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2022, 71(5): 5314-5330.
- [21] HUANG X, ZHONG W, NIE J, et al. Joint parking and power management for electric vehicle edge computing: A bilevel optimization approach[C] // 2022 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), May 30-June 3, 2022, Dubrovnik, Croatia: 719-724.
- [22] RONG S, ZHONG W, HUANG X, et al. Joint path selection, energy trading and task offloading in electric vehicle charging and computing network[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(10): 17067-17081.
- [23] WEI Z, LI B, ZHANG R, et al. Contract-based charging protocol for electric vehicles with vehicular fog computing: an integrated charging and computing perspective[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(9): 7667-7680.
- [24] AFFOLABI L, SHAHIDEHPOUR M, GAN W, et al. Optimal transactive energy trading of electric vehicle charging stations with on-site PV generation in constrained power distribution networks[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(2): 1427-1440.
- [25] 刘睿捷, 包哲静, 林振智. 考虑双层奖惩型碳交易机制的源网荷分布协同低碳经济调度[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(9): 11-20.
- LIU Ruijie, BAO Zhejing, LIN Zhenzhi. Distributed collaborative low-carbon economic dispatching of source, grid and load considering dual-layer carbon trading mechanism with reward and punishment[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(9): 11-20.
- [26] 钟伟锋, 黄旭民, 康嘉文, 等. 考虑信息年龄的无人机辅助智能交通系统计算卸载优化[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(3): 934-943.
- ZHONG Weifeng, HUANG Xumin, KANG Jiawen, et al. Optimization of computation offloading for UAV-assisted intelligent transportation systems considering age of information[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2024, 46(3): 934-943.
- [27] 曾智基, 杨苹, 陈耀圣, 等. 基于目标级联法的微网群多主体分布式优化调度[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2019, 46(2): 25-33.
- ZENG Zhiji, YANG Ping, CHEN Yaosheng, et al. Distributed optimization scheduling of multi-microgrids with multiple stakeholders based on analytical target cascading[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2019, 46(2): 25-33.
- [28] 杨晓辉, 张柳芳, 吴龙杰, 等. 含考虑 IDR 的冷热电联供微网的主动配电网经济优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(3): 19-28.
- YANG Xiaohui, ZHANG Liufang, WU Longjie, et al. Economic optimal dispatch of an active distribution network with combined cooling, heating and power microgrids considering integrated demand response[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(3): 19-28.
- [29] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C E. MATPOWER (Version7.0)[EB/OL]. <https://matpower.org>.
- [30] National Electricity Market of Singapore (NEMS). Prices [EB/OL]. <https://www.nems.emcsg.com/nems-prices>.
- [31] TOSSERAMS S, ETMAN P F L, PAPALAMBROS Y P, et al. An augmented Lagrangian relaxation for analytical target cascading using the alternating direction method of multipliers[J]. Springer-Verlag, 2006(3).

收稿日期: 2024-04-16; 修回日期: 2024-10-11

作者简介:

顾延勋(1980—), 男, 本科, 高级工程师, 研究方向为电网规划与调度运行、充电桩规划运行、新能源并网及节能环保技术; E-mail: 903816910@qq.com

林晓明(1993—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电动汽车智能充电与运营技术。E-mail: linxm4@csg.cn

(编辑 魏小丽)