

基于能量共享的多微网协同优化调度

吴彦伟¹, 姚刚^{1,2,3*}, 王海全¹, 徐建松¹, 尹大鹏¹, 夏雨^{1,2}

(1. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 国电南瑞科技股份有限公司 电网运行风险防御技术与装备全国重点实验室, 江苏 南京 211106;

3. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

Multi-Microgrids Cooperative Optimal Scheduling Based on Energy Sharing

WU Yanwei¹, YAO Gang^{1,2,3*}, WANG Haiquan¹, XU Jiansong¹, YIN Dapeng¹, XIA Yu^{1,2}

(1. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

2. State Key Laboratory of Technology and Equipment for Defense Against Power System Operational Risks,
NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

3. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University,
Shanghai 200240, China)

Abstract: As an important part of the new power system, the energy interaction and sharing of multi-microgrids are conducive to the consumption of renewable energy and the enhancement of multi-agents operation efficiency. Aiming at the multi-microgrids source-load uncertainty and data privacy problems, a multi-microgrids cooperative optimal scheduling method based on energy sharing is proposed. Firstly, a shared energy storage and microgrid economic dispatching model based on a multi-agent interaction framework is constructed. Then, the power pricing strategies for shared energy storage and the economic scheduling decisions for multi-microgrids are realized by deep reinforcement learning method and mathematical planning method, respectively. Finally, simulation data analysis shows that the proposed cooperative optimal scheduling method can quickly cope with the stochastic variation of source-load, as well as effectively reduce the operation cost of multi-microgrids.

Key words: multi-microgrids; shared energy storage; cooperative optimal; reinforcement learning

摘要: 作为新型电力系统的重要组成部分,多微网的能量交互共享有利于可再生能源的消纳和多主体运行效益的提升。针对多微网的源荷不确定性及数据隐私问题,提出一种基于能量共享的多微网协同优化调度方法。首先,构建基于多主体交互框架的共享储能和微网经济调度模型;然后,通过深度强化学习方法和数学启发式方法,实现共享储能的充放电功率定价策略和多微网的经济调度决策;最后,仿真数据分析表明所提协同优化调度

方法能够快速应对源荷随机变化,同时有效降低了多微网运行成本。

关键词: 多微网; 共享储能; 协同优化; 强化学习

0 引言

在“碳中和、碳达峰”目标持续推进的背景下,新质生产力对能源的低碳智能化转型提出了更高的要求。作为支撑和推动国家新质生产力形成的重要能源资源基础,分布式能源首次被写入政府工作报告^[1]。截至 2023 年底,分布式(户用)光伏发电装机容量累计突破 1 亿千瓦^[2],同比增长超过 90%,每年降低约 1.5 亿吨二氧化碳排放,创造了巨大的经济和社会价值。然而,分布式能源快速增加的就地消纳需求和固有的随机不确定性对配电系统的高质量发展带来了严峻挑战。作为融合“源-荷-储”多灵活资源的配电系统终端单元,多微网通过群内自治和群间互动,在促进分布式能源规模消纳、增强配电系统供电可靠性和提升多主体效益等方面具有不可替代的作用^[3-6]。

多微网的核心研究内容之一是灵活资源的经济调度和协同运行。文献[7]构建了考虑微网间功率交互和微源功率协调的经济调度模型,降低了微网群整体运行成本。文献[8]提出了考虑综合需求响应的配电区域多微网优化调度模型,通

过主从博弈方法改善了多微网和各微网用户的综合效益与用能成本。文献[9-11]提出了计及源荷不确定影响的多微网鲁棒经济调度模型,通过采用多主体博弈和数学规划方法,实现了个体和整体的利益提升。然而,上述研究涉及的储能系统分散于各个微网,且仅用于支撑微网内的经济调度,不仅增加了各微网储能建设和运维成本,而且储能的利用率也难以得到提升。随着新型储能技术的不断发展和共享模式的推广应用^[12],建立共享储能站并服务于配电区域内多微网的安全经济调度正在引起广泛关注。文献[13]针对配电区域内微网提出一种共享储能(Shared Energy Storage, SES)优化配置策略,实现了配电系统稳定运行和微网经济运行。文献[14]提出一种基于用户需求响应和 SES 的双层优化调度策略,提高了多微网运行的经济性,并降低了用户购能成本。文献[15]构建了考虑不确定因素的 SES 和多微网双层调度模型,通过多主体博弈和数学规划方法获得了经济鲁棒运行方案,降低了微网对配电系统的依赖和影响。虽然现有研究通过多种鲁棒方法和储能共享模式改善了多微网调度运行稳定性和经济性,但受限于严格的模型构建要求和不确定性场景约束,基于模型驱动的数学规划方法和启发式优化方法难以应对任意场景的调度需求,特别是在多微网调度方案的可行性和生成速度方面还有待改善和提升。

随着基于数据驱动的机器学习技术飞速发展,融合深度学习信息表征能力和强化学习序列决策能力的深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)方法正在深入到各个研究领域,其自主学习和自适应能力能够提升应对不确定因素的鲁棒性,可以为多微网的优化调度提供一种智能化的解决方法。文献[16]提出了基于分布式机器学习算法的多微网交易运行方法,展示了机器学习方法在迭代收敛进程和解空间精确度方面的优势性能。针对多微网经济调度,文献[17]和文献[18]分别提出了基于纳什 Q 学习和分层约束强化学习的优化调度方法,通过离线经验学习和数据训练后能够快速制定微网协同调度决策方案。文献[19-20]采用基于连续动作的深度确定性策略梯度(Deep Deterministic Policy Gradient, DDPG)算法实现了微网内部和微网群间的快速

自适应调度运行。然而,上述研究未考虑 SES 主体,仅将储能作为微网内部调度资源使用,将增加多微网对储能的调度和控制成本,同时,难以适用于配电区域内的多类型微网。

基于上述分析,为应对源荷不确定性影响并提升多个主体整体运行效益,考虑共享储能站和多微网间的能量共享,提出一种基于 DRL 的多微网协同优化调度方法。首先,构建 SES 和多微网交互模型,以及 SES 和微网调度运行模型;然后,基于马尔科夫决策过程表示 SES 智能体的 DRL 模型,并采用基于行动器-评判器(Actor-Critic, AC)框架的改进 DDPG 算法和数学启发式算法,分别获取 SES 智能体的动态连续调度决策方案和微网经济调度方案;最后,通过设置对比算例验证所提方法的优越性。

1 考虑能量共享的多微网系统模型

1.1 多微网系统模型

配电区域内多个微网通过配电网网架实现互联。各个微网由配电系统、天然气系统及屋顶光伏系统提供内外部能量输入,并通过能源站内的热电联供机组、电锅炉实现能量转换,能量需求涉及电能和热能。各微网不建立独立储能,通过购买 SES 功率支撑服务实现微网的稳定经济调度。

光伏系统输出电功率可表示为

$$P_{pv}(t) = \gamma_{pv}(t) \eta_{pv} \eta_{MTTP} A_r \cos \theta(t) \quad (1)$$

式中: P_{pv} 为光伏系统输出电功率; γ_{pv} 为光伏电池板的辐照强度; η_{pv} 为光伏组件的转换效率; η_{MTTP} 为光伏最大功率跟踪效率; A_r 为光伏电池板辐照面积; θ 为太阳辐射角。

热电联供机组输出电热功率可表示为

$$\begin{cases} P_{chp}(t) = q_{chp}(t) H_{ng} \eta_{chp}^e \\ H_{chp}(t) = \eta_{chp}^h P_{chp}(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: P_{chp} 、 H_{chp} 分别为热电联供机组输出电功率、热功率; q_{chp} 为热电联供机组消耗的天然气量; H_{ng} 为天然气热值; η_{chp}^e 、 η_{chp}^h 分别为热电联供机组产电效率、热电比值。

热电联供机组运行过程应满足功率上下限约束,可表示为

$$P_{chp}^{\min} \leq P_{chp}(t) \leq P_{chp}^{\max} \quad (3)$$

式中: P_{chp}^{\min} 、 P_{chp}^{\max} 分别为热电联供机组电功率的最小值、最大值。

电锅炉的输出热功率可表示为

$$H_{cb}(t) = P_{cb}(t)\eta_{cb} \quad (4)$$

式中: H_{cb} 为电锅炉的输出热功率; P_{cb} 为电锅炉消耗的电能; η_{cb} 为电锅炉的产热效率。

电锅炉运行过程应满足功率上下限约束, 可表示为

$$P_{cb}^{\min} \leq P_{cb}(t) \leq P_{cb}^{\max} \quad (5)$$

式中: P_{cb}^{\min} 、 P_{cb}^{\max} 分别为电锅炉输入电功率的最小值、最大值。

1.2 共享储能模型

在配电区域内, 建立共享储能站并向多个微网提供灵活功率调节服务。SES 可以由配电系统用户建设运营, 即用户侧 SES; 也可以由配电系统运营商建设运营, 即网侧 SES。用户侧 SES 主要用于改善多微网购能策略, 促进分布式能源就地消纳, 提升微网自身经济运行能力; 网侧 SES 主要用于缓解网络阻塞, 降低负荷峰谷差, 维持配电系统安全稳定运行。本文围绕用户侧 SES 开展优化调度研究。

SES 在充放电调度过程中的能量变化可表示为

$$E_{ses}(t) = E_{ses}(t-1) + \left(P_{cha}\eta_c - \frac{P_{dis}}{\eta_d} \right) \Delta t \quad (6)$$

式中: E_{ses} 为 t 时刻 SES 的能量容量; η_c 和 η_d 为 SES 的充放电效率; P_{cha} 和 P_{dis} 为 SES 的充放电功率。

SES 运行过程应满足功率和容量约束, 可表示为

$$\begin{cases} P_{ses}^{\min} \leq P_{cha}(t) \leq P_{ses}^{\max} \\ P_{ses}^{\min} \leq P_{dis}(t) \leq P_{ses}^{\max} \\ E_{ses}^{\min} \leq E_{ses}(t) \leq E_{ses}^{\max} \\ E_{start} = E_{end} \end{cases} \quad (7)$$

式中: P_{ses}^{\min} 、 P_{ses}^{\max} 分别为 SES 充放电功率的最小值、最大值; E_{ses}^{\min} 、 E_{ses}^{\max} 分别为 SES 能量容量的最小值、最大值; E_{start} 、 E_{end} 分别为调度周期初始、结束时刻的 SES 能量容量。

2 考虑能量共享的多微网协同方法

2.1 共享储能智能体和多微网交互框架

SES 智能体通过制定充放电功率价格策略实现储能调度管理, 各个微网实现其内部灵活

资源的调度管理。SES 智能体和多微网交互框架如图 1 所示, 各微网向 SES 智能体仅传递电能需求和盈余, 不提供微网其他设备的调度信息, 避免了微网自身隐私泄露, 同时 SES 智能体基于自身运行效益和微网需求制定储能充放电功率价格策略。通过 SES 智能体和多微网间的不断优化迭代, 最终制定适应于微网源荷不确定影响的多微网和 SES 协同经济调度策略, 实现分布式光伏功率在微网内和微网间的就近就近消纳, 并降低对外部配电系统和燃气系统的能量需求, 提升储能的利用率和多微网整体经济效益。

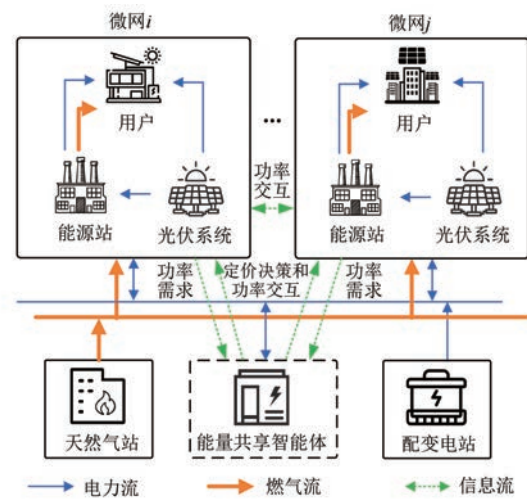


图 1 SES 智能体和多微网交互框架

Fig. 1 The framework for interaction between SES agent and multi-microgrids

2.2 微网经济调度模型

各微网灵活可调节资源集中于能源站内, 主要包括热电联供机组、电锅炉以及微网外部 SES 可提供的功率调节资源。各微网运行成本 f_{mic} 包括电能和燃气购能成本 f_{eg} 、微网向 SES 购售能成本 f_{es} 、设备维护成本 f_{run} 和碳排放成本 f_c 。各微网以运行成本最低为目标可表示为

$$\begin{aligned} \min f_{mic} &= \min(f_{eg} + f_{es} + f_{run} + f_c) \\ \begin{cases} f_{eg,t} &= c_e(t)P_e(t) + c_g q_{chp}(t) \\ f_{es,t,i} &= c_{dis}P_{dis,i}(t) - c_{cha}P_{cha,i}(t) \\ f_{run,t} &= c_{rc}P_{chp}(t) + c_{re}P_{cb}(t) \\ f_{c,t} &= c_{cc}q_{chp}(t) \end{cases} \end{aligned} \quad (8)$$

式中: P_e 为微网向配电系统购电功率; $P_{cha,i}$ 、 $P_{dis,i}$ 分别为微网 i 的 SES 充、放电功率; c_e 为配

电系统的分时电价; c_g 为天然气价格; c_{cha} 、 c_{dis} 分别为SES智能体充、放电价格; c_{rc} 、 c_{re} 分别为热电联供机组、电锅炉的维护单位成本; c_{ce} 为碳排放惩罚因子; t 为当前微网所处的调度时段。

微网运行过程应满足多项等式和不等式约束,除式(3)和式(5)外,还包括电热功率平衡约束、设备功率和容量约束及多微网间功率传输约束。各约束可表示为

$$\begin{cases} P_{pv} + P_e + P_{chp} + P_{dis,i} = P_l + P_{eb} + P_{cha,i} + P_{ij} \\ H_{chp} + H_{eb} = H_l \\ P_e^{\min} \leq P_e \leq P_e^{\max} \\ 0 \leq k_i P_{dis,i} \leq P_{ses}^{\max} \\ 0 \leq (1 - k_i) P_{cha,i} \leq P_{ses}^{\max} \\ -P_{tie} \leq P_{ij} \leq P_{tie} \\ \sum_i^N P_{ij} = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中: P_{ij} 为多微网间互动功率; P_l 和 H_l 为电热需求功率; P_e^{\max} 和 P_e^{\min} 为微网向配电系统购电功率上下限; k_i 为微网 i 对SES充放电功率状态, $k_i=0$ 表示微网 i 向SES释放电能, $k_i=1$ 表示微网 i 向SES获取电能。

2.3 共享储能经济调度模型

SES智能体的核心灵活调节资源是储能,其运行收益 f_{ses} 包括SES和配电系统能量交互收益 f_{e2g} 、SES和多微网能量交互收益 f_{es} ,以及SES运行维护成本 f_{esr} 视为负收益。SES智能体以运行收益最优为目标,可表示为

$$\begin{cases} \max f_{ses} = \max(f_{e2g} + f_{es} - f_{esr}) \\ \begin{cases} f_{e2g,t} = c_e(t)[P_{edis}(t) - P_{echa}(t)] \\ f_{esr,t} = c_{ses} \sum_i^N [P_{dis,i}(t) + P_{cha,i}(t)] + \\ [P_{edis}(t) + P_{echa}(t)] \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

式中: P_{echa} 、 P_{edis} 分别为SES与配电系统互动的充、放电功率; c_{ses} 为SES的运行维护单位成本; N 为微网总数量。

SES智能体运行过程应满足多项等式和不等式约束,除式(6)和式(7)外,还包括SES和配电系统交互功率约束。各运行约束可表示为

$$\begin{cases} 0 \leq k_{e2g} P_{edis} \leq P_{ses}^{\max} \\ 0 \leq (1 - k_{e2g}) P_{echa} \leq P_{ses}^{\max} \\ \left| P_{edis} + \sum_i^N P_{dis,i} - P_{echa} - \sum_i^N P_{cha,i} \right| \leq P_{ses}^{\max} \\ 0 \leq P_e + P_{echa} \leq P_e^{\max} \end{cases} \quad (11)$$

式中: k_{e2g} 为SES与配电系统交互的充放电状态, $k_{e2g}=0$ 表示SES向配电系统购电, $k_{e2g}=1$ 表示SES向配电系统售电; P_{tie} 为多微网间互动功率阈值。SES在 t 调度时段内总充电功率和总放电功率可表示为

$$\begin{cases} P_{dis} = P_{edis} + \sum_i^N P_{dis,i} \\ P_{cha} = P_{echa} + \sum_i^N P_{cha,i} \end{cases} \quad (12)$$

此外,SES智能体制定的储能充电价格应低于电锅炉维护单位成本,确保多微网优先使用盈余电量,并减少储能的频繁充放电行为;SES智能体制定的储能放电价格应在储能维护单位成本和配电系统分时电价之间,确保SES的正常经济运行。SES智能体的储能提供充放电功率服务价格需满足式(13)的约束:

$$\begin{cases} c_{ses} \leq c_{dis} \leq c_e \\ 0 < c_{cha} \leq c_{re} \end{cases} \quad (13)$$

3 基于深度强化学习的优化求解

3.1 共享储能智能体和多微网交互求解

数学规划方法适用于简单的线性和非线性问题,具有快速的求解速度。然而SES智能体和多微网交互框架以及经济调度模型中包含0-1变量等非线性项和源荷预测项,通过数学规划方法求解时需要对模型进行线性化变换和化简,不仅对源荷预测精度要求高,而且易陷入局部最优以及收敛困难等问题。基于数据驱动的DRL方法不需要构建复杂的模型,通过自主学习探索能力能够克服上述困难,适应源荷不确定对微网调度环境的影响,高效应对调度运行等复杂的序列决策问题。因此,采用DRL和数学启发式算法相结合的方法能够实现SES智能体和多微网交互求解。

SES 智能体和多微网交互求解思路如图 2 所示。多微网各自的经济调度是一个较为简单的非线性优化问题,运用嵌入数学启发式算法的商业求解器 CPLEX 可快速获取各灵活可调资源的功率调度决策方案。针对 SES 智能体的经济调度,将各微网经济调度视为学习环境,通过采用 DRL 方法实现智能体和环境的交互学习,最终实现 SES 智能体充放电功率快速定价和充放电功率调度决策的自适应性。

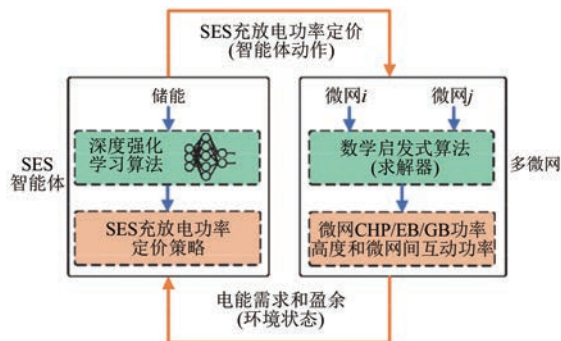


图 2 SES 智能体和多微网交互求解思路

Fig. 2 Interactive solution ideas for SES agent and multi-microgrids

3.2 马尔科夫决策过程

DRL 过程可以表述为一个马尔科夫决策过程,即下一时刻状态仅与当前时刻状态和动作有关。马尔科夫决策过程由状态空间 S 、动作空间 A 、奖励函数 r 、状态转移概率 P 和折扣因子 γ 构成。DRL 通过环境状态和智能体动作的不断交互学习能够实现最佳的状态-动作策略。

基于第 2 节构建的 SES 智能体模型,环境状态空间用于表征智能体决策所需的信息,包括多微网的电能需求和盈余、微网间互动功率、微网向配电系统购电功率、SES 的能量容量和分时电价,可表示为

$$S = \{P_{\text{dis}}, P_{\text{cha}}, P_{ij}, P_e, E_{\text{ses}}, c_e\} \quad (14)$$

动作空间为 SES 智能体控制变量,包括 SES 充放电功率价格、SES 向配电系统购电功率,可表示为

$$A = \{c_{\text{dis}}, c_{\text{cha}}, P_{\text{edis}}, P_{\text{echa}}\} \quad (15)$$

SES 智能体的奖励函数是基于当前环境状态选择动作并作用于环境后反馈的奖励。通过智能体的持续学习使得状态-动作策略的累计奖励最大化,即奖励函数可根据式(10)表示为

$$r = -f_{\text{ses}} - \varphi \quad (16)$$

式中: φ 为非负约束惩罚项,智能体动作偏离约束越大,约束惩罚项越大。

状态转移概率表示给定环境状态和智能体动作后,环境从当前时段状态转移到下一时段状态的概率分布 P 可表示为

$$P(S_{t+1} | S_t = s_t, A_t = a_t) \quad (17)$$

式中: s_t, a_t 分别为 t 时段的状态和动作。

SES 智能体衡量状态-动作策略的优劣程度采用状态-动作值函数 $Q_\pi(s, a)$ 表示:

$$Q_\pi(s, a) = E_\pi \left[\sum_t \gamma r_t | s = s_t, a = a_t \right] \quad (18)$$

式中: T 为 SES 智能体的总调度时段; $\gamma \in [0, 1]$; π 为状态-动作策略; E_π 为策略期望。

3.3 改进的深度强化学习算法

针对以 Q 学习算法为代表的基于价值的强化学习算法,DDPG 算法结合神经网络强大的表征能力,并采用兼顾价值、策略的 AC 框架,解决了环境空间的高维度问题,能够适用于离散/连续的动作空间。然而,DDPG 算法容易过估计 Q 值导致次优策略。为此,一种改进 DDPG 算法-双延迟深度确定性策略梯度算法(Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradient, TD3)^[21]被提出用于避免 Q 值过估计问题。TD3 算法在三个方面改善了 DDPG 算法的性能,首先新增两个评价(Critic)深度学习网络抑制状态-动作值函数的过高估计;然后通过延迟更新确保多次更新的 Critic 神经网络稳定后再更新动作(Actor)神经网络,使得 Actor 神经网络的训练更加稳定;最后在目标 Actor 神经网络引入随机噪声,增加 TD3 算法整体稳定性。基于 TD3 算法的 SES 智能体和多微网交互训练框架如图 3 所示。

4 仿真与验证

4.1 算例设置

采用同一配电区域内包含三个微网的多微网系统进行算例验证分析。三个微网由一个 1 MW/4 MW·h 共享储能电站提供共享服务,每个微网的能源站内设备包括热电联供机组和电锅炉。SES 和各微网内设备参数如表 1 所示。配电系统分时电价为:峰时段(12:00~19:00)/0.59 元,平时段(07:00~12:00, 19:00~23:00)/0.38

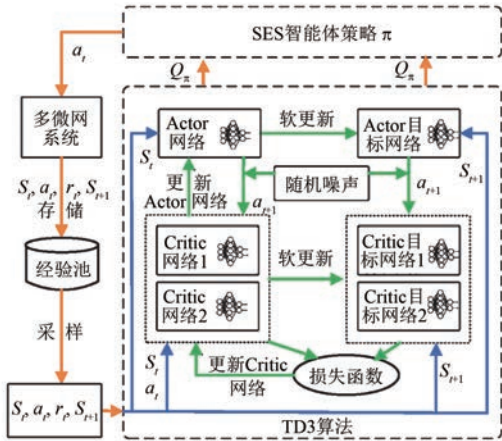


图3 基于TD3算法的SES智能体和多微网交互训练框架

Fig.3 Interaction training framework based on TD3 algorithm for SES agent and multi-microgrids

元,谷时段(23:00~07:00)/0.16元。SES智能体和多微网以1小时间隔开展协同优化调度,调度周期为24小时。通过对比分析基于DDPG算法和TD3算法的SES智能体离线训练过程、考虑能量共享的多微网协同优化调度方案、多微网独立储能和多微网共享储能调度方案验证所提方法的有效性。

表1 SES和微网设备参数

Tab.1 Parameters of SES and microgrid equipment

参数名称	参数值	参数名称	参数值
η_{chp}^e	0.3	η_{chp}^h	1.5
η_{gb}	0.75	η_{eb}	0.9
P_{chp}^{max}/kW	400	P_{eb}^{max}/kW	150
H_{gb}^{max}/kW	150	P_{tie}/MW	2.4
P^{max}/MW	3	$c_{rg}/(\text{¥}\cdot kW^{-1})$	0.2
$c_g/(\text{¥}\cdot m^{-3})$	3.5	$c_{re}/(\text{¥}\cdot kW^{-1})$	0.2
$c_{re}/(\text{¥}\cdot kW^{-1})$	0.3	$c_{ce}/(\text{¥}\cdot kW^{-1})$	0.6
$E_{start}/(MW\cdot h)$	2	$E_{ses}^{min}/(MW\cdot h)$	0.1
SES $E_{ses}^{max}/(MW\cdot h)$	0.9	η_c	0.9
η_d	1/0.9	$c_{ses}/(\text{¥}\cdot kW^{-1})$	0.05

不同强化学习算法的SES智能体离线训练参数如表2所示。

4.2 智能体训练及多微网协同调度分析

SES智能体以广东某配电区域内多个微网2021年6月~9月的日电热负荷数据和屋顶光伏发电数据作为数据集进行离线训练。基于DDPG算法和TD3算法的智能体训练过程平均奖励函数变化趋势如图4所示。

表2 不同深度强化学习算法的参数配置

Tab.2 Parameters configuration of different DRL algorithms

参数名称	算法	参数值
Actor学习率	DDPG/TD3	$1-e3$
Critic学习率	DDPG/TD3	$1-e3$
折扣因子	DDPG/TD3	0.995
经验池容量	DDPG/TD3	$1e6$
最小抽样容量	DDPG/TD3	64
随机噪声	TD3	0.1
延迟更新	TD3	2

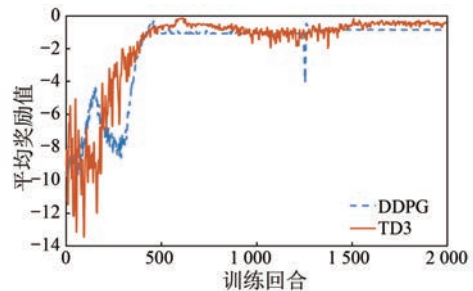


图4 SES智能体离线训练奖励函数变化

Fig.4 Variation of the reward function for offline training of SES agent

选取同一配电区域内多个微网2022年8月某工作日的电热负荷数据和屋顶光伏发电数据对训练好的SES智能体进行测试评估。基于TD3算法的多微网协同优化调度方案中微网1、微网2和微网3的电热能调度结果如图5~图7所示,SES的充放电功率定价策略和能量变化结果如图8、图9所示。微网1~3的运行成本分别为7963元、8076.4元和8853元,SES的运营收益为5121.6元。

首先,基于图4可知:TD3算法作为改进的DDPG算法,在训练过程中可以有效避免陷入局部最优,通过引入延迟更新和随机噪声使得平均奖励值明显优于DDPG算法,同时平均奖励曲线更加平稳。

其次,基于图5~图9考虑能量共享的多微网经济调度结果可知:(1)各微网在9:00~18:00内优先使用光伏发电功率,特别是在光伏发电功率大于电功率需求时,将盈余光伏发电功率用于电热锅炉(微网1的12:00~13:00,微网2的13:00等)、SES充电(微网1和微网3的14:00~16:00,微网2的14:00~15:00)以及向互联微网提供支撑功率(微网1的12:00~13:00向微网2和

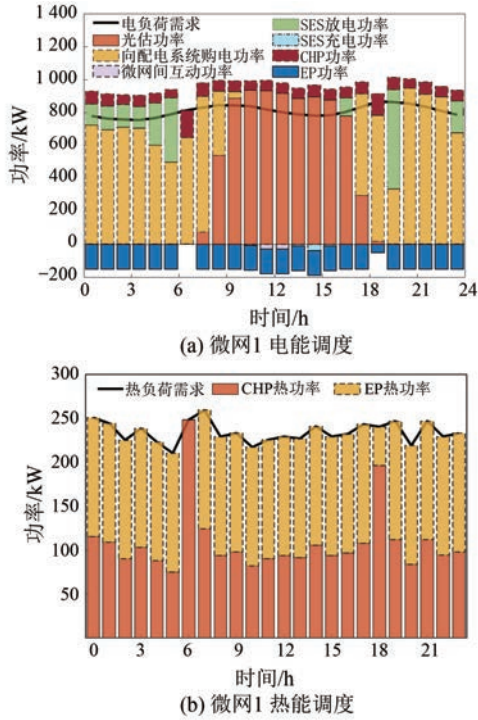


图 5 微网 1 电热能调度结果
 Fig. 5 Electrical and thermal energy dispatch results for microgrid 1

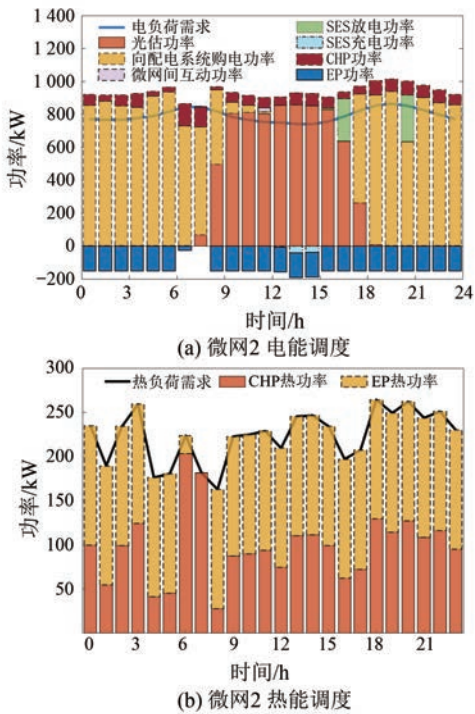


图 6 微网 2 电热能调度结果
 Fig. 6 Electrical and thermal energy dispatch results for microgrid 2

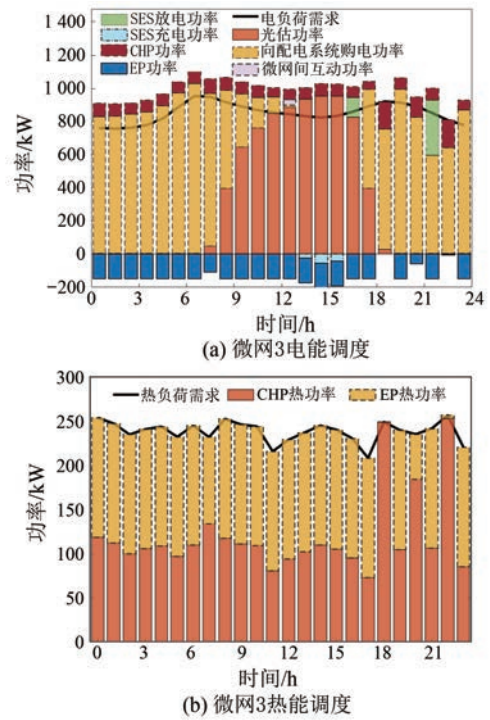


图 7 微网 3 电热能调度结果
 Fig. 7 Electrical and thermal energy dispatch results for microgrid 3

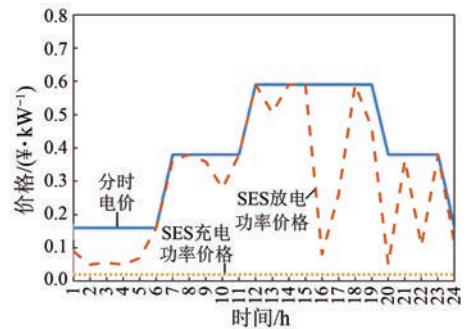


图 8 SES 的充放电功率定价策略
 Fig. 8 Charge and discharge power pricing strategy for SES

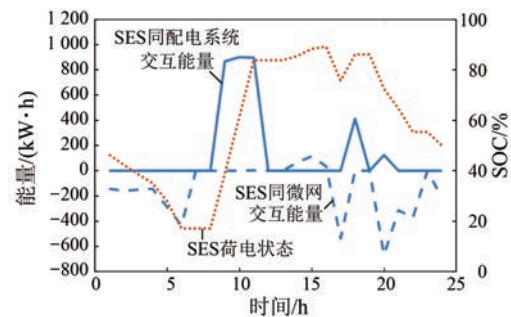


图 9 SES 的能量变化和荷电状态
 Fig. 9 Energy change and state of charge for SES

微网3传递盈余功率)。(2)在峰时电价时段17:00~22:00,微网更倾向于从SES购买功率避免购买配电系统高价电功率而增加运行购能成本。(3)在谷价时段和光伏发电时段优先使用电锅炉提供热能,而在峰价时段优先使用热电联供机组提供电能和热能,这是由于峰时电价高于燃气提供的单位热功率成本,以此降低微网的运行购能成本。(4)由于SES起始能量容量为50%,因此0:00~6:00以低于分时电价的放电价格向微网1放电来获取放电收益。同时,SES在峰平时电价时段17:00、20:00~21:00放电,平谷电价时段8:00~11:00和光伏发电盈余时段14:00~15:00充电实现峰谷平价差套利盈利。此外,在光伏发电时段17:00时,SES能量容量充足,为出售功率降低放电功率电价以吸引微网使用SES。(5)通过多微网的运行成本和SES的运营收益可以看出双方的利益均得到了满足,也验证了训练后的SES智能体可以适应源荷的不确定变化场景。

4.3 多微网独立和共享储能调度分析

为验证SES方式比独立储能方式参与微网的调度更具有经济性,将SES容量根据各微网的电能需求分解,并作为独立储能容量向对应的微网提供充放电服务。从微网购能成本、维护成本、总调度成本和储能收益四个维度对比分析两种储能参与方式的优劣,如表3所示。购能成本包括购电和购气成本,维护成本包括设备维护和碳排放成本,调度成本即为微网总成本如式(8)所示,储能维护成本包括购电和设备维护成本,储能盈利收益即为储能总收益如式(10)所示。多微网和储能调度成本即微网总成本和储能盈利之差,以展示整体调度成本。

由表3可知,独立储能参与多微网调度将直接从配电系统购买高于共享储能放电功率价格的电功率,无法发挥大容量储能的可调充放电功率价格优势,导致各微网的购能成本显著增加;在微网维护成本相近的情况下,独立储能参与多微网调度方式使得各微网调度成本高于共享储能参与方式。此外,独立储能参与多微网调度方式下,三个微网的储能维护成本高于共享储能参与方式,这是由于共享储能不仅可以低价购买微网盈余光伏功率,同时多微网间功率互济进一步降低了对共享储能的放电需求,而独立储能不仅要从配电

系统购买充电功率,而且需要将盈余光伏功率存储并用于自身其他时段的放电需求,无法向互联微网提供功率支撑。共享储能参与多微网调度方式使得各微网总调度成本降低并产生了SES智能体收益,通过对比多微网和储能整体调度成本,可知共享储能参与方式能够发挥大容量储能规模优势,不仅充放电价格可调节,而且从全局角度灵活向各微网不同时段提供充放电功率服务,在本算例中可节约24.3%整体调度成本。

表3 储能参与微网调度不同方式的结果

Tab.3 Results of different ways for energy storage to participate in microgrid scheduling 元

对比项	共享储能	独立储能
微网1购能成本	5 517.5	6 200.6
微网1维护成本	2 165.1	2 074.7
微网1调度总成本	7 963.0	8 447.5
微网2购能成本	5 824.2	6 182.9
微网2维护成本	2 018.5	1 975.8
微网2调度总成本	8 076.4	8 325.5
微网3购能成本	6 441.8	6 814.4
微网3维护成本	2 287.9	2 376.9
微网3调度总成本	8 853.0	9 347.8
储能维护成本	1 102.6	1 605.0
储能盈利总收益	5 121.6	—
多微网和储能整体调度成本	1 977.1	2 612.1

5 结语

针对多微网的经济调度问题,基于数据驱动的深度强化学习方法提出了一种考虑共享储能参与的多微网协同优化调度方法。

(1) 构建了SES智能体和多微网间的共享交互框架,以及SES智能体和多微网经济调度模型。

(2) 将SES智能体调度模型表示为马尔科夫决策过程,实现SES智能体和多微网的有限信息共享。

(3) 通过TD3算法和数学启发式算法分别获得SES智能体的充放电功率定价策略和各微网调度决策方案。

通过多个算例对本文方案有效性开展验证,结果表明:

(1) 所采用的TD3算法相比DDPG算法训练SES智能体具有优势,并且能够在源荷不确定

变化场景下制定合理的调度决策;

(2) 共享储能参与多微网调度方式不仅促进了光伏盈余功率的消纳和共享,而且能够发挥容量规模优势,使得调度决策更加灵活,并实现多主体共赢,相比独立储能参与方式可节约储能和微网调度成本超过 20%。

此外,该调度方法未来将进一步拓展调峰、调频及黑启动等 SES 服务类型,发挥 SES 不同服务的功率价值,为多微网的安全调度提供有效支撑。

参考文献

- [1] 李强. 政府工作报告(摘登)[EB/OL]. 人民网, 2024-3-6. <http://lianghui.people.com.cn/2024/n1/2024/0306/c458561-40189768.html>.
LI Q. Government Work Report (excerpt). [EB/OL]. People's Daily, 2024-3-6. <http://lianghui.people.com.cn/2024/n1/2024/0306/c458561-40189768.html>.
- [2] 国家能源局. 2023 年光伏发电建设情况 [EB/OL]. 2024-2-28. https://www.nea.gov.cn/2024-02/28/c_1310765696.htm.
National Energy Administration. Photovoltaic Power Generation Construction Situation in 2023 [EB/OL]. 2024-2-28. https://www.nea.gov.cn/2024-02/28/c_1310765696.htm.
- [3] 蔡瑶, 卢志刚, 孙可, 等. 计及源荷不确定性的独立型交直流混合微网多能源协调优化调度[J]. 电工技术学报, 2021, 36(19): 4107-4120.
CAI Y, LU Z G, SUN K, et al. Multi-energy coordinated optimal scheduling of isolated AC/DC hybrid microgrids considering generation and load uncertainties [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36 (19): 4107-4120.
- [4] 陈倩, 王维庆, 王海云. 计及需求响应和混合博弈含多微网主动配电网协调优化[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(9): 99-109.
CHEN Q, WANG W Q, WANG H Y. Coordinated optimization of active distribution network with multiple microgrids considering demand response and mixed game [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47 (9): 99-109.
- [5] 董雷, 李扬, 陈盛, 等. 考虑多重不确定性与电碳耦合交易的多微网合作博弈优化调度[J/OL]. 电工技术学报, 2024-4-7. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.232184>.
DONG L, LI Y, CHEN S, et al. Multi-microgrid cooperative game optimization scheduling considering multiple uncertainties and coupled electricity-carbon transactions [J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024-4-7. <https://doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.232184>.
- [6] SINGH A R, KOTESWARA RAJU D, PHANI RAGHAV L, et al. State-of-the-art review on energy management and control of networked microgrids [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2023, 57: 103248.
- [7] 王守相, 吴志佳, 庄剑. 考虑微网间功率交互和微源出力协调的冷热电联供型区域多微网优化调度模型[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(24): 7185-7194+7432.
WANG S X, WU Z J, ZHUANG J. Optimal dispatching model of CCHP type regional multimicrogrids considering interactive power exchange among microgrids and output coordination among micro-sources [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(24): 7185-7194+7432.
- [8] 李鹏, 吴迪凡, 李雨薇, 等. 基于综合需求响应和主从博弈的多微网综合能源系统优化调度策略[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(4): 1307-1321+1538.
LI P, WU D F, LI Y W, et al. Optimal dispatch of multi-microgrids integrated energy system based on integrated demand response and stackelberg game [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41 (4): 1307-1321+1538.
- [9] 宋晓通, 陈佳琪, 师芊芊. 多主体博弈背景下的综合能源微网优化调度[J]. 高电压技术, 2023, 49(8): 3163-3178.
SONG X T, CHEN J Q, SHI Q Q. Optimal scheduling of integrated energy microgrid under the background of multi-agent game [J]. High Voltage Engineering, 2023, 49 (8): 3163-3178.
- [10] 马越, 蔺红. 多代理技术下基于主从博弈的多微网系统经济优化调度[J]. 太阳能学报, 2024, 45(1): 574-582.
MA Y, LIN H. Economic optimization scheduling of multi-microgrid system based on master-slave

- game under multi-agent technology [J]. *Acta Energetica Solaris Sinica*, 2024, 45(1): 574-582.
- [11] MAJID A. A robust game-theoretic optimization model for battery energy storage in multi-microgrids by considering of renewable based DGs uncertainty [J]. *Electric Power Systems Research*, 2022, 204: 107591.
- [12] 唐西胜, 李伟, 沈晓东. 面向新型电力系统的储能规划方法研究进展及展望 [J/OL]. *电力系统自动化*, 2024-4-9. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240305.0851.002.html>.
TANG X S, LI W, SHEN X D. Research progress and prospect of energy storage planning method for new power system [J/OL]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024-4-9. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20240305.0851.002.html>.
- [13] 米阳, 陈宇阳, 陈博洋, 等. 考虑微能网接入配电网的共享储能多目标配置 [J/OL]. *上海交通大学学报*, 2024-4-9. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.021>.
MI Y, CHEN Y Y, CHEN B Y, et al. Shared energy storage multi-objective allocation strategy considering integrated energy microgrid access to active distribution network [J/OL]. *Journal of Shanghai Jiao Tong University*, 2024-4-9. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.021>
- [14] 徐艳春, 刘海权, 孙思涵, 等. 计及需求响应和共享储能的多微网系统双层优化调度 [J]. *电力自动化设备*, 2023, 43(6): 18-26.
XU Y C, LIU H Q, SUN S H, et al. Bi-level optimal scheduling of multi-microgrid system considering demand response and shared energy storage [J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2023, 43(6): 18-26.
- [15] XU Y B, YE S X, QIN Z Q, et al. A coordinated optimal scheduling model with Nash bargaining for shared energy storage and multi-microgrids based on two-layer ADMM [J]. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2023, 56: 102996.
- [16] 李吉峰, 何星璐, 宋奎铮, 等. 基于非合作博弈与分布式机器学习的多微网端对端交易[J]. *山东电力技术*, 2023, 50(11): 27-34.
LI J F, HE X T, SONG K Z, et al. Design of peer-to-peer trading for multi-microgrids based on non-cooperative game and distributed machine learning [J]. *Shandong Electric Power*, 2023, 50(11): 27-34.
- [17] 董雷, 杨子民, 乔骥, 等. 基于分层约束强化学习的综合能源多微网系统优化调度[J]. *电工技术学报*, 2024, 39(5): 1436-1453.
DONG L, YANG Z M, QIAO J, et al. Optimal scheduling of integrated energy multi-microgrid system based on hierarchical constraint reinforcement learning [J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2024, 39(5): 1436-1453.
- [18] 刘俊峰, 王晓生, 卢俊波, 等. 基于多主体博弈和强化学习的多微网系统协同优化研究[J]. *电网技术*, 2022, 46(7): 2722-2732.
LIU J F, WANG X S, LU J B, et al. Collaborative optimization of multi-microgrid system based on multi-agent game and reinforcement learning [J]. *Power System Technology*, 2022, 46(7): 2722-2732.
- [19] GUO C Y, WANG X, ZHENG Y H, et al. Optimal energy management of multi-microgrids connected to distribution system based on deep reinforcement learning [J]. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 2021, 131: 107048.
- [20] 张波, 冯国礼, 郭景维, 等. 基于深度强化学习的微能源系统优化调度[J]. *电机与控制应用*, 2022, 49(11): 63-70.
ZHANG B, FENG G L, GUO J W, et al. Optimal scheduling of micro-energy system based on deep reinforcement learning [J]. *Electric Machines & Control Application*, 2022, 49(11): 63-70.
- [21] FUJIMOTO S, HOOF H V, MEGER D. Addressing function approximation error in actor-critic methods [C] // *International Conference on Machine Learning*, 2018.

收稿日期:2024-04-22

收到修改稿日期:2024-05-28

作者简介:

吴彦伟(1991—),男,硕士,工程师,主要研究方向为微电网运行控制、电力电子共性平台技术, electricalvip@163.com;

* 通信作者: 姚刚(1984—), 男, 博士研究生, 正高级工程师, 主要研究方向为电力系统继电保护, yaogang@sgcpri.sgcc.com.cn。

Multi-Microgrids Cooperative Optimal Scheduling Based on Energy Sharing

WU Yanwei¹, YAO Gang^{1,2,3*}, WANG Haiquan¹, XU Jiansong¹, YIN Dapeng¹, XIA Yu^{1,2}

(1. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

2. State Key Laboratory of Technology and Equipment for Defense Against Power System Operational Risks, NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

3. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Key words: multi-microgrids; shared energy storage; cooperative optimal; reinforcement learning

The rapid development and the demand for scalable consumption of distributed energy have sparked widespread attention in the value of multi-microgrids. One of the core research focuses of multi-microgrids is the economic scheduling and coordinated operation of flexible resources. Large-capacity shared energy storage (SES) station can provide power sharing support for multi-microgrids scheduling, thereby improving energy storage utilization and achieving a win-win situation for multiple stakeholders. Furthermore, data-driven solution methods can avoid the high precision modeling requirements of mathematical planning methods. Therefore, a coordinated optimization scheduling method for multi-microgrids considering energy sharing based on the twin delayed deep deterministic policy gradient (TD3) algorithm is proposed at the paper.

Firstly, a shared interaction framework between SES agent and multi-microgrids is constructed, as shown in Fig. 1, along with an economic scheduling model for SES agent and multi-microgrids. Then, the scheduling model for SES agent is represented as a Markov decision process to achieve limited information sharing between SES agent and multi-microgrids. Finally, using the TD3 algorithm and mathematical heuristic algorithms, the charging and discharging power pricing strategies for SES agent and the scheduling decision schemes for each microgrid are obtained.

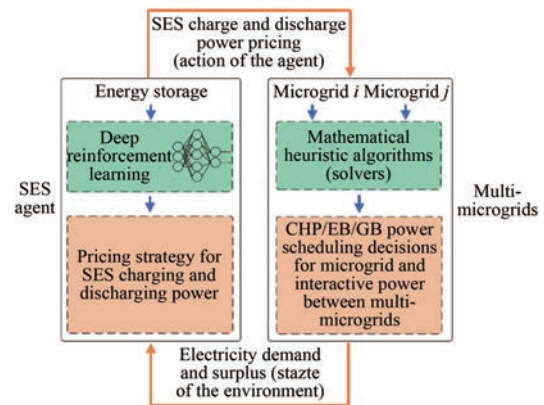


Fig. 1 A shared interaction framework between SES agent and multi-microgrids

Multiple case studies validate that the TD3

algorithm, compared to the deep deterministic policy gradient algorithm, confers significant advantages in training SES agent. It can formulate rational scheduling decisions amidst uncertain fluctuations in power supply and demand. Additionally, the participation of SES in multi-microgrids scheduling not only facilitates the absorption and sharing of surplus photovoltaic power, but also leverages economies of scale, rendering scheduling decisions more

flexible and fostering a win-win situation for multiple stakeholders. Compared to independent energy storage participation, the proposed approach can reduce energy storage and microgrid scheduling costs by over 20%. Future efforts will focus on expanding SES service types such as peak shaving, frequency regulation, and black start, harnessing the power value of different SES services, and providing effective support for the secure scheduling of multi-microgrids.