基于 MAPPO 算法的广义储能分频响应控制策略

李 洛[1], 李积鹏[1], 李 鑫[1], 张 玮[1], 赵俊杰[1], 周剑桥[2]
(1. 中国电建集团青海省电力设计院有限公司,西宁 810000; 2. 上海交通大学 电气工程学院,上海 201100)

摘 要:高比例可再生能源的接入使得电网潮流难以预测与控制,为新型电力系统的安全稳定运行带来了挑战。相较于传统调度控制方法,考虑可再生能源与灵活资源响应特性的调度方法具有更高的精度,但存在响应速度低的缺陷。因此,基于深度强化学习的智能体调度模式将更适应新型电力系统多变的运行场景与复杂的运行特性。为应对可再生能源大规模接入带来的新型电力系统源荷不确定性问题,提出了一种考虑源荷特性的新型电力系统协同优化调度控制策略。首先,提出基于考虑自适应阈值的差异频率分解方法的功率曲线频率分段法,将新能源出力的功率波动按照不同的中心频率进行划分。其次,对灵活性资源进行了频率响应分析,构建各类灵活性资源的等效广义储能模型。最后,以最快响应速度与最优响应经济性为优化目标,利用历史数据建立运行样本库,并采用基于 MAPPO 的智能体深度强化学习算法进行训练,得到考虑可再生能源出力随机性和灵活性资源运行特性的双端最优控制策略。在青海省某区域电网的调度任务中进行实例应用,仿真实验结果表明:所提方法在收敛速度与控制稳定度等电网调度指标方面具有明显优势。

关键词:调度策略;调频控制;深度强化学习;频率分解;广义储能
DOI:10.15938/j.jhust.2026.03.011
中图分类号: TM734 **文献标志码**: A **文章编号**: 1007-2683(2026)03-0107-13

Frequency Division Response Control Strategy of Generalized Energy Storage Based on MAPPO Algorithm

LI Luo[1], LI Jipeng[1], LI Xin[1], ZHANG Wei[1], ZHAO Junjie[1], ZHOU Jianqiao[2]
(1. Power China Qinghai Electric Power Engineering Co., Ltd., Xining 810000, China;
2. School of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 201100, China)

Abstract: The integration of a high proportion of renewable energy sources into the power grid has made the prediction and control of power flow challenging, posing a threat to the safe and stable operation of new power systems. Compared to traditional scheduling and control methods, those that consider the response characteristics of renewable energy and flexible resources offer higher precision, but they lack in response speed. An intelligent agent scheduling mode based on deep reinforcement learning is more suitable for the variable operational scenarios and complex characteristics of the new type of power system. To address the issue of source-load uncertainty brought about by the large-scale integration of renewable energy, this paper proposes a novel power system collaborative optimization scheduling strategy that takes into account the characteristics of sources and loads. Initially, the paper introduces a power curve frequency segmentation method based on a differential frequency decomposition approach with adaptive thresholds, which divides the power fluctuations of renewable energy outputs according to different central frequencies. Subsequently, a frequency response analysis of flexible resources is conducted, and an equivalent generalized energy storage model for various flexible resources is constructed. Finally, aiming for the fastest response speed and optimal economic efficiency as optimization objectives, the approach establishes an operational sample library based on historical data and employs the MAPPO (Multi-Agent Proximal Policy Optimization) deep reinforcement learning algorithm for training, resulting in an optimal control strategy that accounts for the randomness of renewable

收稿日期: 2024-07-11
基金项目: 国家自然科学基金(52107200); 中国电力建设集团总部科技项目(DJ-ZDXM-2022-15).
作者简介: 李 洛(1990—),男,高级工程师;
李积鹏(1998—),男,助理工程师.
通信作者: 周剑桥(1992—),男,博士,助理研究员,E-mail:jianqiaozhou@sjtu.edu.cn.

energy outputs and the operational characteristics of flexible resources. Applied in a dispatching task in a regional power grid in Qinghai Province, simulation results demonstrate that the proposed method has significant advantages in terms of convergence speed and control stability among other power grid scheduling indicators.

Keywords: dispatch strategy; frequency regulation control; deep reinforcement learning; frequency decomposition; generalized energy storage

0 引 言

随着可再生能源接入电网的比例不断增加,电力系统同步惯量逐步下降[1],源荷特性的研究成为电力系统稳定性与灵活性调度的重要课题[2]。源荷特性,指的是电源(如风能、太阳能等可再生能源)和负荷(包括灵活负荷)之间的相互关系及其对电网调度和稳定性的影响。一方面,可再生能源出力具有强烈的随机性、间歇性和波动性等特征,并网运行增加了电力系统的不确定性[3]。另一方面,需求侧主动型负荷的大规模接入也为系统调度提供更多的路径和方法[4]。为了保证电网的安全可靠运行,合理配置灵活性资源以响应可再生能源功率注入的不确定性具有重要意义。

近年来,许多学者针对源荷特性展开了深入探讨。文[5]针对光伏随机性引起的超短期预测准确性问题,提出了自适应优化预测模型。文[6]在考虑了源荷不平衡特性的基础上进行配电网的能量分配,提高了经济性和可靠性。文[7]利用非线性区间数表征了源荷不确定性,并采用区间可能度进行了确定性转换,以此来消减源荷不确定性对设备工况的影响。而储能作为新型电力系统的重要组成部分,常作为灵活性资源参与规划或调度。文[8-9]考虑了大规模可再生能源的并网对电网调度和稳定性的影响,以此说明储能在维持电网稳定性过程中起到的作用。文[10]通过研究分布式光伏储能系统控制策略,验证基于分时电价机制的功率协调控制策略的有效性,说明储能系统在新型电力系统中的重要性。

随着新能源渗透率的提高,电网运行场景和特性变得更加复杂,传统的调度模式和调频手段已难以应对频率波动。特别是在高比例可再生能源接入的情况下,新能源出力的波动性和不确定性加剧了频率扰动,传统的一次、二次调频方式已难以满足需求。为解决这一问题,文[11]通过整合调度各类灵活性资源以响应功率波动从而调节系统频率,为实时调度方案提供数据支撑。在此基础上,文[12-13]利用基于历史数据分析的负荷预测提高电网的运行效率和灵活性资源利用率,并通过日前可再生能源出力预测,充分考虑可再生能源不确定性功率波动,为响应未来复杂事件制定预测调度方案。文[14]通过考虑制定日前调度策略,并配置不同实时监测修正预测调度方案,以提高调度的精准性和快速性,提高电网运行安全性。文[15-16]提出了针对不同地区特征的电网调度优化模型,通过合理配置移动储能点,针对未来可预测的自然灾害做出提前响应和控制。尽管已有研究在高比例可再生能源并网后的灵活性需求和资源优化配置方面取得一定进展,但大多依赖于提前预测,在应对实时功率波动时存在反应误差。

为同时解决调度过程中计算精度与计算速度的问题,文[17]围绕强化学习自适应算法提出了响应集群微电网的需求侧控制策略,以提升调度策略生成的效率。文[18]采用深度 Q-learning 算法在需求侧响应的构建层和聚合层进行决策,实现在未知信息下微电网运行成本的最小化。文[19]提出了优化监督学习技术,并进一步构建考虑实际约束和不确定性的电网自主拓扑控制策略。文[20-21]使用对抗马尔可夫决策过程学习攻击策略,以此强化多智能体电网在面对电网突发风险时的应对能力,并在不同模拟环境下分析电网的快速响应与再平衡能力。

为解决“双高”特性下不同时间尺度的源荷不平衡和频率波动问题,本文提出基于源荷特性分析的智能体 MAPPO 强化学习协同调度控制方法。首先,采用频率调度的方法,对新能源出力波动进行差异频率分解,使不同频段的波动特性与相应的灵活性资源匹配,并基于灵活性资源的能量交换机制与运行控制原理建立广义储能模型。随后,建立以最快响应速度与最优运行经济性为目标的能量时空匹配双层模型,进一步将各类广义储能模型建立为相应智能体。最后,通过算例对比分析验证本文所提策略在实际运行时的经济性与优越性,得到了自适

应可再生能源出力的灵活性资源最优控制策略。

1　基于差异频率分解的广义储能频率响应模型

1.1　考虑自适应阈值的差异频率分解

现行电网在制定运行策略时,主要对可再生能源的出力手段进行整体性的计算或预测,难以反映实际可再生能源个体的出力特性。另一方面,可再生能源出力曲线可视为非平稳时间序列,其过程具有强烈的随机性与不确定性。为体现不同中心频率的时序波动特性,需构建基于自适应阈值差异频率分解技术的出力曲线辨识模型,按照不同频率中心确定各频率分量。其中,差异分解控制量目标如式(1)所示,自适应阈值的计算方法如式(2)所示。

$$\min L(\boldsymbol{\beta}) = \frac{1}{2(w_1+w_2)}\lambda\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\beta} + \frac{1}{2(w_1+w_2)}\sum_{i=1}^{w_1+w_2}\left[-y_i\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_i + \log(1+\exp(\boldsymbol{\beta}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{z}_i))\right] \tag{1}$$

$$\boldsymbol{\omega}^* = \rho(N_M - N_R) = \rho(N_M/\|N_M\|_{L1} - N_R/\|N_R\|_{L1}) \tag{2}$$

式中:λ 为正则化项的系数;w_1、w_2 分别为参考频率、样本频率的样本数;y_i 为样本标记量;$\boldsymbol{\beta}$ 为样本频率矩阵;z_i 为控制矩阵;ρ 为比例系数;N_M 为参考频率谱;N_R 为样本频率谱;$\boldsymbol{\omega}^*$ 为自适应阈值。

通过求解自适应阈值 $\boldsymbol{\omega}^*$,逐步将各分量解调至相应的基频带,并通过解调接入体曲线的差异平滑度,即方差的变化幅值来估计带宽。最终提取各分解分量相应的中心频率。

1.2　灵活性资源的广义储能模型

为进一步分析灵活性资源频率响应特性,文章以灵活性资源的能量交换机制与运行控制原理为基础,建立综合广义储能模型。

以电化学储能为代表的能量储能方式具备较强的功率供给能力,响应速度快,通常可达毫秒级,但成本相对较高,表达式如下:

$$\left.\begin{aligned} F_{\mathrm{u}} &= \min\{(S_{\max} - S_{\mathrm{SOC},t-1})E_{\max}\eta_{\mathrm{dch}}, P_{\max}\} \\ F_{\mathrm{d}} &= \min\left\{P_{\max}, \frac{(S_{\mathrm{SOC},t-1} - S_{\min})E_{\max}}{\eta_{\mathrm{chr}}}\right\} \end{aligned}\right\} \tag{3}$$

式中:F_{u}、F_{d} 分别为能量储能方式在 t 时刻能够产生的上、下调供给;$S_{\max}$ 为储能系统的最大充电状态;$S_{\min}$ 为储能系统的最小充电状态;$S_{\mathrm{SOC},t-1}$ 为储能系统在 $t-1$ 时刻的状态;$E_{\max}$ 为储能系统的最大能量容量;η_{chr}、η_{dch} 分别为储能系统的充、放电效率;$P_{\max}$ 为储能最大充放电功率。

以可控负荷为代表的动能储能方式在作为灵活性资源时,功率供给能力相对较弱,且成本较低。在实现负荷精准控制时,响应速度较快,通常可达秒级;在满足功率供需平衡的长时间尺度要求时,响应速度为分钟级。动能储能数学模型计算公式如(4)所示。

$$\left.\begin{aligned} F_{\mathrm{add}} &= \min\{(P_{\mathrm{Om}} - P'_{\mathrm{ODR}})P_{\mathrm{Om}}\eta_{\mathrm{dck}}, P_{\mathrm{Om}}, S=1\} \\ F_{\mathrm{exc}} &= \min\left\{P_{\mathrm{Om}}, \frac{(P'_{\mathrm{ODR}} - P_{\mathrm{ODR}})E_{\mathrm{Om}}}{\eta_{\mathrm{dck}}}, S=0\right\} \end{aligned}\right\} \tag{4}$$

式中:F_{add}、F_{exc} 分别为动能储能方式在 t 时刻能够产生的上、下调供给;P_{Om} 为动态负荷系统的最大功率输出;P_{ODR} 为动态负荷系统当前的功率输出;P'_{ODR} 为动态负荷系统中的参考功率;P_{Om} 为动态负荷系统最大容量;η_{dck} 为动态负荷系统在放电时的效率;S 为状态变量,$S=1$ 表示处于上调功率供给状态,$S=0$ 表示处于下调功率供给状态。

以抽水蓄能为代表的势能储能方式在长时储能应用中展现出较强的功率供给能力[22],具备大规模储能和长时间放电的能力,并且具有较低的单位储能成本。但由于其能量转换过程涉及机械系统,相较电化学储能和可控负荷,响应速度较慢,通常为分钟级,计算公式如下:

$$\left.\begin{aligned} F'_{\mathrm{u}} &= \min\{(S_{\max} - S_{\mathrm{SOC},t-1})E_{\max}\eta'_{\mathrm{dch}}, P_{\max}\} \\ F'_{\mathrm{d}} &= \min\left\{P_{\max}, \frac{(S_{\mathrm{SOC},t-1} - S_{\min})E_{\max}}{\eta'_{\mathrm{chr}}}\right\} \end{aligned}\right\} \tag{5}$$

F'_{u}、F'_{d} 分别为势能储能方式在 t 时刻能够产生的上、下调供给;η'_{chr}、η'_{dch} 分别为势能储能的充、放电效率。

基于上述各类型广义储能能量交换特性,进一步建立统一的广义储能能量交换计算公式,如式(6)~(7)。

$$\left.\begin{aligned} P_{\mathrm{cn1}} &= \left(\eta_{\mathrm{dls}}\frac{E_{\mathrm{ra}}(S_{\mathrm{OC}} - S_{\mathrm{OC,min}})}{T_{\mathrm{SOC}}} - P_0\right) - P_{\mathrm{cn}} \\ P_{\mathrm{cn2}} &= \left(\eta_{\mathrm{cha}}\frac{E_{\mathrm{ra}}(S_{\mathrm{OC}} - S_{\mathrm{OC,max}})}{T_{\mathrm{SOC}}} - P_0\right) - P_{\mathrm{cn}} \end{aligned}\right\} \tag{6}$$

$$T_{\mathrm{SOC}} = \frac{E_{\mathrm{ra}}(S_{\mathrm{OC,max}} - S_{\mathrm{OC,min}})}{P'_{\max}} \tag{7}$$

式中:P_{cn1} 和 P_{cn2} 分别为上调和下调的频率响应能力;η_{dls}、η_{cha} 分别为广义储能的能量流出效率和能量流入效率;E_{ra} 为广义储能的额定功率容量;$S_{\mathrm{OC,max}}$、

$S_{OC,min}$ 分别为广义储能 S_{OC} 的上下限；P_0 为广义储能自身所消耗的功率；P_{cn} 为储能当前时刻的实际出力；T_{SOC} 为状态人上限变为下限以最大能量流入或流出效率能量的时间。

1.3 差异频率控制下的能量匹配度

针对不同的可再生能源出力波动特性，根据基于频率差异最小化的能量匹配原则确定广义储能响应策略，提出差异频率控制下的能量匹配度指标。正差异匹配度 E_1 与负差异匹配度 E_2 计算方法分别如式(8) ~ (9) 所示。

$$E_1(\tau) = \sum_{n=1}^{\tau} (\varepsilon_n - (\alpha_1 + \beta_1 p_n))^2 \tag{8}$$

$$E_2(\tau) = \sum_{n=\tau+1}^{N_p} ((\alpha_2 + \beta_2 p_n) - \varepsilon_n)^2 \tag{9}$$

式中：τ 为差异频率分段点；ε_n 为差异频率分段拟合过程中的拟合误差；p_n 为用能曲线功率值；N_p 为用能曲线采样点总数；α_1、α_2 为2条曲线的欧氏距离百分数；β_1、β_2 为频率差异划分指标。二者通过线性最小二乘法进行拟合，得出分段线性拟合值 ε，计算方法如下：

$$\varepsilon = \begin{cases} \alpha_1 + \beta_1 p_n, n = 1,2,\cdots,\tau \\ \alpha_2 + \beta_2 p_n, n = \tau+1,\tau+2,\cdots,N_p \end{cases} \tag{10}$$

2 多目标最优能量匹配调度模型

2.1 目标函数

为保证电网安全稳定运行，本文依据各灵活性资源的响应特性与分段频率功率波动匹配原则，建立灵活性资源快速灵活调度的多目标优化函数。

$$F_1 = \min\left(\sum_{x\in A}\left(\sum T_{st} + \sum T_{wl} + \sum T_{dl}\right)\right) \tag{11}$$

式中：A 为调度响应时段；$\sum T_{st}$ 为所有能量储能方式的广义储能灵活性资源响应时间和；$\sum T_{dl}$ 为所有动能储能方式的广义储能灵活性资源响应时间和；$\sum T_{wl}$ 为所有势能储能方式的广义储能灵活性资源响应时间和。

为降低电网有功功率不平衡引起的频率波动调节成本，本文以各类灵活性资源的总调度成本最小为目标，优化确定不同灵活性资源的响应策略。目标函数如下：

$$F_2 = \min\left(\sum_{x\in A}(C_I + C_{II})\right) \tag{12}$$

式中：C_I 为所有灵活性资源响应一次调频的花费之和；C_{II} 为所有灵活性资源响应二次调频的花费之和。

其中 C_I 的计算方法如下：

$$C_I = \sum_{i=1}^{N}\left(C_{kol}\int_0^T P_{i,t}\mathrm{d}t\right) \tag{13}$$

式中：C_{kol} 为具体场景下灵活性资源 i 参与一次调频所需的单位成本；$P_{i,t}$ 为灵活性资源 i 在 t 时刻下的功率。

C_{II} 的计算方法如式(14) 所示，由备用容量成本 C_{OS}、余电成本 C_{ES}、负荷变动补偿成本 C_{DS} 求和而得：

$$C_{II} = C_{OS} + C_{ES} + C_{DS} \tag{14}$$

$$C_{OS} = \sum_{i=1}^{N} C_{gr} S_{cr} \tag{15}$$

$$C_{ES} = \sum_{j=1}^{m} C_{res} P_{ct} \tag{16}$$

$$C_{DS} = \sum_{k=1}^{o} C_{loo} P_k \tag{17}$$

式中：C_{gr} 为具体场景下，供能型灵活性资源 i 备用容量的单位成本；S_{cr} 为供能型灵活性资源 i 备用容量；C_{res} 为具体场景下，双向交互型灵活性资源 j 保持余电的单位成本；P_{ct} 为灵活性资源 j 的交互功率；C_{loo} 为具体场景下，取能型灵活性资源 k 响应波动的单位调度成本；P_k 为取能型灵活性资源 k 响应波动的调度功率。

2.2 约束条件

1) 功率平衡约束

$$P_{g,i,t} + \sum_{s\in S} P_{s,i,t} + \sum_{b\in B} P_{b,d,i,t} = \sum_{u\in U} P_{u,i,t} + \sum_{b\in B} P_{b,c,i,t} + \sum_{l\in L} P_{l,i,t} \tag{18}$$

式中：$P_{g,i,t}$、$P_{s,i,t}$ 分别为 t 时刻节点 i 处的发电机功率和单向供能分布式能源的功率；S 为单向供能分布式能源集合；$P_{b,d,i,t}$、$P_{b,c,i,t}$ 分别为 t 时刻节点 i 处的双向能量相互分布式能源的放电和充电功率；B 为能量双向交互的分布式能源，包括储能、电动汽车等；$P_{u,i,t}$ 为 t 时刻节点 i 处的单向用能分布式能源的用电功率；U 为该类分布式能源的集合，一般为常规负荷；$P_{l,i,t}$ 为在 t 时刻与节点 i 相连的 l 支路上的传输功率；L 为线路集合。

2) 线路潮流约束

$$\sum S_{m,l,i} = B_{ij}(\theta_{i,t} - \theta_{j,t}) \tag{19}$$

$$\theta_{i,min} \leqslant \theta_{i,t} \leqslant \theta_{i,max} \tag{20}$$

$$\sum S_{m,l,i} \leqslant \left|\sum S_{m,l,max}\right| \tag{21}$$

式中：$\sum S_{m,l,i}$、$\sum S_{m,l,max}$ 分别为与节点 i 相连的线

路 l 的传输功率及分层功率集合;B_{ij} 为节点 i 与节点 j 间已有线路的电纳;$\theta_{i,t}$、$\theta_{j,t}$ 分别为 t 时刻节点 i、j 的电压相角;$\theta_{i,\min}$、$\theta_{i,\max}$ 分别为节点 i 电压相角的上下限。

3) 广义储能出力上下限约束

$$P_{\mathrm{res,d}} \leqslant P_{\mathrm{res}} \leqslant P_{\mathrm{res,u}} \tag{22}$$

式中:$P_{\mathrm{res,u}}$ 与 $P_{\mathrm{res,d}}$ 分别为编号 i 的广义储能资源出力的上、下限。

4) 灵活性资源的爬坡率约束

$$\left.\begin{aligned} P_{\mathrm{res},it} - P_{\mathrm{res},i,(t-1)} &\leqslant R_{\mathrm{up}}(P_{\mathrm{res},i}) \\ P_{\mathrm{res},i,(t-1)} - P_{\mathrm{res},i,t} &\leqslant R_{\mathrm{down}}(P_{\mathrm{res},i}) \end{aligned}\right\} \tag{23}$$

式中:R_{up} 为编号为 i 的广义储能资源爬坡率上限比例;R_{down} 为编号为 i 的广义储能资源爬坡率下限比例;$P_{\mathrm{res},i,t}$ 为编号为 i 的广义储能资源在时间 t 的功率输出;$P_{\mathrm{res},i,(t-1)}$ 为编号为 i 的广义储能资源在时间 $t-1$ 的功率输出。

2.3　广义储能成本分析

1) 投资成本

初始投资成本是指储能系统工程投建初期一次性投入的固定资金,通常用于主要设备的购置等[23],初始投资成本计算公式如下:

$$C_{\mathrm{ln}} = C_{\mathrm{P}}P_{\mathrm{ESS}} + C_{\mathrm{E}}E_{\mathrm{SSS}} \tag{24}$$

式中:P_{ESS}、E_{SSS} 分别为储能的功率和容量;C_{P}、C_{E} 分别为储能的功率和容量的单位投资。

等值年系数 $C(r,n)$ 可表示为

$$C(r,n) = \frac{r(1+r)^n}{(1+r)^n - 1} \tag{25}$$

式中:r 为基准折现率;n 为储能运行的期限寿命。考虑到资金的时间价值,对储能的投资成本进行修正,折算到每年的成本费用 C_{ln} 可修正为

$$C_{\mathrm{ln}} = C(r,n)(C_{\mathrm{P}}P_{\mathrm{ESS}} + C_{\mathrm{E}}E_{\mathrm{ESS}}) \tag{26}$$

2) 运维成本

运行维护成本是指为保障储能系统在寿命期内正常运行而动态投入的资金,通常包括储能系统的实验、安装、损耗、停运、人力、检修和维修等费用。运维成本计算公式如下:

$$C_{\mathrm{OM}} = K_{\mathrm{O}}P_{\mathrm{ESS}} + K_{\mathrm{M}}Q_{\mathrm{ESS}} \tag{27}$$

式中:K_{O} 为储能的单位功率年运行维护成本系数;K_{M} 为储能的单位容量年运行维护成本系数;Q_{ESS} 为储能的年发电量。

综上,储能电站的年成本费用为

$$C_{\mathrm{ESS}} = C_{\mathrm{ln}} + C_{\mathrm{OM}} \tag{28}$$

3) 度电成本

根据储能电站的全寿命周期成本,结合储能电站的年发电量,可计算储能电站的度电成本,计算公式为

$$c_{\mathrm{ESS}} = \frac{C_{\mathrm{ESS}}}{Q_{\mathrm{ESS}}} = \frac{C_{\mathrm{ln}} + C_{\mathrm{OM}}}{\eta S_{\mathrm{ESS}} H_{\mathrm{ESS}}} \tag{29}$$

式中:c_{ESS} 为储能电站的度电成本;η 为储能电站的转换效率;S_{ESS} 为储能电站的装机容量;H_{ESS} 为储能电站的储电年利用小时数。

4) 可中断负荷

用户负荷被中断时从电力运营商得到的相应经济补偿为

$$C_{\mathrm{IL}} = \sum_{t=1}^{T} \beta P_{t,\mathrm{IL}} \tag{30}$$

式中:β 为负荷中断补偿成本系数;$P_{t,\mathrm{IL}}$ 为 t 时段中断负荷功率;T 为调度周期。

5) 可平移负荷

可平移负荷具有用能时段不可中断的特性,其调度成本为

$$C_{\mathrm{sh}} = \sum_{\tau=t_{\mathrm{sh}}}^{t_{\mathrm{sh}}+t_2-t_1} \alpha_\tau F_{c,\mathrm{sh}} P_{\tau,\mathrm{sh}} \tag{31}$$

式中:$[t_1,t_2]$ 为平移前的用能时段;$[t_{\mathrm{sh}},t_{\mathrm{sh}}+t_2-t_1]$ 为平移后的时段;用 0-1 变量表示负荷在时段 τ 的平移状态,$\alpha_\tau=0$ 表示不响应平移,$\alpha_\tau=1$ 表示相应平移;$F_{c,\mathrm{sh}}$ 为可平移负荷的单位调度成本;$P_{\tau,\mathrm{sh}}$ 为时段 τ 平移的功率。

6) 可削减负荷

$$C_{\mathrm{cut}} = F_{\mathrm{cut}} \sum_{\tau=1}^{\tau=T} \gamma_\tau (P_{\mathrm{cut1}} - P_{\mathrm{cut2}}) \tag{32}$$

式中:F_{cut} 为可削减负荷的单位调度成本;用 0-1 变量 γ_τ 表示削减状态,$\gamma_\tau=0$ 表示不响应削减,$\gamma_\tau=1$ 表示相应削减;P_{cut1} 为时段 τ 日前预测功率;P_{cut2} 为时段 τ 削减后的功率。

3　深度强化学习智能体调度控制策略模型

3.1　智能体协同调度模型

考虑不同节点注入功率对系统频率波动的差异化影响,以确定不同类型广义储能灵活性资源的快速灵活调度控制策略。

如图 1 所示,将上述策略求解问题表述为部分可观的马尔可夫过程,其多智能体协作问题可表示为 $\Gamma=\langle S,O,A,P,r\rangle$。在某个时刻,$o^i \in O$ 为智能体 i 的局部状态,$s_i \in S$ 为全局状态,$a^i \in A$ 为智能体 i 的动作选择,联合动作可用 a_i 表示,P 为状态转移函数,所有智能体共享 1 个奖励函数 $r(s_t,a_t)$。

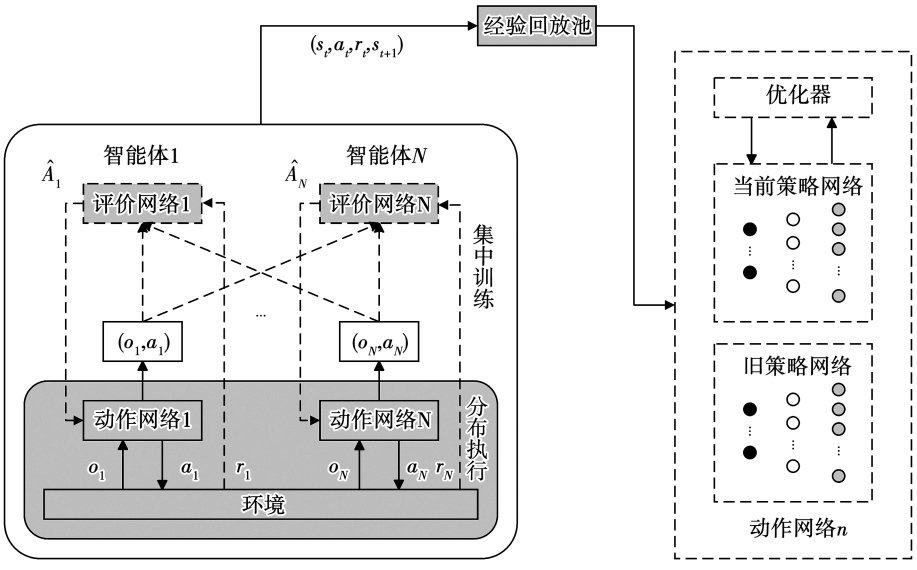


图1 智能体动作建模示意图

Fig. 1 Schematic diagram of agent action modeling

1）动作

智能体 i 的动作序列矩阵为 $\boldsymbol{u}_i = (c_{u_o,m}, c_{u_1,m}, \cdots, c_{u_n,m})$，$c_{u_i,m}$ 为第 m 号能量交互体动作信道占用情况，即广义储能动作变化逻辑量。

2）状态

智能体 i 的状态序列矩阵为 $\boldsymbol{s}_i = (s_{x_0,m}, s_{x_1,m}, \cdots, s_{x_L,m})$，$s_{x_i,m}$ 为第 m 号能量交互体状态记录，即广义储能当前状态显示逻辑量。其中反馈路逻辑传递变化计算方法如下：

$$B_{\mathrm{H},i} = \begin{cases} 0, \mu_{\mathrm{b}} < \mu_{\mathrm{a}} \\ \sum\limits_{u_n \in \upsilon} s_{x,u_n,i} + \sum\limits_{u_n \in \upsilon'} s_{x,u_n,j}, \mu_{\mathrm{b}} \geqslant \mu_{\mathrm{a}} \end{cases} \tag{33}$$

式中：μ_{b} 为智能体在第 n 次策略更新时可回溯的历史信息状态；μ_{a} 为智能体当前策略更新所需的状态输入信息量；$s_{x,u_n,i}$ 为智能体 i 在历史动作 u_n 下对应的第 x 类状态特征记录；$s_{x,u_n,j}$ 为智能体 j 在历史动作 u_n 下对应的第 x 类状态特征，计算方法如式(34) ~ (35) 所示，$B_{\mathrm{H},i}$ 为智能体传递路状态逻辑量记录链。

$$\mu_{\mathrm{b}} = \mu_{b_0,b_n} \tag{34}$$

$$\mu_{\mathrm{a}} = \sum_{u_h \in \upsilon} \mu_{b_n,u_h} + \sum_{u_l' \in \upsilon'} \mu_{b_n,u_l'} \tag{35}$$

式中：μ_{b_0,b_n} 为从初始状态 b_0 到当前状态 b_n 时可供智能体回溯调用的历史状态信息量；μ_{b_n,u_h} 为从状态 b_n 到状态 u_h 时可供智能体回溯调用的历史状态信息量；$\mu_{b_n,u_l'}$ 为从状态 b_n 到状态 u_l' 时可供智能体回溯调用的历史状态信息量。

3）奖励

为构建完全协作多智能体分段频率分配与响应系统，所有智能体应当采用同一个奖励，并设置 Wzs 惩罚项与 Wzs 奖励项。

以当前状态与目标状态的需求差距作为 Wzs 惩罚项，其计算方法如下：

$$r_p = \sum_{k=1}^{N} r_{p_k} + r_{p0} \tag{36}$$

式中：r_{p_k} 为 k 号智能体错误动作的惩罚因子，在满足趋势增减方向但未满足 Wzs 需求的情况中，设置较小的惩罚项，其计算方法见式(37)；r_{p0} 为智能体系统需求不满足导致的惩罚积累。

$$r_{p_k} = \Big(\sum_{u_h \in \upsilon} x_{u_h,b_k} q_h + \sum_{u_l' \in \upsilon'} x_{u_l',b_k} q_l'\Big) + B_{\mathrm{H},k} - 2\Big(\sum_{u_h \in \upsilon} x_{u_h,b_k} + \sum_{u_l' \in \upsilon'} x_{u_l',b_k}\Big) \tag{37}$$

式中：r_{p_k} 为智能体系统需求不满足导致的惩罚积累；x_{u_h,b_k} 为 k 号智能体在集合 u_h 中的状态变量；x_{u_l',b_k} 为 k 号智能体在集合 u_l' 中的状态变量；q_h、q_l' 为对于动作的权重因子。

相比之下，Wzs 奖励项的设置逻辑十分清晰，即将第 i 步动作下系统中满足 Wzs 需求的智能体数量作为新增奖励项，计算方法如下：

$$r_{e_i} = \Big(\sum_{u_h \in \upsilon} x_{u_h,b_i} q_h + \sum_{u_l' \in \upsilon'} x_{u_l',b_i} q_l'\Big) + B_{\mathrm{H},0} \tag{38}$$

式中：$B_{\mathrm{H},0}$ 为智能体传递初始状态逻辑量记录链。

同时，智能体系统整体调度目标达成将触发速率额外奖励，此控制量将影响整个系统对经济性和响应速度的偏向，计算方法如下：

$$r_{e_j} = \sum_{b_i \in B} \sum_{u_h \in \upsilon} \mu_{u_h,b_n} \tag{39}$$

式中：μ_{u_h,b_n} 为 n 号智能体在集合 μ_h 中的信息量。

综合以上惩罚项与奖励项，推导总奖励函数，即：

$$r = \begin{cases} \alpha_1 r_p + \alpha_2 r_{e1}, r_p \neq 0 \\ \alpha_1 r_p + \alpha_2 r_{e1} + \alpha_3 r_{e2}, r_p = 0 \end{cases} \tag{40}$$

式中:α_1、α_2、α_3 为归一化因子,目的是将 r_p、r_{e_1}、r_{e_2} 处于同一量纲下。

3.2　基于双端策略优化 MAPPO 求解的频率响应

1)双端策略优化

为进一步提高学习速度和精度,本文引入 PPO 算法进行求解。PPO 算法的基本思想是将当前策略与先前策略进行比较,将策略控制步长进行限制引导,从而有效避免策略更新程度过大或过小,进一步保证算法的稳定性与收敛性。

PPO 梯度策略方法的目标函数为

$$\hat{J}(\theta) = \hat{E}_t\left[\frac{\pi_\theta(\alpha_t \mid o_t)}{\pi_{\theta_{\text{add}}}(\alpha_t \mid o_t)}\hat{A}(\alpha_t \mid o_t)\right] = \hat{E}_t[\psi(\theta)\hat{A}(\alpha_t \mid o_t)] \tag{41}$$

式中:$\hat{E}_t[\cdot]$ 为对采样轨迹中各时间步数据求经验期望;$\pi_\theta(\alpha_t \mid o_t)$ 为策略 θ 下,智能体在观测状态 o_t 下选择动作 α_t 的概率;$\pi_{\theta_{\text{add}}}(\alpha_t \mid o_t)$ 为附加策略 θ 下选择动作 α_t 的概率;$\psi(\theta)$ 为当前策略与旧策略的价值量比值;$\hat{A}(\alpha_t \mid o_t)$ 为广义优势估计联合函数。

为保证策略更新的有效性,增加新旧策略间的损失约束函数,其计算方法如下:

$$\tau(\theta) = \hat{E}_t[\min(\psi(\theta)\hat{A}_t, f_c(\psi(\theta), 1-\varepsilon_k, 1+\varepsilon_k)\hat{A}_t)] \tag{42}$$

式中:$\hat{A}_t$ 为全局信息优势评价指标,受智能体奖励回报与损失惩罚影响;ε_k 为 PPO 策略更新中的裁剪阈值,利用裁剪阈值可限制新旧策略之间的偏移程度。clip 函数 f_c 控制 $\psi(\theta)$ 的策略更新范围在 $[1-\varepsilon_k, 1+\varepsilon_k]$ 之间,为避免策略更新过大,clip 函数的计算方法如下:

$$f_c(\psi(\theta), 1-\varepsilon_k, 1+\varepsilon_k) = \begin{cases} 1+\varepsilon_k, \psi(\theta) \geqslant 1+\varepsilon_k \\ 1-\varepsilon_k, \psi(\theta) < 1+\varepsilon_k \end{cases} \tag{43}$$

2)基于 MAPPO 求解的频率响应分配

文章提出 1 种集中训练分布执行的 MAPPO 算法,以解决智能体响应可再生能源不确定性功率注入引起的电网频率波动分配问题。

在集中训练阶段,动作网络根据智能体观察到的局部状态信息做出决策,不断根据评价网络的全局信息对网络进行更新,尽量做出最佳决策。利用裁剪后的损失函数 $f_{\text{loss}}(\theta^n)$ 更新策略网络参数 θ^n,其计算方法如下:

$$f_{\text{loss}}(\theta^n) = \hat{E}_t[\min(\psi(\theta)\hat{A}_{tn}, f_c(\psi(\theta), 1-\varepsilon_k, 1+\varepsilon_k)\hat{A}_{tn})] \tag{44}$$

式中:$\hat{A}_{tn}$ 为全局信息优势评价指标,受智能体奖励回报与损失惩罚的影响。

4　算例分析

4.1　实际电网算例仿真参数设置

为验证文章所提优化调度控制方法的可行性与有效性,采用西北地区实际电网进行算例仿真验证。经检验,该地区在夏大新满(夏季水电、最大负荷、新能源出力满发)运行场景下新能源出力波动最剧烈,最能有效验证本文所提方法的有效性。另一方面,此区域为西北地区负荷主要聚集接入区域之一,新能源装机量大,灵活性资源充足,具备试点计算地区应具备的所有特征。该区域线路拓扑结构如图 2 所示。

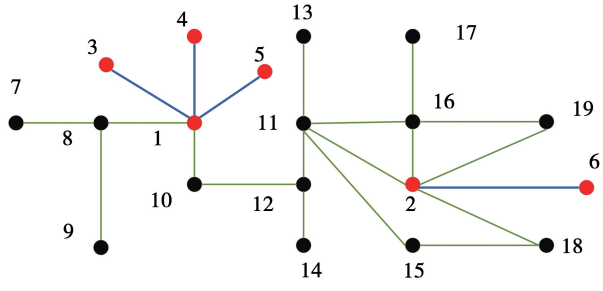


图 2　西宁 – 杜鹃 – 日月山线路拓扑结构图

Fig. 2　Topology diagram of the Xining-Dujuan-Riyueshan transmission line

典型场景下的光伏出力曲线如图 3 所示。对图 3 所示的夏大新满典型场景下的光伏单位出力曲线进行分解,得到如图 4 所示的自适应阈值光伏出力曲线差异分解结果。当地负荷曲线如图 5 所示。

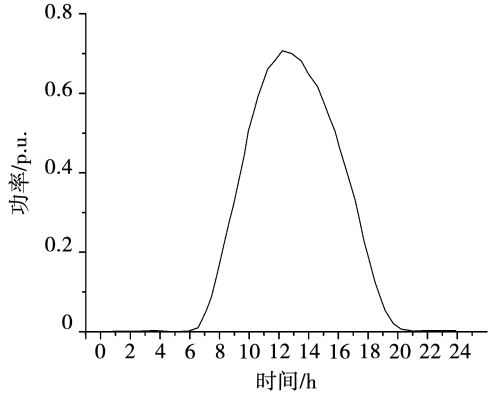


图 3　光伏单位出力曲线

Fig. 3　The unit output curve of photovoltaic

结果显示,算例地区的新能源波动主要由 MF3 分量构成,即以日为 1 个波动幅段的新能源出力变化分量,约占总波动分量的 95.613%。MF2 分量约占总波动分量的 2.416%,该分量表示以小时为 1 个波动幅段的新能源出力变化分量。MF1 分量约

占总波动分量的 1.971%,该分量表示以 15min 为 1 个波动幅段的新能源出力变化分量。

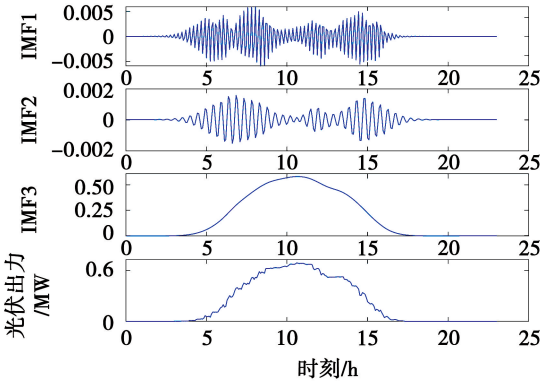


图 4 自适应阈值光伏出力曲线差异分解结果

Fig. 4 Adaptive threshold photovoltaic output curve difference decomposition results

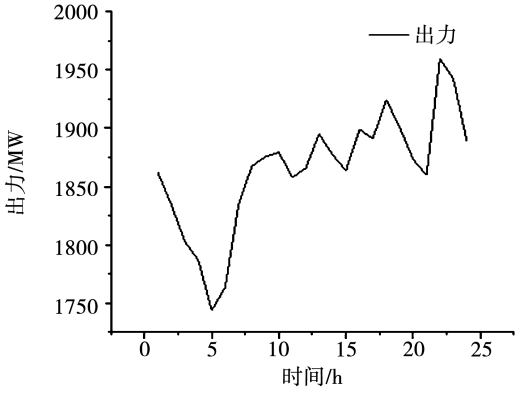


图 5 负荷曲线

Fig. 5 Load curve

算例仿真系统主要配置如下。

1)火电机组:节点杜鹃接入可控常规电源 G1,装机量为 300 MVA,最大调度容量限制为 20 MW,爬坡率为 0.1 p.u.·s^{-1},成本系数设为 1。

2)光伏机组:节点 1、2、3、4、8、11、15、16、19 为光伏接入节点,其接入容量如表 1 所示,系统仿真参数与变量如表 2 所示。

表 1 光伏接入容量表

Tab. 1 Photovoltaic integration capacity

变电站	节点	光伏容量/MW
750 kV 变电站	节点 1	343.3
	节点 2	43.4
	节点 3	140.5
	节点 4	15.2

续表 1

变电站	节点	光伏容量/MW
330 kV 变电站	节点 8	272.4
	节点 11	30
	节点 15	314.06
	节点 16	170.4
	节点 19	77.4

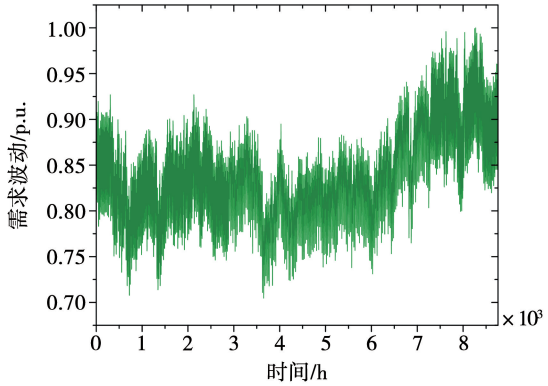
表 2 仿真参数

Tab. 2 Simulation parameters

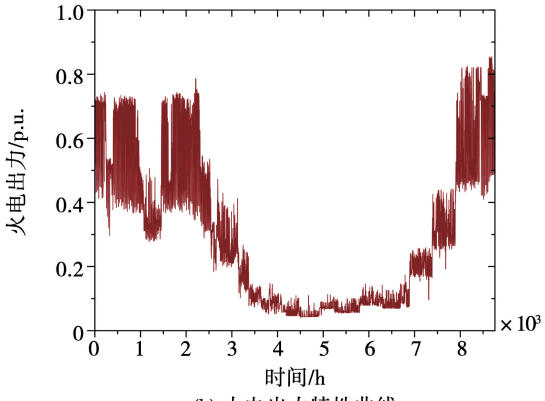
参数及变量	值
历史训练次数	2 000
档案库规模/个	730
惯性权重范围	0.10 ~ 0.40
储能电量范围/%	30 ~ 70
充放电效率/%	80.00
学习因子 r_p、r_{e1}、r_{e2}	0.6、0.3、0.4、0.2
能量储能方式广义储能调度成本/(万元·MW^{-1})	0.120 0
能量储能方式广义储能容量成本/(万元·MW^{-1})	0.180 0
动能储能方式广义储能调度成本/(万元·MW^{-1})	0.032 5
势能储能方式广义储能调度成本/(万元·MW^{-1})	0.020 0

4.2 离线训练过程

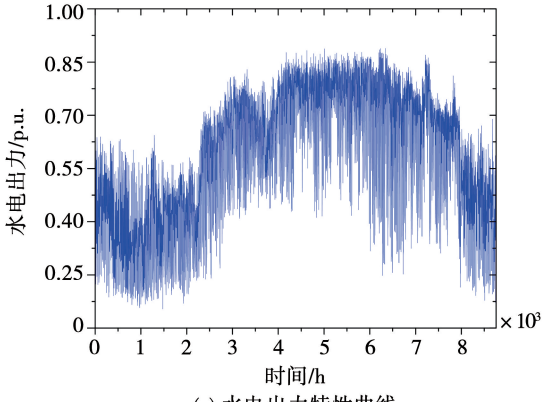
在 MATLAB/Simulink 平台搭建算例地区的电力系统运行模型,并搭建不同储能形式的广义储能模型。训练数据来自算例地区 2023 年风电、光伏、水电、火电、负荷的逐日运行数据,如图 6 所示。



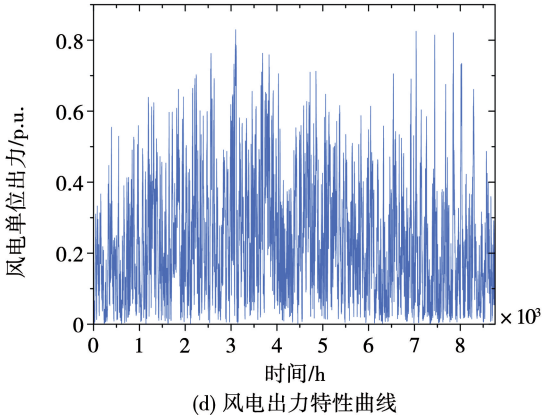
(a) 负荷需求特性曲线



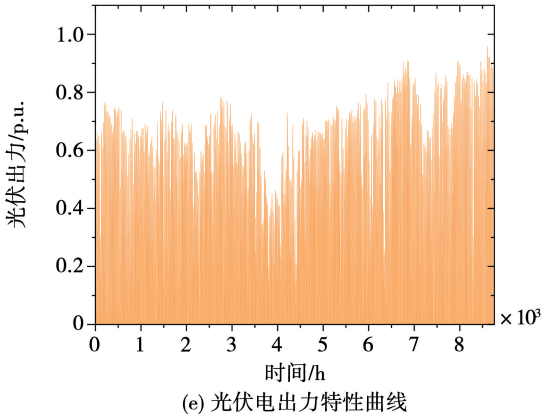
(b) 火电出力特性曲线



(c) 水电出力特性曲线



(d) 风电出力特性曲线



(e) 光伏电出力特性曲线

图 6　青海算例中8 760单位出力训练数据

Fig. 6　8760-hour per-unit output training data in the Qinghai case study

以试点计算地区为标准设置算例,当智能体调度策略满足奖励波动小于 10^{-7},且累计奖励值趋近于 1 时停止训练,如图 7 所示。

其中,单次调度价值可由累积奖励体现,奖励波动由单个步骤平均奖励体现,累积奖励为网络进行经验回放、参数更新等一系列步骤后的综合奖励。平均奖励与累积奖励可反映算法训练结果,在相同的网络参数下,累积奖励越高,整体的调度策略越优越。

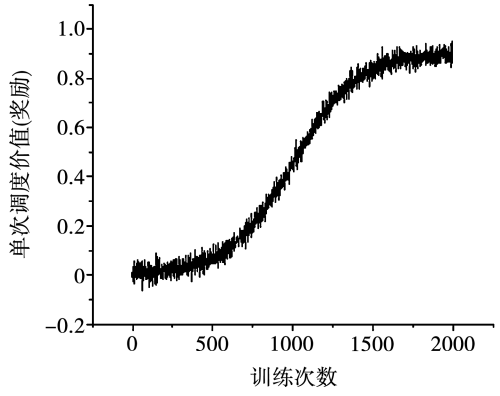


图 7　最优调度策略所获得的奖励

Fig. 7　The reward of the optimal scheduling policy

4.3　仿真结果分析

基于以上仿真算例及参数设置,对青海西宁 – 杜鹃 – 日月山区域电网进行不同调度策略分析。

方式 1:只有常规气电机组参与频率调度。

方式 2:常规气电机组和灵活性资源自然市场调度。

方式 3:常规气电机组和基于自适应粒子群灵活性资源控制策略调度。

方式 4:常规气电机组和本文所提基于强化学习 MAPPO 广义储能控制策略调度。

在夏大新满场景下的青海电网算例中,将不同方式生成的电力系统结果处理后进行对比,不同方式下的系统频率监测曲线如图 8 所示。具体各种方式的各类灵活性资源运行策略如图 9 ~ 11 所示。

由图 7 可见,随着灵活性资源逐步深度参与系统的频率调度,各类资源通过平衡调节维持频率稳定,系统频率受可再生能源波动的影响显著减弱。在日内优化调度中,新能源发电和负荷需求都随时间不断变化。白天,新能源出力较大,如果总发电量大于负荷需求,会导致电力过剩,频率出现正向偏移。相反,在傍晚和夜间,新能源出力有所降低,而负荷需求仍然较高,导致电力不足,频率出现负向偏移。

方案 1 仅依赖常规气电机组参与频率调度,灵

活性不足,在应对新能源和负荷波动时响应速度较慢,频率变化较为明显。方案 2 和 3 中,灵活性资源的参与使系统可以更好地应对新能源波动带来的频率变化,但在高波动时仍可能出现较大的频率偏移。方式 4 采用了最先进的强化学习 MAPPO 算法来调度广义储能控制策略,可以根据系统的实时状态调整灵活性资源的参与水平,确保频率的稳定性。随着灵活性资源利用率的升高,方案 2、方案 3 与方案 4 的频率整体波动分别减少了 67.763%、72.102% 及 83.283%,系统频率偏移显著减小。

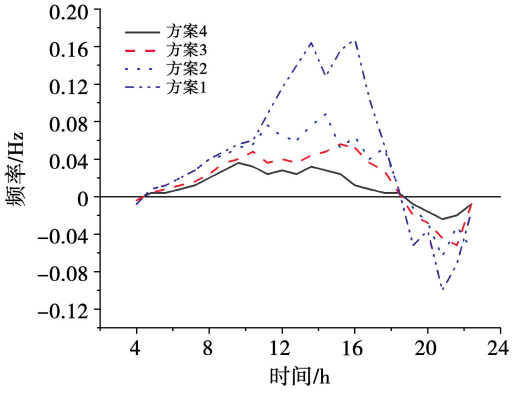


图 8 不同方案控制策略频率对比图

Fig. 8 Frequency comparison diagram of different scheme control strategies

不同方式下最大频率波动与调度成本对比如表 3 所示。只有常规气电机组参与频率调度时,电力系统的最大频率偏差和频率偏移值较大。随着灵活性资源逐步参与调度,系统频率波动显著减小,稳定性不断提升。与此同时,随着灵活性资源的控制调度策略不断优化,频率偏移的风险成本逐渐降低,频率波动进一步减小,系统的整体稳定性得到进一步增强。

表 3 最大频率波动与调度成本

Tab. 3 Maximum frequency fluctuations and dispatch costs

波动与成本	方案 1	方案 2	方案 3	方案 4
调度响应成本/万元	586.41	891.234	1 753.29	1 662.25
合计成本/万元	3 703	2 553.52	2 427.58	1 854.59
最大频率偏移值/Hz	0.457	0.282	0.109	0.071 6
最大频率偏差/Hz	0.175	0.086	0.059	0.035

引入灵活性资源参与频率调度可有效提升系统运行经济性。对比方案 2 和方案 3 可知,采用基于自适应粒子群的灵活性资源控制策略后,调度响应成本有所增加,但最大频率偏移值由 0.282 Hz 降至 0.109 Hz,降幅为 61.35%,表明主动优化控制能够显著抑制系统频率波动。对比方案 3 和方案 4 可知,本文所提基于强化学习 MAPPO 的广义储能控制策略进一步将最大频率偏移值降至 0.0716 Hz,较方案 3 降低 34.31%,同时合计成本降低 23.60%。综上,所提方法能够在降低频率波动的同时兼顾调度经济性,提高灵活性资源协同调度效果。

不同方式下灵活性资源的调度策略如图 9 ~ 11 所示,对比方案 2、方案 3、方案 4 可知,火电机组调度响应在峰值负荷时贡献较大。随着灵活性资源中的广义储能深入参与电网频率调节,整个电网源荷平衡度不断提升,系统运行安全性及经济性有所提高。

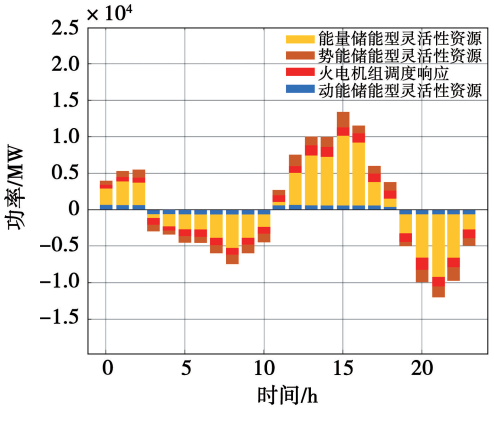


图 9 方式二灵活性资源运行策略

Fig. 9 Method 2: Flexible resource operation strategy

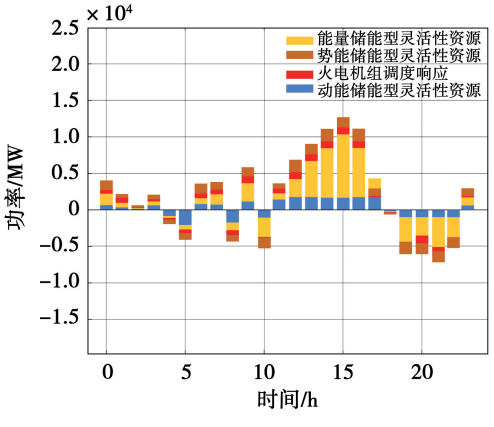


图 10 方式三灵活性资源运行策略

Fig. 10 Method 3: Flexible resource operation strategy

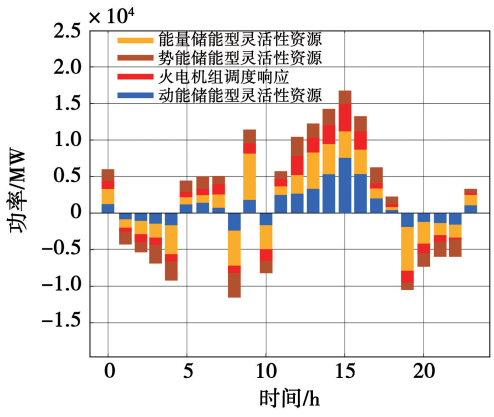


图 11　方式四灵活性资源运行策略

Fig. 11　Method 4: Flexible resource operation strategy

4.4　智能体强化学习算法对比

算法的收敛过程如图 12 所示。在训练开始时,智能体获得的全局奖励变化剧烈,因为此时智能体对动作不断进行探索;随着训练的进行,智能体获得的全局奖励值收敛,模型的表现效果越来越好,所得的奖励曲线逐渐平稳[24]。由图可见,与 QMix 和 MADDPG 算法相比,MAPPO 不仅有较快的响应速度,而且在性能表现和运行效率方面也更优越。

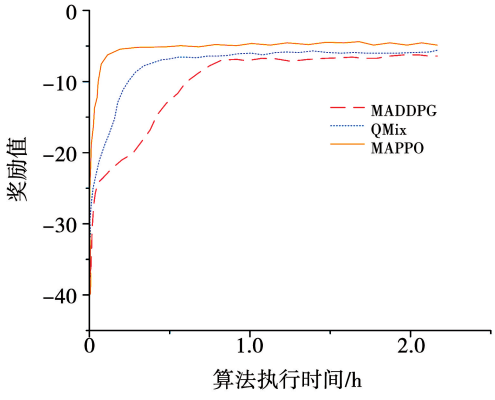


图 12　算法性能收敛曲线

Fig. 12　Algorithm performance convergence curve

5　结　论

本文提出了基于 MAPPO 强化学习算法的广义储能分频响应控制策略,旨在提升青海电网灵活性资源的调度效率,优化电网有功功率调度。本文主要贡献如下:

1)提出了基于 MAPPO 强化学习的调度策略,解决了传统方法在高比例可再生能源接入下调度效率低、灵活性差的问题,显著提高了灵活性资源的调度响应速度和利用率。

2)建立了灵活性资源统一响应的广义储能模型,并提出了基于自适应阈值的差异频率分解方法,确保灵活性资源能够与可再生能源的出力波动“频对频呼应”,提升了电网的调度响应速度。

3)通过与传统的常规气电机组频率调度方法对比,本文提出的控制策略使频率偏移减少了 184.47%,调度成本减少了 49.93%,有效证明了所提方法的经济性和有效性。

与传统基于负荷波动预测的调度方法相比,本文面向可再生能源出力波动的实时监测结果,采用最快响应控制原则确定灵活性资源调度策略,能够提高频率调节的实时性和现场可实施性。随着电动汽车等灵活性负荷的大规模接入,系统可调节资源类型和容量不断增加,所提方法在多类型资源协同响应与快速频率支撑方面的优势将进一步凸显。

参 考 文 献:

[1]　冯俊宗,叶志祥,丁嘉熹,等. 电力系统惯量安全机组组合优化决策研究[J]. 哈尔滨理工大学学报,2022,27(5):123.
FENG Junzong,YE Zhixiang,DlNG Jiaxi,et al. Security-constrained Unit Commitment in Low Inertia Power Systems for Resilience Enhancement[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology,2022,27(5):123.

[2]　孟旭瑶, 付立军, 赖心怡, 等. 计及源荷互补特性的“源网荷储一体化项目”优化配置[J]. 电力自动化设备, 2024, 44(7): 123.
MENG Xuyao, FU Lijun, LAI Xinyi, et al. Optimal Configuration of “Source-network-load-storage Integrated Project” Considering Source-load Complementarity Characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2024, 44(7): 123.

[3]　惠慧,李蕊,朱逸镝,等. 含高比例分布式光伏的配电网多目标概率规划方法[J]. 电测与仪表,2023,60(11):2.
HUI Hui,LI Rui,ZHU Yidi,et al. Multi-objective Probabilistic Planning Method for Distribution Network with High Proportion Distributed Photovoltaic[J]. Electrical Measurement and Instrumentation,2023,60(11):2.

[4]　郭威,张凯,魏新杰,等. 高渗透率分布式光伏接入的新型电力系统净功率预测[J]. 电测与仪表,2022,59(12):48.
GUO Wei,ZHANG Kai,WEI Xinjie,et al. Net Power Prediction for New Power Systems with High Permeability Distributed Photovoltaic Access[J]. Electrical Measure-

ment and Instrumentation,2022,59(12): 48.

[5] 刘春,杨兴武. 数据驱动的光伏功率超短期自适应优化预测[J]. 哈尔滨理工大学学报,2025,30(5):70.
LIU Chun, YANG Xingwu. Data-driven Adaptive Optimization for Ultra-short-term Forecasting of Solar Power[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2025,30(5):70.

[6] 王鹏, 李华伟, 张沛. 具有源荷不平衡特性的配电网智能软开关和储能联合规划[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(5): 38.
WANG Peng, LI Huawei, ZHANG Pei. Joint Planning of Soft Open Point and Energy Storage in Distribution Networks with Source-load Imbalance Characteristics [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49 (5): 38.

[7] 李鹏,王加浩,黎灿兵,等. 计及源荷不确定性与设备变工况特性的园区综合能源系统协同优化运行方法[J]. 中国电机工程学报,2023,43(20):7802.
LI Peng, WANG Jiahao, LI Canbing, et al. Collaborative Optimal Scheduling of the Community Integrated Energy System Considering Source-load Uncertainty and Equipment Off-design Performance [J]. Proceedings of the CSEE,2023,43(20):7802.

[8] 项佳宇, 李伟, 宋宝同, 等. 分布式光伏接入配电网适应性评估[J]. 电测与仪表, 2025, 62(1): 133.
XU Jiayu, LI Wei, SONG Baotong, et al. Adaptability Evaluation of Distributed Photovoltaic Access to Distribution Network[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(1): 133.

[9] 郭峰,王悦,陆鑫,等. 含高比例风电的新型电力系统的经济运行及储能配置[J]. 智慧电力,2023,51(11):76.
GUO Feng, WANG Yue, LU Xin, et al. Economic Operation and Energy Storage Configuration of New Power System with High Penetration of Wind Power [J]. Smart Electric Power,2023,51(11):76.

[10] 宋丹,张武洋,王成华. 含光储系统的微电网能量协调控制策略[J]. 哈尔滨理工大学学报,2021,26(6):94.
SONG Dan, ZHANG Wuyang, WANG Chenghua. Coordinated Control Strategy of Microgrid Energy with Optical Storage System[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology,2021,26(6):94.

[11] 陈宋宋, 王阳, 周颖, 等. 基于客户用电数据的多时空维度负荷预测综述[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(12): 28.
CHEN Songsong, WANG Yang, ZHOU Ying, et al. A Review of Multi-time-space Load Forecasting Based on Customer Electricity Consumption Data[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2023, 39 (12): 28.

[12] 梁露,张智晟. 基于多尺度特征增强 DHTCN 的电力系统短期负荷预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023,51(10):172.
LIANG Lu, ZHANG Zhisheng. Research on Short-term Load Forecasting of Power System Based on Multi-scale Features Enhanced DHTCN[J]. Power System Protection and Control,2023,51(10):172.

[13] 贺强, 晁海亮, 闫明, 等. 考虑风光不确定性的电力系统概率潮流计算[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(6): 113.
HE Qiang, CHAO Hailiang, YAN Ming, et al. Probabilistic Power Flow Calculation of the Power System Considering Wind Power and Photovoltaic Uncertainties [J]. Power System and Clean Energy, 2021, 37(6): 113.

[14] 郝文斌, 孟志高, 张勇, 等. 新型电力系统下多分布式电源接入配电网承载力评估方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(14): 23.
HAO Wenbin, MENG Zhigao, ZHANG Yong, et al. Carrying Capacity Evaluation of Multiple Distributed Power Supply Access to the Distribution Network with the Background of a New Power System[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(14): 23.

[15] 高万胜, 蔺红. 考虑配电网灵活性的分布鲁棒优化调度[J]. 智慧电力, 2024, 52(1): 65.
GAO Wansheng, LIN Hong. Distributionally Robust Optimal Dispatching Considering Flexibility of Distribution Network[J]. Smart Power, 2024, 52(1): 65.

[16] 李灏恩, 姜雨萌, 宋天立, 等. 新型电力系统背景下电力供需平衡特征和保供策略研究[J]. 电网与清洁能源, 2023, 39(12): 72.
LI Haoen, JIANG Yumeng, SONG Tianli, et al. Research on the Characteristics of Power Supply and Demand Balance and Supply Guarantee Strategies in the Context of New Power Systems[J]. Advances of Power System & Hydroelectric Engineering, 2023, 39 (12): 72.

[17] 臧云帆, 夏晟, 李嘉文, 等. 含共享储能的微电网群分布鲁棒博弈优化调度方法[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(24): 90.
ZANG Yunfan, XIA Sheng, LI Jiawen, et al. A Robust Game Optimization Scheduling Method for Shared Energy Storage Micro Electric Network Group Distribution[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51 (24): 90.

[18] 秦昌民, 马兆兴, 陈昊, 等. 双碳目标下的新型微电网优化运行问题研究[J]. 电测与仪表, 2025, 62

(3):46.
QIN Changmin, MA Zhaoxing, CHEN Hao, et al. Research on Optimal Operation of Novel Micro-grid under Dual-carbon Target[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(3):46.

[19] 赵冬梅, 谢家康, 王闯, 等. 基于 Bagging 集成学习的电力系统暂态稳定在线评估[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(8):1.
ZHAO Dongmei, XIE Jiakang, WANG Chuang, et al. Online Transient Stability Assessment of a Power System Based on Bagging Ensemble Learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(8):1.

[20] 汪超, 赵婵娟, 程志友, 等. 基于协同强化学习的微电网分布式两级电压优化控制[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(21):22.
WANG Chao, ZHAO Chanjuan, CHENG Zhiyou, et al. Distributed Secondary Voltage Optimization Control for a Microgrid Based on Cooperative Reinforcement Learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(21):22.

[21] 余宏晖, 林声宏, 朱建全, 等. 基于深度强化学习的微电网在线优化[J]. 电测与仪表, 2024, 61(4):9.
YU Honghui, LIN Shenghong, ZHU Jianquan, et al. Online Optimization of Microgrid Based on Deep Reinforcement Learning[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2024, 61(4):9.

[22] 马骏, 孙丽平, 张博然, 等. 新质生产力背景下火电与抽水蓄能规模化协同发展的建模分析[J]. 洁净煤技术, 2025, 31(S1):267.
MA Jun, SUN Liping, ZHANG Boran, et al. Modeling Analysis on Large-scale Coordinated Development of Thermal Power and Pumped Hydro Energy Storage under New-quality Productive Forces Context[J]. Clean Coal Technology, 2025, 31(S1):267.

[23] 傅旭, 李富春, 杨欣, 等. 基于全寿命周期成本的储能成本分析[J]. 分布式能源, 2020, 5(3):34.
FU Xu, LI Fuchun, YANG Xin, et al. Cost Analysis of Energy Storage Based on Life Cycle Cost[J]. Distributed Energy, 2020, 5(3):34.

[24] 王丹璐, 孙秋野, 苏涵光. 多微网系统端网协同分布式实时智能优化[J]. 控制与决策, 2024, 39(11):3801.
WANG Danlu, SUN Qiuye, SU Hanguang. Collaborative Distributed Real-time Intelligent Optimization of Multimicrogrid System[J]. Control and Decision, 2024, 39(11):3801.

(编辑:温泽宇)