

基于双延迟深度确定性策略梯度算法的微电网能源优化分配策略研究

杨家令,陈 涛,高赐威

(东南大学 电气工程学院,南京 210096)

摘要:在孤岛模式下,微电网需独立于传统电力系统运作,高效协调内部能源以保障能源供应的连续性与高效性。通过策略延迟更新与双Q网络的引入,双延迟深度确定性策略梯度算法(twin delayed deep deterministic policy gradient, TD3)显著提升了复杂连续控制任务的处理效率和精度。基于此方法,设计了基于TD3算法的嵌有燃料电池的微电网能源优化分配策略,以提升微电网系统的稳定供电能力和质量,降低能耗与运维成本,增强系统的经济性与可靠性。通过综合分析,全面评估了所设计能源优化分配策略在不同场景下的综合性能。结果表明,通过对燃料电池系统充放电模式及比例的优化调度,所设计基于TD3算法的能源优化分配策略在提升能源分配效率、缩短响应时间及降低运营成本方面的性能优于传统算法。研究结果验证了TD3算法在应对可再生能源发电功率输出波动和负载需求变化时的高效适应能力,在实际能源管理场景中具有广泛适用性。

关键词:微电网;燃料电池;能源优化分配;TD3算法;深度强化学习

Research on energy optimization allocation strategy for microgrids based on double delay deep deterministic strategy gradient algorithm

YANG Jialing, CHEN Tao, GAO Ciwei

(School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In island mode, microgrids need to operate independently from traditional power systems, efficiently coordinating internal energy to ensure the continuity and efficiency of energy supply. The twin delayed deep deterministic policy gradient algorithm significantly improves the processing efficiency and accuracy of complex continuous control tasks through policy delay updates and the introduction of dual Q networks. Based on this way, an energy optimization allocation strategy is designed for microgrids embedded with fuel cells based on the TD3 algorithm, to improve the stable power supply capacity and quality of the microgrid system, reduce energy consumption and operation costs, and enhance the system's economy and reliability. Through comprehensive analysis, the comprehensive performance of the designed energy optimization allocation strategy in different scenarios is comprehensively evaluated. The results show that by optimizing the charging and discharging modes and ratios of fuel cell systems, the energy optimization allocation strategy designed based on TD3 algorithm performs better than traditional algorithms in improving energy allocation efficiency, shortening response time, and reducing operating costs. The research results have verified the efficient adaptability of TD3 algorithm in dealing with fluctuations in renewable energy generation power output and changes in load demand, and it has wide applicability in practical energy management scenarios.

Key words: microgrids; fuel cells; optimal energy allocation; TD3 algorithm; deep reinforcement learning

0 引言

在当前社会背景下,全球对能源的需求不断增长,同时环保意识日益增强,这对传统的能源管理模式提出了前所未有的挑战。微电网因其在提升能源效率、推广可再生能源利用以及增强电网韧性方面所具有的潜力而受到广泛关注。微电网可以在一定程度上独立于主网运行,依靠本地发电和能

源存储满足特定区域的电力需求,实现能源的优化配置和高效使用。然而,受限于新能源出力及负荷功率频繁波动、可预测性差等因素的影响,微电网能量管理调度十分复杂,尤其是在面对不断变化的能源需求和可再生能源供给不确定性的情况下,设计更加智能、稳定、高效的能源管理策略具有重要的研究价值和经济意义^[1-3]。

为了提升微电网能源优化分配效率,适应复杂用电需求并改善供电稳定性,研究者开展了诸多研究工作。例如,为了改善电能分配质量和能量利用效率,文献[4]解决了微电网因独立运行导致能源

收稿日期:2024-04-21;修回日期:2024-06-05

基金项目:国家自然科学基金《基于深度强化学习技术的可交易能源系统智能决策问题研究》(52107079)

浪费和不平衡分配的问题,基于纳什均衡构建了微电网集群的电能共享模型。文献[5]提出采用最优操作点实现微电网系统最大效率的方式,利用平均电流控制模式保证微电网系统的稳定供电。在能量调度策略方面,文献[6]基于条件生成对抗网络提出了风光场景的微电网多时间尺度优化调度策略,用以减少可再生能源输出不确定性的影响。

与其他微电网能量优化分配策略不同,在嵌有燃料电池的微电网系统中,燃料电池的动态响应特性及其效率和退化特性需重点考虑。作为先进的机器学习技术,深度强化学习在处理高维度、连续动作空间的复杂决策问题上具有显著优势,是解决微电网能源管理难题的有力工具^[7]。文献[8]提出了应用于单微电网系统的基于门控循环单元和奖励矢量化分解的异步优势演员-评论家算法的能源优化管理方案。针对电力系统负荷侧需求不确定的问题,文献[9]提出了一种基于粒子群算法优化的LSTM神经网络模型对电力负荷需求进行预测。针对微电网源储协同调度中的非线性约束导致的求解问题,文献[10]利用深度强化学习算法通过不断地与环境进行交互学习寻找最优能量管理策略,避免了对原非凸非线性问题的直接求解。

TD3算法作为深度强化学习领域的重要进展,因其在稳定性和效率上所做的改进,展现了在微电网能源管理应用领域的巨大潜力^[11]。例如文献[12]构建了微电网负荷预测模型并将优化问题转化为马尔科夫决策过程,采用TD3算法求解联合调度策略。通过引入双重Q-learning和延迟策略更新机制,TD3算法有效地缓解了传统DRL算法中存在的过估计偏差和训练不稳定问题,使其成为优化微电网能源管理策略的理想选择^[13]。因此,研究应用并验证TD3算法以提高微电网运营效率的有效性具有重要的研究价值。尤其是以嵌有燃料电池的微电网系统为研究对象时,通过评估该方法在不同能源系统中的适用性^[15],可以为嵌有燃料电池的微电网能源优化管理策略的制定提供理论参考。

通过对上述分析进行总结,结合嵌有燃料电池的微电网系统能源优化分配策略的研究特征及TD3算法的显著优势,本研究提出了一种基于TD3算法的微电网能源管理优化方案。通过智能化优化微电网中的能源分配和利用,提升能源效率、降低运营成本,并促进可再生能源的广泛应用。本研究通过深入分析TD3算法在微电网管理中的具体应用,从理论到实践,全面评估了算法在不同能源系统中的应用效果,并对面临的实际挑战进行了探讨。

1 微电网能量优化分配模型

1.1 微电网的定义与组成

微电网致力于电力的局部控制与管理,可独立运行或与主电网互联。其由多样电力资源组成,涵盖可再生能源、传统发电机、燃料电池及储能设备。微电网整合了负载与控制系统,负责电力分配和优化管理,确保供电稳定与高效。通过采用先进控制技术和能源管理系统,微电网旨在提升能源利用率,减少环境影响,增强系统可靠性与适应性。本文的应用对象是嵌有燃料电池系统的微电网,其结构如图1所示。利用燃料电池系统的便捷调度与自由充放电优势补偿可再生能源出力波动的缺陷,提升供电质量。

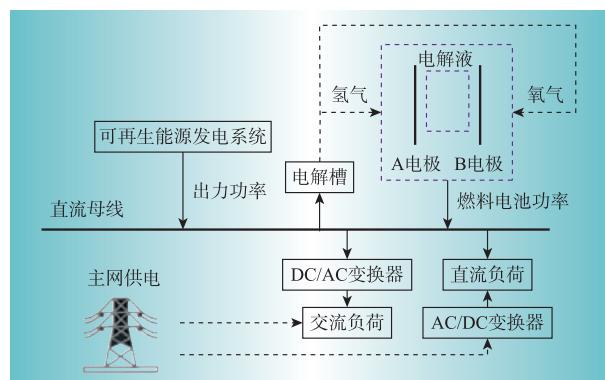
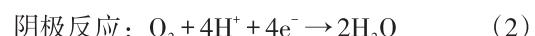
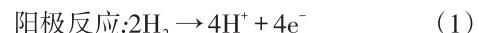


图1 嵌有燃料电池系统的微电网结构

Fig. 1 Microgrid structure with embedded fuel cell system

1.2 燃料电池

根据图1所示燃料电池系统的工作结构,燃料电池的工作原理依赖于氢气与氧气之间的电化学反应,该反应通过电极反应将化学能直接转化为电能。这一过程可通过特定化学方程式来描述,从而阐明其在能量转换过程中的机制



根据式(1)—式(3),在阳极反应中,氢气分子分解成质子和电子;在阴极反应中,氧气与质子和电子结合生成水,释放电能。

燃料电池在用电高峰期可以通过燃烧氢气产生电能进行供电,以降低电网系统的负荷波动。燃料电池氢气消耗与输出功率的关系可描述为

$$H_t = P_{\text{out}} \eta_{h,t} M_h \quad (4)$$

式中: H_t 为燃料电池的氢气消耗量; P_{out} 为燃料电池的输出功率; $\eta_{h,t}$ 为燃料电池的效率; M_h 为氢气的摩尔质量。

燃料电池的电压损耗可以描述如下

$$E(J) = E_{oc} - V_a - V_c - V_o \quad (5)$$

$$P_{out} = E(J)JLW \quad (6)$$

式中： $E(J)$ 为损耗电压； E_{oc} 为开路电压； V_a 为极化损耗； V_c 为浓差损耗； V_o 为欧姆损耗； W 为电堆总宽； L 为电堆总长； J 为电流密度。

设 H_{total} 为燃料电池满充状态下的总氢气容量， $H_{remaining}$ 为当前剩余的氢气量。那么，燃料电池的 S_{oc} 可以通过以下公式计算

$$S_{oc} = \left(\frac{H_{remaining}}{H_{total}} \right) \times 100\% \quad (7)$$

若 S_{oc} 为 20%，那么剩余氢气量是总氢气容量的 20%；如果 S_{oc} 是 80%，那么剩余氢气量是总氢气容量的 80%。因此，当 S_{oc} 较低时，应注意氢气的补充以防止因燃料耗尽导致的功率下降。在 S_{oc} 较高时，应考虑降低充氢速率或停止充氢，以避免过充现象，过充可能导致气体泄漏或系统压力过高。

1.3 能量优化分配模型

在微电网能源管理中，相应能量管理优化分配策略的设计应用面临的主要挑战包括可再生能源的间歇性和不可预测性以及能源需求的波动性。首先，可再生能源如太阳能和风能的输出受气候条件影响大，造成能源供应的不稳定性

$$E_{renewable}(t) = f(W_{conditions}(t)) \quad (8)$$

式中： $E_{renewable}(t)$ 为在时间 t 的可再生能源产出； $W_{conditions}(t)$ 为相应的气候条件。

其次，不同时间段能源需求存在较大的波动性，高峰阶段通常需要电网系统额外调度电力资源以满足用电需求，低谷阶段则需要电网系统减少供电量以避免过剩。能源总需求可表示为基础负荷与峰值负荷之和。基础负荷即特定时刻电力系统必须满足的最低持续需求水平，通常由运行成本较低、难以调节的供电子系统提供。峰值负荷则是对应时刻出现的最高用电需求，该部分用电需求由调控便捷、灵活度高的供电子系统提供。因此，能源需求的波动性可以用以下公式表示

$$E_{demand} = D_{base}(t) + D_{peak}(t) \quad (9)$$

式中： E_{demand} 为时间 t 的总能源需求； $D_{base}(t)$ 为基础负荷需求； $D_{peak}(t)$ 为峰值负荷需求。

上述挑战要求微电网的能源管理系统不仅能够实时监控和预测能源产出和需求，而且还能灵活地调整能源分配和消耗策略，以保证系统的稳定性和效率，相应的能源优化分配策略需要进行针对性研究与分析。某一时间段的用电需求 E_{demand} 与实际供电量 E_{actual} 的关系可以表示为

$$\begin{cases} E_{actual} = E_{renewable}(t) + E_{battery} \\ E_{error} = E_{demand} - E_{actual} \end{cases} \quad (10)$$

式中： $E_{battery}$ 为燃料电池系统的供电量； E_{error} 为供电误差，可由供电误差功率的积分 $E_{error} = \int p_{error} dt$ 求得。

为了改善微电网系统供电稳定性和质量，利用燃料电池系统灵活调整和优化电能存储和释放，通过克服可再生能源不确定性实现对微电网系统的能源优化调度。上述能源优化调度的目标函数可以描述为微电网与主网交易成本与燃料电池储能系统的度电成本之和

$$\min \sum c_t p_{grid,t} + L_{fc} |\Delta P_{fc,t}| \quad (11)$$

$$\int p_{grid,t} dt = E_{actual} \quad (12)$$

$$\int \Delta P_{fc,t} dt = E_{battery} \quad (13)$$

式中： c_t 为时间段 t 内的实时电价； $p_{grid,t}$ 为时间段 t 内微电网系统与主网间的交互功率，满足式(11)； L_{fc} 为燃料电池系统度电成本； $\Delta P_{fc,t}$ 为时间段 t 内燃料电池系统的有功功率的变化量。

其中，燃料电池系统度电成本主要取决于系统总成本及对应产生的总电量，定义为燃料电池系统的总成本除以其生命周期内产生的总电量。总成本包括初始投资成本、运营和维护成本、燃料成本以及可能的退役和处理成本

$$C_{total} = C_{capex} + C_{opex} + C_{fuel} + C_{decom} \quad (14)$$

式中： C_{capex} 为初始资本成本； C_{opex} 为运营和维护成本； C_{fuel} 为燃料成本； C_{decom} 为退役和处理成本。

总电量是燃料电池在其生命周期内产生的所有电量总和，其中年发电量可以根据燃料电池的功率和年运行小时数计算得出

$$E_{total} = \text{年发电量} \times \text{寿命年数} \quad (15)$$

因此，度电成本 $C_{per kWh}$ 表示为指生产每千瓦时电力所需成本

$$C_{per kWh} = \frac{C_{total}}{E_{total}} \quad (16)$$

此外，能源优化调度过程还应满足式(9)对实际供电量与用电需求间的数值关系，以确保能源的高效利用。

事实上，为了避免优化调度方案过度依赖燃料电池系统，利用嵌有燃料电池的微电网系统提升供电稳定性时，本文考虑了燃料电池系统的建造成本及使用损耗，式(10)所描述的调度优化目标函数应当满足下述针对燃料电池容量和充放电功率的约束

$$\text{s.t. } \begin{cases} S_{fc,min} \leq S_{fc} \leq S_{fc,max} \\ P_{fc,min} \leq P_{fc} \leq P_{fc,max} \end{cases} \quad (17)$$

$$S_{fc,x+1} = \begin{cases} S_{fc,x} + P_{fc,x} \Delta x \eta_{fc,x} & P_{fc,x} > 0 \\ S_{fc,x} - P_{fc,x} \Delta x \eta_{fc,x} & P_{fc,x} \leq 0 \end{cases} \quad (18)$$

式中: S_{fc} 为燃料电池在时刻 x 的容量百分比; $S_{fc,min}$ 和 $S_{fc,max}$ 分别为燃料电池容量百分比的下限和上限; $P_{fc,min}$ 和 $P_{fc,max}$ 分别为燃料电池充放电功率的下限和上限; $\eta_{fc,x}$ 为充放电效率; Δx 为优化调度某一状态(充电或放电)的持续时长。

2 基于TD3的能源优化分配策略

2.1 基于TD3算法的微电网能源优化分配策略

微电网系统运行与调度过程中每一时段各电力组件的状态仅由上一时段和外部环境决定。因此,利用TD3算法求解式(10)所描述的微电网系统能源优化调度目标函数时,可利用马尔可夫决策过程按照下述思路进行建模

$$Q(s, a) = r(s, a) + \gamma E_{s' \sim D} \left[\min_{i=1,2} Q_{\theta_i}(s', \pi_{\phi_i}(s')) \right] \quad (19)$$

式中: s 为当前状态变量; a 为动作变量; r 为奖励函数; D 为环境状态转移概率; Q_{θ_i} 为目标价值网络。

利用式(19)所描述的马尔可夫决策对嵌有燃料电池的微电网系统进行建模时,每一关键变量含义如下

(1) 状态空间 s :包括燃料电池当前电力输出 P_{fc} 、微电网能源需求 E_{demand} 、燃料电池系统容量比例 S_{fc} 、实时电价 c_t 等

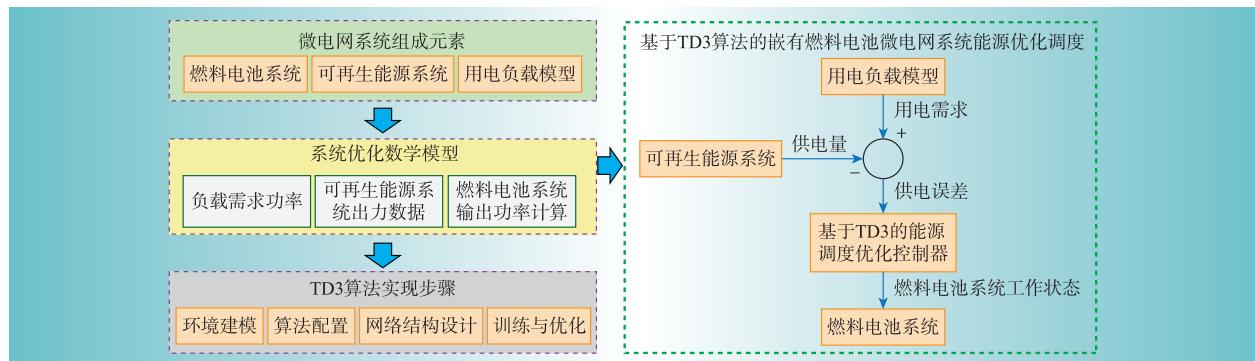
$$s = [P_{fc}, E_{demand}, S_{fc}, c_t, L_{fc}] \quad (20)$$

(2) 动作空间变量 a :动作空间包含了优化过程可选择的所有可能动作,即可再生能源供电量和燃料电池系统的供电量

$$a = [E_{renewable}(t), E_{battery}] \quad (21)$$

(3) 即时奖励函数 r :奖励函数的设计取决于希望智能体学习的任务,目标是通过奖励函数引导智能体学习如何通过交互来优化其行为,以实现最大化累积奖励。在本文中,奖励函数设置为式(10)所描述的目标函数值的负值:

$$r = - \sum c_t p_{grid,t} + L_{fc} |\Delta P_{fc,t}| \quad (22)$$



利用TD3算法求解式(10)所描述的嵌有微电网系统能源优化调度方案的步骤如下:

(1) 初始化 Critic 网络和 Actor 网络的参数,确定每一调度优化时刻微电网系统各电力组件的状态输入 s' 。Actor 网络则根据当前微电网系统状态确定燃料电池系统的初始动作 $\mu_\phi(s')$, 并按照式(15)添加噪声以降低 Actor 网络在训练过程中的方差。

(2) 微电网系统执行当前动作策略,调整燃料电池系统的充放电模式和比例以使式(10)所描述的目标函数最小。通过状态转移生成下一时刻的微电网各电力组件状态 s'_{x+1} 。同时,基于马尔可夫决策的智能体给出当前能源调度阶段的奖励 r 并将该阶段对应的样本参数集合保存至经验池。

(3) 从经验池中随机采样确定经验样本,在 Actor 网络中计算下一调度阶段燃料电池系统的动作 s'_{x+1} 。之后,利用双重 Q 学习模式分别计算 Critic 网络中经验样本对应的两个目标 Q 值 ($Q_{\theta_1}(s, a)$ 和 $Q_{\theta_2}(s, a)$), 取较小值作为式(18)所描述的 y 以防止过估计偏差。通过式(16)和式(17)更新 Actor 网络和 Critic 网络参数,进入下一优化步骤。

(4) 反复执行上述操作,直至满足收敛前提下的奖励值最大,得到基于TD3算法的能源优化调度策略。

2.2 策略模型框架

所建立的基于TD3方法的嵌有燃料电池的微电网能源优化分配策略框架如图2所示。通过集成系统模型,运用TD3算法优化能源分配和管理策略,以提高能源效率,确保供电稳定,降低成本和环境影响,实现系统运行的高效与优化。

3 测试与分析

文章基于 MATLAB/Simulink 软件对所设计基于 TD3 算法的嵌有燃料电池的微电网能源优化分配策略进行了仿真测试与分析,以验证其可行性和有效

图2 基于TD3方法的嵌有燃料电池的微电网能源优化分配策略框架

Fig. 2 Energy optimization distribution strategy framework for microgrid embedded with fuel cells based on TD3 method

性。仿真场景基于MATLAB软件实现。仿真时间设置为一天内的一个时间段(450 min)。供电子系统产出数据及负荷功率来源于2022年全年的负载功率需求统计数据,包含可再生能源出力及负载需求功率^[14]。所建立的嵌有燃料电池的微电网系统数据来源于文献[15],关键参数见表1。TD3算法的关键参数设置见表2^[15]。在表1和表2所示参数环境下,基于TD3算法进行能源优化调度时,即时奖励函数的累计奖励变化曲线如图3所示。根据图3所示的累计奖励变化结果,在迭代后期累计奖励已经收敛于0附近,表明其优化过程已结束,具有较好的收敛性。

表1 嵌有燃料电池微电网系统模型参数

Table 1 Model parameters of fuel cell embedded microgrid system

参数	数据
燃料电池 S_{oc} 下限	0.2
燃料电池 S_{oc} 上限	0.8
燃料电池爬坡速率最小值/(kW·min ⁻¹)	-10
燃料电池爬坡速率最大值/(kW·min ⁻¹)	10
燃料电池额定功率/kW	5
燃料电池运行成本/(元·kW ⁻¹)	0.191
可再生能源系统最大功率/kW	15
燃料电池块数/块	6
燃料电池气电系数	0.62
电解槽个数/个	10
电解槽容量/kW	3

表2 TD3算法模型参数

Table 2 Model parameters of TD3 algorithm

参数	数据
Critic学习率	1e-4
Actor学习率	2e-5
折扣因子	0.99
经验池大小	200 000
批量更新大小	64
软更新频率	2
最大回合数	30 000
回合最大步数	500

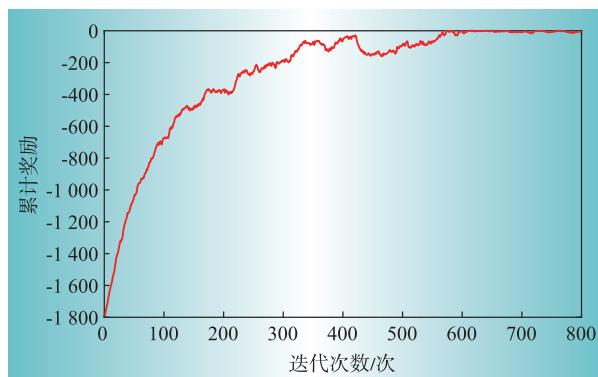


图3 累计奖励变化

Fig. 3 Accumulated reward change curve

3.1 实验结果

图4展示了利用TD3算法优化前后嵌有燃料电池的微电网能源优化分配策略的功率波动结果。在优化前,微电网中可再生能源与燃料电池的综合供电量与电力需求之间的不匹配较为显著。此种供需失衡不仅降低了系统能源效率,还可能引致能源浪费或无法满足需求的问题。根据式(9)所描述的实际供电量与用电需求及供电误差的定义,根据图4(b)和图4(c),利用TD3算法优化后的供电误差显著减少,实际供电量基本满足用电需求。因此,基于TD3算法优化后的情形得到了显著改善。通过精准调节燃料电池供电量,实现供电总量与电力需求波动的紧密同步,有效匹配了供需关系。图4(b)中

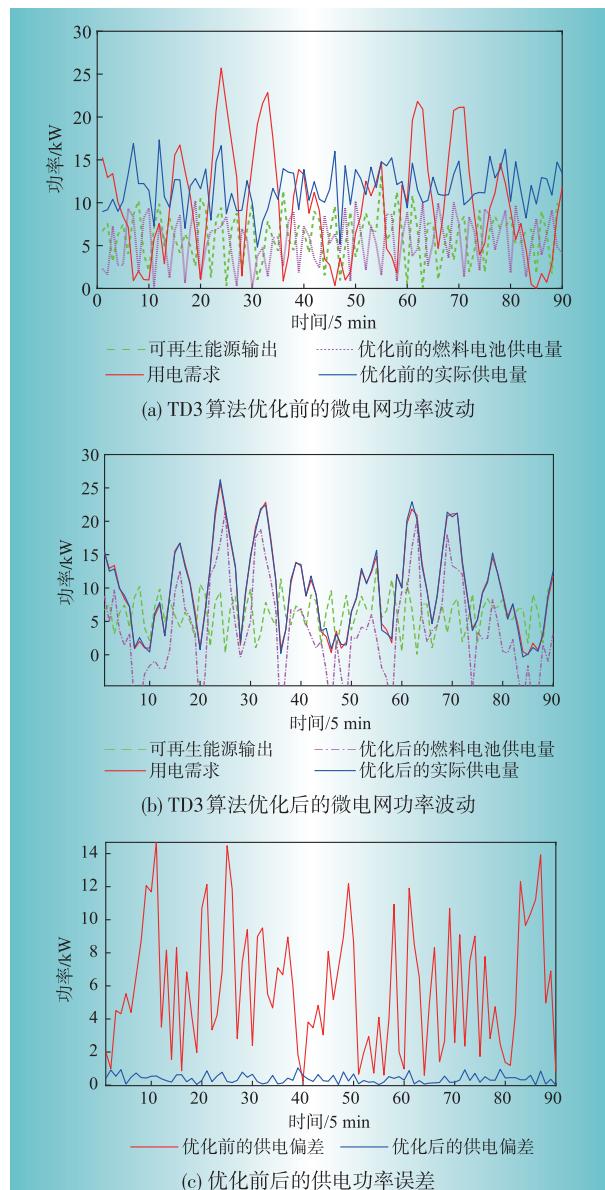


图4 基于TD3算法优化前后的微电网功率变化

Fig. 4 Power variation of microgrid before and after optimization based on TD3 algorithm

燃料电池供电量的负值代表充电过程。通过调整燃料电池的充放电模式和电量数据,可以解决可再生能源调控灵活性差的问题,改善微电网供电稳定性。同时,供电偏差定义为实际供电量与预期或需求供电量之间的差异,是衡量微电网输出与负载需求匹配程度的关键指标。图 4(c)中揭示了在未采用 TD3 算法优化前后供电偏差的显著变化。优化前的数据(红色线)显示,特定峰值时段内的供电偏差尤为突出,这表明燃料电池及可再生能源的输出未能有效满足电网需求,或存在过量供电现象。然而,采用 TD3 算法优化后(蓝色线),供电偏差显著降低,在几乎所有时段内维持在较低水平,这反映 TD3 算法在调整燃料电池输出及其他可能的能源资源以精确匹配电力需求方面的高效能。

在能源调度优化过程中,由于可再生能源供电的调节灵活性差,较低的能源分配效率往往会导致实际供电量与用电需求相差较大。总结图 4 可知,TD3 算法的采纳显著增进了微电网的能源分配效率,降低了由于供需不均而潜在的能源浪费,同时提高了系统对于可再生能源产量波动的适应性。此优化策略不仅增强了微电网的经济性与可靠性,为推动绿色可持续能源利用提供了技术支撑。

3.2 数据分析

为了测试所设计策略的稳定性、适应性和高效性,本节详细探讨了 TD3 算法在优化燃料电池控制策略及整体能源分配方面的表现。图 5 对比了在满足不同能源需求场景下 TD3 算法在微电网能源管理系统中的应用效果。通过对“晴朗高需求”、“多云中需求”以及“冬季低温需求”3 种场景,TD3 算法相较于传统控制策略(DDPG 方法)在能效提升和用电需求满足率方面展现出显著的优势。定义某一时间段用电需求和实际供电量的误差的平均值与实际供电量的平均值的比例为对应能源优化策略的效率,对比不同策略在优化性能时的综合表现。该指标可从一定程度上反应能源优化调度方案的综合性能。因此,在所选择的 450 分钟测试时段内,在高需求场景下,TD3 算法实现了 89.74% 的效率,而传统策略仅达到 75.13% 的效率,明显展现了 TD3 算法在优化能源分配和提高能效方面的强大能力。即使在面对可再生能源产出波动较大的多云天气,或是能源需求因极端低温而增加的冬季低温条件下,TD3 算法仍能维持较高的能源管理效率,效率分别为 84.68% 和 80.34%,均高于相应条件下传统策略的表现。上述结果验证了 TD3 算法在不同环境条件下的适应性,强调了其在微电网能源管理中应对复杂情况的能力。另一方面,图 5 在副坐标轴对

比了不同算法在环境变化时的稳定性指标的性能变化。这个指标为用电需求和实际供电量误差的平均值与实际供电量平均值的比例。作为策略在实际操作中能否满足预定的用电需求评判标准。

其中,在“晴朗高需求”场景下,环境条件较为稳定,TD3 算法能够有效地调整和优化能源分配,从而实现较高的系统稳定性。当环境转为“多云中需求”或“冬季低温需求”时,面临更多变化(如光照强度变化、温度下降影响能源效率等),增加了调控的复杂度,从而可能导致系统稳定性略有下降。然而,根据图 5 可知,在上述背景下,所提优化算法仍能获得比传统策略更优的稳定性。

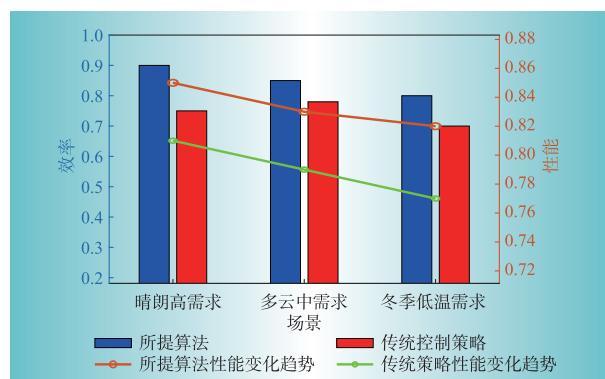


图 5 TD3 算法在微电网能源需求满足与能效提升中的应用效果

Fig. 5 Effectiveness of TD3 algorithm in microgrid energy demand satisfaction and energy efficiency improvement

图 6—图 8 从多方面展示了 TD3 算法在经济效益、能源利用率、稳定性、适应性以及长期性能方面相对于已有算法的显著优势,强调了算法在不同操作条件、季节、天气变化下的稳定性。

为了综合考量微电网能源管理中 TD3 算法与传统控制策略表现,图 6 通过堆叠柱状图和折线图并列展示以对比两种策略在不同操作场景下的经济效益与能源利用率。为了对比不同能源优化调度算法的性能,定义某一时间段内因供电功率误差导致的平均额外电能损耗 E_{error} (由式(9)求得)与该时段内的实际供电量的平均值的比值为经济效益指标进行分析,该指标可从一定程度上反应能源优化调度方案的经济性能。在所选的 450 min 测试时段内,在“晴朗高需求”场景下,TD3 算法的经济效益表现为 0.9,相较于传统控制策略的 0.75 显示出显著的优势。这一数据强调了 TD3 算法在优化能源分配以满足高需求时的高效性,证明了其在提升经济性方面的潜力。在“多云中需求”和“冬季低温需求”这两个场景中,TD3 算法分别以 0.75 和 0.65 的经济效益超越了传统策略的 0.65 和 0.55。此外,TD3 算法在能源利用率方面展现其卓越性,尤其在“晴朗高

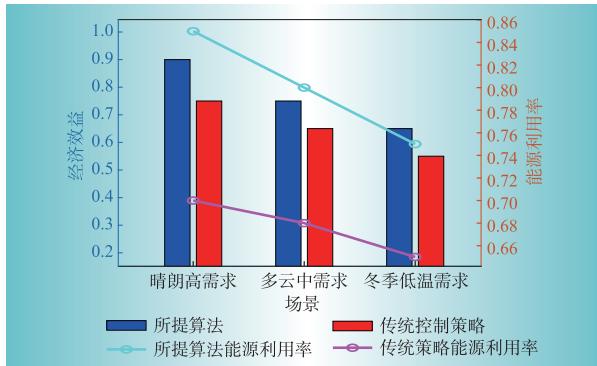


图6 TD3算法在能源优化分配中的经济效益与能源利用率比较分析

Fig. 6 Comparative analysis of economic benefits and energy utilization of TD3 algorithm in optimal energy allocation

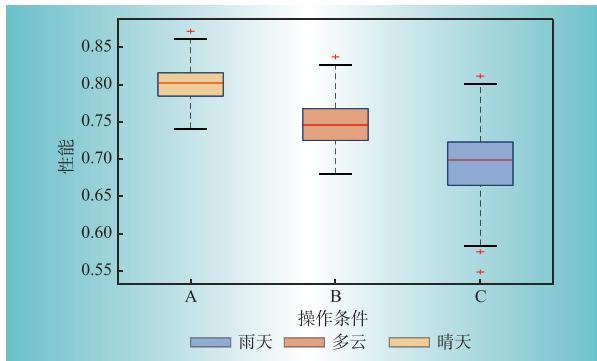


图7 TD3算法在不同操作条件下的效率分析

Fig. 7 Efficiency analysis of TD3 algorithm under different operating conditions

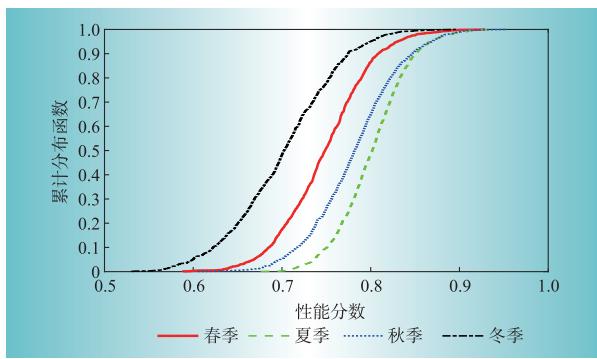


图8 TD3算法在不同季节和天气条件下的性能测试

Fig. 8 Performance test of TD3 algorithm under different seasons and weather conditions

需求”场景下,其能源利用率达到0.85,远高于传统策略的0.7。揭示了TD3算法在不同环境条件下保持高效能源管理的能力,也展示其在保障能源供应连续性和稳定性方面的优越性。

图7采用箱形图对TD3算法在不同操作环境下的性能稳定性与鲁棒性进行了深入分析。借助图5所建立的能源优化策略在多种天气环境下的电能调度效率指标对比不同策略的能源调度与利用能力,根据用

电需求与实际供电量的偏差自主调整燃料电池系统的供电或充电量,以稳定供电并减少能耗。通过对比不同天气环境下能源优化策略的调度效率,可以揭示其能源利用和调配能力。选取图5所定义和采用的效率指标作为判断不同天气条件下优化性能的对比依据,首先,晴朗天气条件下的效率数据显示,TD3算法具有高效的能源利用能力,其中性能数据的均值为0.81,标准差为0.02。此数据分布表明,在资源充裕的条件下,TD3算法能够优化地管理能源,其性能的中位数和四分位数指标进一步证明了算法在大部分情况下的高稳定性,突显了TD3算法在理想环境条件下的出色表现及其在能源管理中的应用潜力。当环境条件转变为多云时,TD3算法的效率略有下降,均值减至0.74,标准差增至0.03。该变化反映了TD3算法在面对能源供应波动时的弹性和适应性。尽管效率有所下降,算法依然展现出较高的稳定性和鲁棒性,能够有效应对能源供应的不确定性。此部分的分析揭示TD3算法在多云条件下如何保持其有效性,确保微电网系统的稳定运行。在更具挑战性的雨天条件下,TD3算法的性能有所下降,其均值和标准差分别为0.7和0.06。这一结果表明,尽管面对极端天气和能源供应不稳定的情况,TD3算法仍旧能够保持性能稳定。通过对算法在不同环境下的性能分布,验证了所设计基于TD3算法的能源优化分配策略在确保微电网稳定运行方面的关键作用,展现了其在动态环境下保持高效能源管理的可靠性。

为了进一步测试算法的性能,对比分析了4种季节因素下基于TD3算法的优化结果,同样选取图5所定义和采用的效率指标作为判断不同天气条件下优化性能的对比依据。根据图8对TD3算法在不同季节条件下效率的模拟数据分析,算法效率受季节变化的影响较为显著,其中夏季展现出最高的性能得分和最低的波动性。这一现象可能归因于夏季相对稳定的环境条件,为算法提供了最优的运行状态。相比之下,春季和秋季虽然效率性能得分略有下降,但仍保持较高水平,显示出TD3算法对于温和季节变化的良好适应性。冬季的数据则揭示了在极端气候条件下,算法性能的波动性增加,性能得分降低,这可能是由于冬季恶劣天气对算法运行效率的影响。累计分布函数(CDF)图可直观比较TD3算法在不同季节条件下的性能分布。通过CDF曲线,在夏季条件下算法性能的累计概率增长最快。而春季和秋季的CDF曲线虽增长速度略慢,但也展现出算法性能的较好集中趋势,证明TD3算法在这些季节的有效性。相反,冬季的CDF曲线增长最慢,揭示了在较低性能得分区间的较宽分布,指

出了算法在面对恶劣天气条件时可能的性能下降。

4 结束语

本文深入研究了TD3算法在微电网能源管理中的应用,设计了一种基于TD3方法的微电网能源优化分配策略。通过系列实验设计,本研究全面地比较TD3算法与其他现有算法(包括DDPG和SAC)在微电网能源管理领域中的性能。结果表明,TD3算法在关键性能指标上,如能源分配效率、响应时间以及成本节约方面,均显著优于对照组算法。具体来说,在特定能源需求场景下,TD3算法相较于DDPG算法,在确保能源供应稳定性的同时,能够降低运营成本,从而明确展示了TD3算法的显著优越性。

此外,通过采用策略延迟更新机制和双重Q网络,TD3算法有效减少了值函数过估计问题,从而显著提升了能源分配的准确性和稳定性。通过对不同天气条件和季节变化下算法性能的评估,证实TD3算法在面对可再生能源产出波动和负载需求变化时的高效适应能力。■

参考文献:

- [1] 杨森,郭宁,张寿明.不确定性条件下农业微电网与灌溉系统相结合的鲁棒优化调度[J/OL].上海交通大学学报,1-22(2024-01-02)[2024-03-31].<https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.035>. YANG Sen, GUO Ning, ZHANG Shouming. Robust optimal scheduling of agricultural microgrid combined with irrigation system under uncertainty condition [J/OL]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 1-22(2024-01-02)[2024-03-31]. <https://doi.org/10.16183/j.cnki.jsjtu.2023.035>.
- [2] 田伟稼.源网荷储微电网系统协调控制研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2023. TIAN Weijia. Research on coordinated control of Source-Grid-Load-Storage microgrid systems [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2023.
- [3] 牛威如,魏凯,王维洲,等.光伏新能源发电负荷不确定补偿及微电网调度优化研究[J].自动化与仪器仪表,2023(9):156-160. NIU Weiru, WEI Kai, WANG Weizhou, et al. Research on load uncertainty compensation and dispatching optimization of micro-grid [J]. Automation And Instrumentation, 2023(9):156-160.
- [4] 樊晓伟,王瑞妙,杨海峰,等.计及源荷不确定的综合能源微电网集群优化运行[J/OL].电力建设,1-15(2024-03-12)[2024-03-31].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2583.TM.20240311.1004.002.html>. FAN Xiaowei, WANG Ruimiao, YANG Haifeng, et al. optimization operation of integrated energy microgrid cluster considering source load uncertainty. Electric Power Construction, 1-15 (2024-03-12) [2024-03-31]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2583.TM.20240311.1004.002.html>.
- [5] 张琳,谢洪途,赵路路,等.混合能源直流微电网能源优化管控策略研究[J].电力系统保护与控制,2024,52(3):141-151. ZHANG Lin, XIE Hongtu, ZHAO Lulu, et al. Energy optimization and control strategy for a hybrid energy DC microgrid, Power System Protection and Control, 2024, 52 (3):141-151.
- [6] 程卓,许仪勋,李泽霜.基于改进生成对抗网络生成风光场景的微电网多时间尺度优化调度策略研究[J/OL].现代电力:1-10(2023-08-31)[2024-03-31].<https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2022.0309>. CHENG Zhuo, XU Yixun, LI Zeshuang. Research on multi-time scale optimization scheduling strategy of microgrid based on improved generative adversarial network for wind and PV power scenario generation [J/OL]. Modern Electric Power, 1-10(2023-08-31)[2024-03-31]. <https://doi.org/10.19725/j.cnki.1007-2322.2022.0309>.
- [7] 徐畅.考虑高比例可再生能源消纳的区域综合能源系统优化调度决策方法研究[D].南京:南京邮电大学,2023. XU Chang. Research on the optimal dispatching decision method of regional integrated energy system considering the consumption of high proportion [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications.
- [8] 李一江.微电网中基于深度强化学习的能源优化管理方案的研究[D].南京:南京邮电大学,2023. LI Yijiang. Research on energy optimization management scheme based on deep reinforcement learning in microgrid [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2023.
- [9] 田伟稼.源网荷储微电网系统协调控制研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2023. TIAN Weijia. Research on coordinated control of Source-Grid-Load-Storage microgrid systems [D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2023.
- [10] 刘林鹏,朱建全,陈嘉俊,等.基于柔性策略-评价网络的微电网源储协同优化调度策略[J].电力自动化设备,2022,42(1):79-85. LIU Linpeng, ZHU Jianquan, CHEN Jiajun, et al. Cooperative optimal scheduling strategy of source and storage in microgrid based on soft actor-critic [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(1):79-85.
- [11] HAN S, ZHOU W, LYU S, et al. Regularly updated deterministic policy gradient algorithm [J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 214: 106 736.
- [12] 李龙胜,冯文韬,潘可佳,等.考虑预测不确定性的微电网实时控制策略研究[J].四川电力技术,2024,47(1):22-27,58. LI Longsheng, FENG Wentao, PAN Kejia, et al. Real-time control strategy for microgrid with prediction uncertainty[J]. 2024, 47(1):22-27, 58.
- [13] 范培潇,杨军,柯松,等.基于改进EDRL的含V2G孤岛微电网频率综合控制策略[J].电力系统自动化,2023,47(20):23-32. FAN Peixiao, YANG Jun, KE Song, et al. Integrated frequency control strategy for islanded microgrid with Vehicle-to-Grid based on improved evolutionary deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(20):23-32.
- [14] 陈帅.基于强化学习的微电网能量管理与调度[D].北京:北京科技大学,2023. CHEN Shuai. Microgrid energy management and dispatching based on reinforcement learning [D]. Beijing: University of Science and Technology Beijing, 2023.
- [15] 杭天啸.基于深度强化学习的微电网能量动态管理策略研究[D].福建:福建工程学院,2023. HANG Tianxiao. Research on dynamic energy scheduling strategy based on deep reinforcement learning [D]. Fujian: Fujian University of technology, 2023.

(责任编辑 郁 迹)