第 52 卷 第 2 期：628-638 高电压技术 Vol.52, No.2: 628-638
2026 年 2 月 28 日 High Voltage Engineering February 28, 2026
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20250807

基于深度强化学习的配网侧储能日前-日内两阶段低碳协同调控策略

延肖何[1]，岳文妍[1]，高彬桓[1]，罗亦昕[1]，黄　杰[2]，王　桢[2]
（1. 新能源电力系统全国重点实验室(华北电力大学)，北京 102206;
2. 国电南瑞科技股份有限公司，南京 211106）

摘　要：为了有效应对“双碳”背景下逐渐严格的碳排放限制及高比例可再生能源接入配电网所带来的多端不确定性，该文提出了一种综合考虑配电网平衡区内部各元件碳排放过程的日前-日内两阶段协同调控方法。首先，在日前阶段建立典型场景下的储能调控模型，通过对风电、光伏及负荷的中长期综合场景拟合，制定兼顾碳配额交易及系统经济性的储能充放电策略；随后，在日内阶段采用基于深度强化学习的调控策略，利用马尔可夫决策过程应对风光出力、电价以及负荷的实时波动，并进一步纳入配电网电-碳协同交易机制。仿真结果表明，该方法能够在复杂不确定性环境下实现对储能资源及配电网内部各元件的有效调控；相比于传统策略，所提方案显著降低了系统运行成本与碳排放指标，为配电网落地低碳-经济目标提供了可行的技术路径。
关键词：配网侧储能；两阶段调控；碳排放；深度强化学习；碳配额交易

Day-ahead and Intra-day Two-stage Low-carbon Coordinated Operation Strategy for Distribution Network-side Energy Storage Based on Deep Reinforcement Learning

YAN Xiaohe[1], YUE Wenyan[1], GAO Binhuan[1], LUO Yixin[1], HUANG Jie[2], WANG Zhen[2]
(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources (North China Electric Power University), Beijing 102206, China;
2. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, China)

Abstract: To effectively handle the multi-source uncertainties and carbon emission constraints caused by high renewable energy penetration in distribution networks under the “dual-carbon” policy, this paper proposes a day-ahead and intra-day two-stage coordinated operation method for distribution energy storage that comprehensively coordinates the carbon emission processes of all components in the distribution network balancing area. Specifically, at the day-ahead stage, a typical scenario-based energy storage operation model is established, wherein medium- to long-term scenario clustering of wind, photovoltaics, and load is utilized to formulate an energy storage charging and discharging strategy that accounts for both carbon quota trading and system economics. Subsequently, at the intra-day stage, a deep reinforcement learning-based scheduling strategy is introduced by leveraging a Markov decision process to tackle real-time fluctuations in wind/solar power, electricity price, and load, further incorporating a carbon quota trading mechanism within the distribution network. Simulation results show that this method can be adopted to achieve effective scheduling of energy storage resources and each component within the distribution network under complex uncertain conditions. Compared with conventional strategies, the proposed approach significantly reduces both operational costs and carbon emissions, providing a viable technical pathway for achieving low-carbon and economic objectives in distribution networks.
Key words: distribution network-side energy storage; two-stage operation; carbon emission; deep reinforcement learning; carbon quota trading

0　引言

“双碳”目标的提出，高比例新能源的大规模接入对配电网的运行模式带来了新的挑战[1]。储能作为一种关键的调节手段，在实现电网灵活运行与碳减排协同方面发挥着重要作用[2-3]。然而，目前的配电网储能控制方法大多仅考虑电能相关的约束，未深入考虑电网内部各元件在运行过程中伴随的碳

基金资助项目：江苏省基础研究计划(BK20232026)。
Project supported by Basic Research Program of Jiangsu Province(BK20232026).

排放特征，难以有效针对电-碳双侧特征进行协同优化。此外，在新能源占比日益增高的背景下源荷不确定性显著升高，因此，如何构建兼顾日前规划稳定性与日内运行灵活性，并显式纳入电碳协同调控的储能调控方法，已成为亟待解决的问题。

现有研究普遍采用传统两阶段模型优化储能经济性与安全性，通过日前场景规划与日内滚动调整协同实现调控目标。文献[4]基于场景树随机规划生成日前计划，结合混合整数二阶锥规划(mixed-integer second-order cone programming, MISOCP)实时修正偏差，重点关注购电成本与储能损耗优化；文献[5]通过多目标优化协调储能与电网需求，其碳足迹模型主要考虑发电侧静态强度指标。在风光储荷协同运行方面，文献[6]指出当前研究多采用静态电网平均碳排放因子，而动态碳流分布特性的建模仍有探索空间；文献[7]则探讨了碳价信号在灵活性资源调节中的应用潜力；文献[8]着重系统安全优化；文献[9]关注风电并网条件下的调控策略。这些研究为储能经济调控奠定了重要基础，同时为进一步整合碳排放动态特性、完善电碳协同机制提供了研究方向，特别是在高比例可再生能源接入背景下，如何更全面地评估储能的低碳价值值得深入探索。

针对日内风光出力和电价波动等不确定性因素，现有研究主要采用概率预测和随机优化方法进行调控优化，并取得了一系列重要进展。文献[10]创新性地将蒙特卡洛模拟与两阶段随机规划相结合，为场景化调控提供了系统解决方案；文献[11]提出的鲁棒优化框架为应对电价波动建立了有效的理论模型。在方法学层面，随机优化通过多场景枚举提升决策鲁棒性[12]，文献[13]中混合整数线性规划(mixed-integer linear programming, MILP)模型为复杂约束下的优化提供了精确解法。值得注意的是，文献[14]表明，概率预测方法在典型工况下具有良好适用性。近年来，新一代调控技术展现出显著优势：文献[15]开发的数字孪生系统将预测误差控制在较低范围内。这些技术进步为高不确定性环境下的实时调控开辟了新路径，同时也提出了模型精度与计算效率协同优化的新课题，这将是未来研究的重要方向。特别是在可再生能源渗透率持续提升的背景下，如何平衡调控方案的精确性与实时性，值得学术界和工业界共同探索。

在配电网碳交易研究领域，现有工作主要围绕宏观区域和长期静态机制展开，为碳配额管理奠定了重要基础。文献[16]提出的省级碳配额拍卖模型为区域碳市场设计提供了系统框架；文献[17]发展的线性规划方法实现了风电与负荷碳排放的初步协同优化；文献[18]为配网碳排放评估建立了基础模型。在机制设计方面，文献[19]从区域市场供需平衡角度，提出了创新的配额分配方案；文献[20]基于历史排放的二次分配方法为碳指标管理提供了新思路；文献[21]对多类型清洁能源的长期减排潜力进行了系统评估；文献[22]中的省级配额互换机制拓展了碳交易的市场流动性；文献[23]将碳排放约束融入电能量交易模型，推动了电碳协同优化；文献[24]对工业负荷减排潜力进行评估，为需求侧参与碳交易提供了重要参考。

总体而言，既有研究在宏观层面为配网减排提供了理论框架，但仍存在以下不足：

1）现有碳交易模型多基于日级或小时级周期，缺乏分钟级碳排波动响应机制，无法适应日内高频调控需求。

2）传统随机优化算法对风光出力和负荷预测误差的量化不够精确，难以支撑高比例可再生能源场景下的碳流实时追踪。

3）现有两阶段优化方法主要关注经济性调控，未能将体现碳排放强度、碳流分布及碳配额需求实时波动性与不确定性的碳排放动态特性融入日前-日内协同决策框架。

基于以上问题，本文提出了一种综合考虑配电网平衡区内部各元件碳排放过程的日前-日内两阶段协同调控方法。具体而言，本文的创新点如下：

1）设计了一种日前典型场景与日内高不确定性场景滚动优化相结合的储能两阶段电碳协同控制架构。

2）针对日内阶段的风光、电价等多端不确定性，引入马尔可夫决策过程，设计了一种基于深度强化学习算法的储能调控策略。

3）提出了一种考虑平衡区内部碳排放动态特性的配电网碳配额交易机制。

最后，通过 IEEE-40 节点网络算例验证了本文所提方法的有效性，该电碳协同运行方法可以更好地指导平衡区储能元件在未来电网中的高效运行。

1 平衡区的碳排放模型

平衡区是指聚合分布式能源、负荷及储能等主

体，通过联络线与配网及其他平衡区互联实现区内电力的实时平衡与低碳优化运行的区域单元[25-27]。本文的平衡区模型主要包含风力发电机组、光伏发电机组、储能电池、电力用户等主体，下面将分别依据各元件物理特性构建其随着电能的流动在平衡区内部的碳排放模型。

1.1 机组碳排模型

在平衡区系统中，对于风能和太阳能等新能源的发电机组，碳排放主要来自制造和建筑，运行、生产电能过程的碳排放近似为 0，即：

$$Q_{\mathrm{wg}}=0 \tag{1}$$

$$Q_{\mathrm{pv}}=0 \tag{2}$$

式中：Q_{wg} 为风电机组的碳排放；Q_{pv} 为光伏机组的碳排放。

1.2 用户碳排模型

电力用户用电行为所产生的碳排放量取决于其所消纳电能来源的含碳程度及电能的电量。在时间段 t 内，平衡区在工业生产活动中整体消耗电能 L_t，包括民用负荷和源自水泥厂、造纸厂等工厂的工业负荷，即：

$$L_t=L_{\mathrm{m},t}+L_{\mathrm{g},t} \tag{3}$$

假设民用负荷 $L_{\mathrm{m},t}$ 的耗能不产生碳排，仅工业负荷 $L_{\mathrm{g},t}$ 的耗能产生碳排且总碳排放[28]为：

$$Q_t^{\mathrm{L}}=\kappa L_{\mathrm{g},t} \tag{4}$$

式中：κ 为工业用电单位电量产生碳排放量。

1.3 储能碳排模型

储能设备在充电时可视为特殊负荷，放电时则为特殊电源，其充放电过程伴随碳流的注入与流出。由于充放电效率导致电能损耗，碳排放建模需计入相应损耗产生的碳排放。充电时，注入碳排放按充电支路碳流密度计量；放电时，为准确计量对外碳排放，需为储能设备定义相应的碳排放强度指标，以反映其放电所对应的碳排水平。

为此，本文结合用于量化储能系统存储单位电能时对应碳排放量的附碳密度(accompanied carbon emission density, ACED)，对储能设备的碳排放进行建模，如式(5)、(6)所示。该参数反映了储能设备中每千瓦时电能所承载的等效碳排放水平，其数值等同于发电环节产生相同电量所排放的二氧化碳量[28]。

$$Q_{\mathrm{cha},t}=\sum_{i\in R}P_{i,t}^{\mathrm{cha}}\rho_{i,t}=(P_{\mathrm{cha},t}/\eta_{\mathrm{cha}})\Delta t \tag{5}$$

$$Q_{\mathrm{dis},t}=P_{\mathrm{dis},t}\rho_t^{\mathrm{dis}}\Delta t=\left(P_{\mathrm{dis},t}/\eta_{\mathrm{dis}}\right)\gamma_{t-1}\Delta t \tag{6}$$

式中：γ_{t-1} 即为 t−1 时刻储能对应的 ACED；$Q_{\mathrm{cha},t}$ 和 $Q_{\mathrm{dis},t}$ 分别为储能设备处于充放电状态时注入与流出其内的碳排放量；R 为给储能设备充电的所有支路集合；$P_{i,t}^{\mathrm{cha}}$ 和 $\rho_{i,t}$ 分别为第 i 条充电支路上流入储能设备的电量及其支路碳流密度；$P_{\mathrm{cha},t}$ 和 $P_{\mathrm{dis},t}$ 分别为储能机组在 t 时刻的充放电功率；η_{cha} 和 η_{dis} 分别为储能机组的充放电效率；ρ_t^{dis} 为储能设备放电时相对于储能设备内部而言的对外碳排密度；Δt 为一个调控周期内的一个时段间隔。

实际上储能设备在对能量进行存储、转移过程中遵循能量守恒的同时，也在碳层面上维持着碳守恒。由于在任意时刻，储能不可能同时处于充电和放电 2 种状态，所以储能碳守恒的时间尺度至少维持在一个调控周期。

2 日前-日内两阶段低碳调控模型

2.1 配电网日前-日内调控框架

日前-日内两阶段调控框架如图 1 所示。本节以配电网储能系统为核心调控对象，构建基于深度强化学习的日前-日内两阶段低碳协同调控框架。在日前调控阶段，采用 1 h 时间分辨率建立优化模型，基于典型场景预测提前 24 h 生成基准调控方案。日内调控阶段则采用滚动优化(rolling optimization)机制，以ΔT为时间粒度将调控周期划分为多个时段，通过滑动时间窗口实现动态闭环控制。具体而言，日内滚动优化采用重叠窗口技术，每小时基于最新系统状态信息，包括：更新后的风光出力预测、负荷需求及电价信号对未来$N\Delta T$(即N个ΔT时段)进行优化计算。每次优化仅执行首个时段的调控指令，

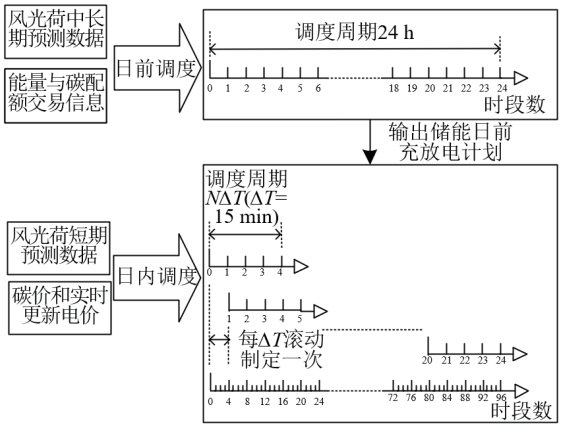


图 1 日前-日内两阶段协同调控基本框架图

Fig.1 Basic framework diagram of day-ahead and in-traday two-stage collaborative scheduling

随后将优化窗口向前滑动ΔT，重新获取实测数据并更新预测信息，启动下一轮优化计算。这种递推式优化方法通过持续融合实时数据与预测更新，有效提升了调控系统对不确定性的适应能力。为保障优化连续性，模型采用终端惩罚函数确保滚动窗口间的平滑衔接，并通过状态转移方程将前一窗口的优化结果储能荷电状态(state of charge, SOC)作为后一窗口的初始条件。

日前-日内两阶段调控流程如图 2 所示。日前阶段基于典型场景预测，以系统运行成本最小为目标，在满足功率平衡与储能约束条件下，制定储能调度计划。日内阶段则采用滚动优化机制，基于更新的风光出力和负荷预测数据，在跟踪日前计划的基础上进行动态修正，并通过纳入需求响应进一步优化实时调度策略，从而有效应对不确定性，实现配电网低碳经济运行。

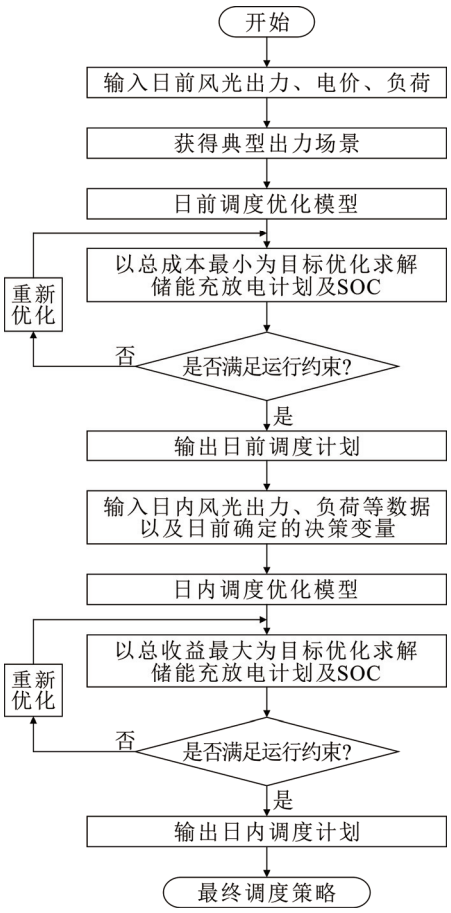


图 2　日前-日内两阶段协同调控基本流程图

Fig.2　Basic flowchart of day-ahead and intra-day two-stage collaborative scheduling

2.2　计及电碳协同的平衡区运行方式

2.2.1　系统架构与交易主体

平衡区包含风电和光伏等新能源机组、储能电池及能量管理系统(energy management system, EMS)，通过配网运营商(distribution network operator, DNO)实现与公用电网、外部碳市场的交互。配网运营商作为平衡区商业代理，通过能量管理系统接收分时电价 λ_t 与碳价 λ_{OMC} 信号，统筹电能与碳配额交易。

2.2.2　电-碳协同交易机制

1）能量交易策略

平衡区 t 时刻总发电量 P_t^{total} 由风光出力与储能净放电量构成，即：

$$P_t^{\mathrm{total}} = P_{\mathrm{wg},t} + P_{\mathrm{pv},t} + P_{\mathrm{dis},t} / \eta_{\mathrm{dis}} - P_{\mathrm{cha},t}\eta_{\mathrm{cha}} \tag{7}$$

式中：$P_{\mathrm{wg},t}$ 为 t 时刻光伏机组出力；$P_{\mathrm{pv},t}$ 为 t 时刻风电机组出力；$P_{\mathrm{cha},t}$ 和 $P_{\mathrm{dis},t}$ 分别为 t 时刻储能的充电功率和放电功率；η_{cha} 和 η_{dis} 分别为储能的充电效率和放电效率。

当生产的总电能满足负荷消耗需要时，$P_t^{\mathrm{total}} > L_t$，DNO 作为卖方通过向公用电网出售平衡区富余电能来获利；当生产的总电能无法满足负荷需要时，$P_t^{\mathrm{total}} < L_t$，DNO 转变为买方向公用电网购电，用以维持平衡区正常的工业生产。

2）碳配额交易策略

碳配额交易基于平衡区 t 时刻剩余碳配额 Q_t^{RC} 进行，即：

$$Q_t^{\mathrm{RC}} = Q^0 - E_{\mathrm{G},t}P_{\mathrm{G},t} - Q_t^{\mathrm{L}} \tag{8}$$

式中：Q^0 表示平衡区的初始免费碳排放配额；$E_{\mathrm{G},t}$ 表示公用电网单位电量的碳排放强度；$P_{\mathrm{G},t}$ 表示 DNO 与公用电网交易的电量。

当 $Q_t^{\mathrm{RC}} > 0$ 时，DNO 可出售富余碳配额获利；当 $Q_t^{\mathrm{RC}} < 0$ 时，则需购入额度以满足排放约束。

2.3　配电网日前低碳经济调控模型

2.3.1　日前调控目标函数

日前优化调控的总体目标是平衡区参与能量-碳配额交易优化运行的总体费用和低碳效益达到一个综合最优值，总体目标函数为平衡区总运行成本最低，即：

$$C^{\mathrm{MU}} = \min\left(\sum_{t=0}^{24} C_t^{\mathrm{total}}\right) \tag{9}$$

平衡区总运行成本 C_t^{total} 涵盖能源生产、交易及碳配额支出，即：

$$C_t^{\mathrm{total}} = C_t^{\mathrm{ESB}} + C_t^{\mathrm{energy}} + C_t^{\mathrm{carbon}} \tag{10}$$

$$C_t^{\mathrm{ESB}} = K_{\mathrm{ESB}}\left(P_{\mathrm{cha},t}\eta_{\mathrm{cha}} + P_{\mathrm{dis},t}/\eta_{\mathrm{dis}}\right) \tag{11}$$

$$C_t^{\mathrm{energy}} = \lambda_t\left(P_t^{\mathrm{buy}} - P_t^{\mathrm{sell}}\right) \tag{12}$$

$$C_t^{\mathrm{carbon}} = \left|\lambda_{\mathrm{OMC}}Q_t^{\mathrm{RC}}\right| \tag{13}$$

$$P_t^{\mathrm{buy}} = L_t - P_t^{\mathrm{total}} \tag{14}$$

$$P_t^{\mathrm{sell}} = P_t^{\mathrm{total}} - L_t \tag{15}$$

式中：C_t^{ESB}为储能充放电成本；C_t^{energy}为平衡区参与能量交易的成本；C_t^{carbon}为平衡区参与碳配额交易的成本；K_{ESB}为储能的单位充放电成本；P_t^{buy}为平衡区购买的电量；P_t^{sell}为平衡区售出的电量。

2.3.2 约束条件

1）电功率平衡约束

$$P_{\mathrm{dis},t} - P_{\mathrm{cha},t} + P_{\mathrm{G},t} + P_{\mathrm{wg},t} + P_{\mathrm{pv},t} = L_t, \forall t \tag{16}$$

2）总生产能源约束

$$P_t^{\mathrm{total,min}} \le P_t^{\mathrm{total}} \le P_t^{\mathrm{total,max}}, \forall t \tag{17}$$

3）电力负荷约束

$$0.8L_{0,t} \le L_t \le 1.2L_{0,t}, \forall t \tag{18}$$

式中：$L_{0,t}$表示平衡区在t时刻的初始负荷。

4）储能运行约束

储能运行约束包括储能的充放电状态约束、充放电功率约束、储能容量约束、调控周期内储能平衡约束等，如下所示：

$$0 \le P_{\mathrm{cha},t} \le P_{\mathrm{cha,max}}n_{\mathrm{cha},t}, \forall t \tag{19}$$

$$0 \le P_{\mathrm{dis},t} \le P_{\mathrm{dis,max}}/n_{\mathrm{dis},t}, \forall t \tag{20}$$

$$P_{\mathrm{ES},t} = P_{\mathrm{ES},t-1} + P_{\mathrm{cha},t}n_{\mathrm{cha}} - P_{\mathrm{dis},t}/n_{\mathrm{dis}}, \forall t \tag{21}$$

$$E_{\mathrm{c}}\delta_{\min}^{\mathrm{SOC}} \le P_{\mathrm{ES},t} \le E_{\mathrm{c}}\delta_{\max}^{\mathrm{SOC}}, \forall t \tag{22}$$

$$n_{\mathrm{cha},t} + n_{\mathrm{dis},t} \le 1 \tag{23}$$

式中：$n_{\mathrm{cha},t}$和$n_{\mathrm{dis},t}$分别为指示储能充放电状态的二进制变量，$n_{\mathrm{cha},t}=1$表示储能在t时刻充电，$n_{\mathrm{cha},t}=0$表示储能在t时刻放电；$P_{\mathrm{cha,max}}$和$P_{\mathrm{dis,max}}$分别为储能的最大充放电功率；$P_{\mathrm{ES},t}$为储能在t时刻的容量；E_{c}为储能的最大容量；$\delta_{\min}^{\mathrm{SOC}}$和$\delta_{\max}^{\mathrm{SOC}}$分别为储能的最小、最大荷电状态。

2.4 配电网日内低碳经济滚动调控模型

由于实际市场环境中日内市场波动以 15 min 为单位时间尺度进行实时调节[29]，无法通过一次优化获取完整的调控结果，因此需要进行短时间、多次的滚动优化，日内滚动调控需要以ΔT时段为调控时间间隔进行滚动优化，即每间隔ΔT，对未来$N\Delta T$时段的风电出力和负荷需求进行预测，并根据预测结果，以$N\Delta T$时段内平衡区收益最大为优化目标，确定各类日内调控资源在未来$N\Delta T$时段的最优出力。需要注意的是，$N\Delta T$时段的调控计划并非都被执行，而是仅执行第 1 个时段各类可调控资源的出力。日内滚动调控优化采用最新的日内风电出力和负荷需求的预测值，比日前调控计划更为准确。

2.4.1 平衡区日内优化的滚动过程

本文提出“日前-日内两阶段协同优化”方法，将日前储能计划作为初始输入，通过实时数据动态修正实现经济低碳协同。日前阶段基于典型场景制定储能 SOC、碳配额和交易计划；日内阶段以ΔT为间隔滚动优化未来$N\Delta T$时段指令，仅执行首时段决策。储能动作需贴近日前趋势，偏差通过目标函数惩罚项处理。

日内滚动优化采用“预测-决策-执行”闭环：每ΔT周期更新风光、电价和负荷数据，基于最新信息重新求解含储能约束、电力平衡及碳排限额的优化模型。通过强化学习等方法封装不确定性，在满足实时约束的同时应对源荷波动。滚动机制仅执行首个时段方案，后续窗口持续修正，充分利用最新信息实现碳排放动态优化。该方法使系统既能跟踪实时状态，又能衔接日前调控，在保证安全经济性的前提下达成电-碳协同优化。

2.4.2 基于深度强化学习的单滚动窗口优化算法

1）深度 Q 网络算法

深度 Q 网络(deep Q-learning, DQN)算法是一种基于深度神经网络的 Q 学习算法，用于解决强化学习中的最优策略问题。相较于传统的 Q 学习算法，DQN 通过引入深度神经网络来自适应地学习状态空间中的最优策略，从而解决了传统 Q 学习算法的维数灾难问题。DQN 通过训练一个深度神经网络来近似 Q 值函数，使得这个神经网络能够接受输入状态，并输出每个动作的 Q 值。然后，可以根据当前状态的 Q 值，选择其中最大 Q 值对应的动作，作为当前状态的最优策略。

2）状态空间

平衡区第t个滚动窗口的状态信息S_t应该包含滚动窗口中N个时段的所有状态信息，属于时间序列，S_t可表示为：

$$S_t = \left\{S_{t,1}, S_{t,2}, \cdots, S_{t,n}, \cdots, S_{t,N}\right\} \tag{24}$$

式中：$S_{t,n}$表示第t次滚动的第n个滚动时段对应的状态。

$S_{t,n}$可表示为：

$$S_{t,n} = \left\{P_{\mathrm{pv},t,n}, P_{\mathrm{wg},t,n}, L_{t,n}, \lambda_{t,n}, \delta_{t-1,n}^{\mathrm{SOC}}\right\} \tag{25}$$

式中：$P_{\mathrm{pv},t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的光伏机组出力；$P_{\mathrm{wg},t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的风电机组出力；$L_{t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的电力负荷；$\lambda_{t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的公用电网买卖电价；$\delta_{t-1,n}^{\mathrm{SOC}}$表示第 t−1 次滚动的第 n 个滚动时段对应的储能电池的剩余容量。

3）动作空间

平衡区系统操作模型的动作被定义为智能体内储能可以采取的操作决策或活动。这些动作被封装在模型中，平衡区系统动作为：

$$A_t=\left\{A_{t,1},A_{t,2},\cdots,A_{t,n},\cdots,A_{t,N}\right\} \tag{26}$$

式中：A_t表示时刻 t 的动作；$A_{t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的动作。

$A_{t,n}$具体可表示为：

$$A_{t,n}=\left\{P_{t,n}\right\} \tag{27}$$

式中：$P_{t,n}$表示第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应的储能充放电功率。

4）奖励函数

当动作被执行时，平衡区系统会根据当前的状态和动作生成对应的奖励值，以此来评价调控方案的好坏以及更新之后的策略。以平衡区总体收益作为奖励指导网络进行学习，即：

$$r_t=E_t^{\mathrm{ST}}\lambda_t\Delta t+\lambda_{\mathrm{OMC}}Q_t^{\mathrm{RC}}-C_t \tag{28}$$

$$E_t^{\mathrm{ST}}=P_t^{\mathrm{total}}-L_t \tag{29}$$

式中：r_t表示 t 时刻的奖励值；C_t表示支付的惩罚费用；Δt表示单位时间间隔；E_t^{ST}表示系统净负荷。

5）目标函数

根据当前的风光机组出力、电价和负荷状态来指导储能系统未来 1 h 内的动作，该调控过程每 15 min 进行一次。每一次动作的目标是平衡区系统收益最大，将目标函数定义为：

$$\max\sum_{t=0}^{96}\gamma r_t \tag{30}$$

式中：γ是折旧因子。

6）约束条件

约束条件如下：

$$\delta_{\min}^{\mathrm{SOC}}\le\delta_{t,n}^{\mathrm{SOC}}\le\delta_{\max}^{\mathrm{SOC}} \tag{31}$$

$$\delta_1^{\mathrm{SOC}}=\delta_{24}^{\mathrm{SOC}} \tag{32}$$

$$0\le P_{\mathrm{cha},t,n}\le P_{\mathrm{cha},\max} \tag{33}$$

$$0\le P_{\mathrm{dis},t,n}\le P_{\mathrm{dis},\max} \tag{34}$$

$$0\le P_{\mathrm{cha},t,n}\le P_{\mathrm{cha},\max}A_{\mathrm{E}} \tag{35}$$

$$0\le P_{\mathrm{dis},t,n}\le P_{\mathrm{dis},\max}\left(1-A_{\mathrm{E}}\right) \tag{36}$$

式中：$\delta_{t,n}^{\mathrm{SOC}}$为第 t 次滚动的第 n 个滚动时段对应储能的剩余容量；δ_1^{SOC}和$\delta_{24}^{\mathrm{SOC}}$分别为当天第 1、24 h 储能的剩余容量；$A_{\mathrm{E}}$表示充放电不会同时进行。

7）惩罚费用

惩罚成本C_t由日内-日前偏差成本C_{de}构成，即：

$$C_t=C_{\mathrm{de}}=\alpha\sum\left|P_{\mathrm{cha},t,n}^{\mathrm{da}}-P_{\mathrm{cha},t,n}^{\mathrm{rt}}+P_{\mathrm{dis},t,n}^{\mathrm{da}}-P_{\mathrm{dis},t,n}^{\mathrm{rt}}\right| \tag{37}$$

式中：α为偏差成本系数；$P_{\mathrm{cha},t,n}^{\mathrm{da}}$为日前储能充电功率；$P_{\mathrm{cha},t,n}^{\mathrm{rt}}$为日内储能充电功率；$P_{\mathrm{dis},t,n}^{\mathrm{da}}$为日前储能放电功率；$P_{\mathrm{dis},t,n}^{\mathrm{rt}}$为日内储能放电功率。

3 算例分析

3.1 算例基础设置

为验证所提两阶段调控模型的有效性，基于 IEEE-40 节点构建平衡区测试系统，分别采用不同数据源进行验证分析。表 1 为衡区系统内部元件运行参数中，其中δ_0^{SOC}为储能初始荷电状态；E_{N}为储能额定容量；P_{N}为储能额定功率。

在日前调控验证方面，选取某地全年风电、光伏及负荷数据的加权平均值，构建 24 h 典型日场景数据集。该数据集通过 K-means 聚类算法从全年 8 760 h 数据中提取最具代表性的运行场景，确保日前优化结果具有统计显著性。

在日内调控验证方面，采用某地 2022 年 1 月至 2024 年 1 月实际运行数据作为训练集，包含：(1)15 min 粒度的风电、光伏出力曲线，共 70 080 组数据点；(2)分时电价与负荷需求数据；(3)碳配额交易记录。该数据集完整覆盖季节性和极端天气变化，为深度强化学习算法训练提供充分的环境状态样本。测试系统配置包含：(1)1.5 MW/5 MWh 储能

表 1 平衡区系统内部元件运行参数

Table 1 Operating parameters of the internal components of the system in the balance zone

参数类型	参数	取值
储能系统参数	δ_0^{SOC}	0.5
	$\delta_{\max}^{\mathrm{SOC}}$ / $\delta_{\min}^{\mathrm{SOC}}$	1/0.2
	η_{dis} / η_{cha}	0.95/0.95
	E_{N} /MWh	5
	P_{N} /MW	1.5
碳交易参数	电网碳排放强度/(t·MWh^{-1})	0.8
	工业负荷碳排放强度/(t·MWh^{-1})	0.4
	初始碳配额/t	1 500
	碳价/(元·t^{-1})	0.05

系统；(2)最大出力 1.72 MW 的风电场；(3)峰值出力 0.67 MW 的光伏电站；(4)早晚双峰特征明显的负荷曲线，其中峰值 3.70 MW。具体参数详见表 1，系统拓扑见图 3 所示。通过将日前典型场景优化结果与日内实际数据驱动的滚动调控相结合，实现了从宏观规划到实时控制的全过程验证。

本文采用双隐藏层[32,32]神经网络结构，设定初始学习率 0.001 5 并分阶段衰减，配置容量 30 000 的经验回放池及 64 的批量采样；探索策略设置 epsilon 初始值为 0.5 并采用三阶段自适应衰减机制，结合 0.98 的折扣因子与软更新系数 τ=0.005，共同保障了算法在电-碳协同优化任务中的收敛效率与策略稳定性。

3.2 算例结果分析

3.2.1 日前调控结果

日前调控研究采用 24 h 时序数据模拟高比例可再生能源渗透下的配电网运行场景，涵盖电价、碳价、风光出力及负荷等关键参数。

图 4 中显示电价波动显著，峰谷差突出，最高电价 0.65 元/kWh 出现在 07:00 左右，反映负荷攀升；碳价设为固定值 0.05 元/kg 以规避短期波动。风电出力在 298~1 718 kW 之间，波动剧烈，光伏呈典型钟形曲线，午间达峰。负荷呈现双峰特征，早峰 13:00 时为 2 837 kW、晚峰 22:00 时为 3 377 kW，夜间负荷维持在 1 900~2 100 kW 之间。储能在 02:00 充电约 1 500 kW，早、晚高峰分别放电约 1 600、1 100 kW，通过“低充高放”有效平抑系统功率波动。该功率分布表明，通过更灵活地协调储能与风光出力，可在保障供电的同时进一步优化系统运行成本与碳排放。

图 5 展示了在日前阶段电能交易量与碳配额交易量的 24 h 时序变化结果。电能交易与碳配额交易在多数时段呈现出显著的协同变化趋势：当风光出力充裕导致区内发电量大于负荷需求时，系统作为卖方向公用电网售电，同时因实际碳排放低于初始配额而出售富余碳配额，实现电-碳双重收益；反之，在负荷高峰或风光出力不足时段，系统需外购电能，并因碳排放超出免费配额而购入碳配额。该结果为后续日内阶段的实时滚动优化奠定了兼顾经济性与低碳性的基准计划。

3.2.2 日内调控结果

日内调控采用对日内每 15 min 采样一次的数据对配电网运行进行模拟，将日前典型日所获取的调控结果作为日内调控的输入进行训练，在日内运

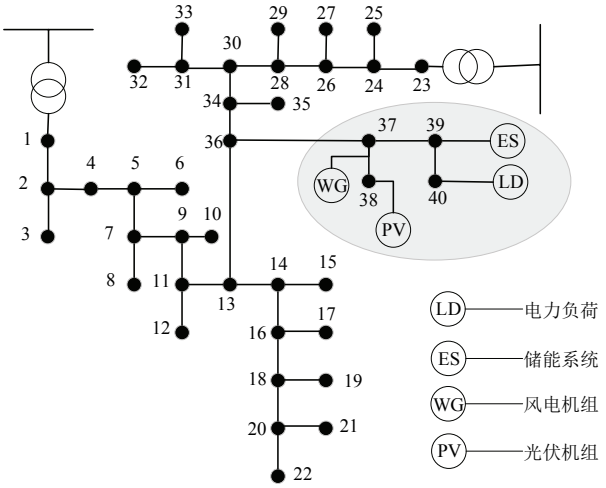


图 3 配网拓扑连接关系图

Fig.3 Diagram of distribution network topological connection

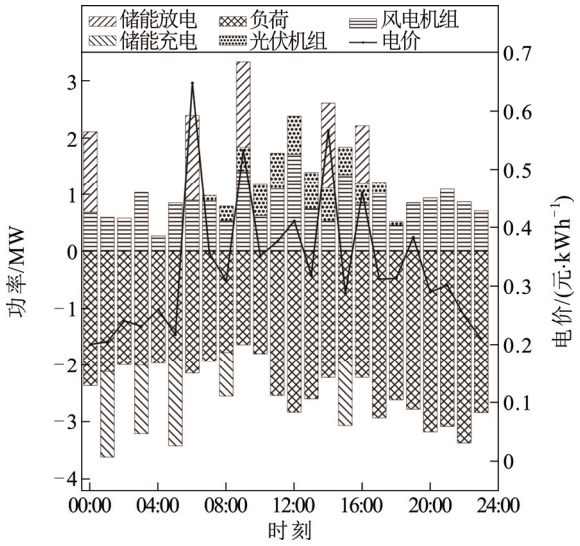


图 4 储能与风光协调日前调控结果图

Fig.4 Day-ahead operation result of energy storage coordinating with wind and solar power

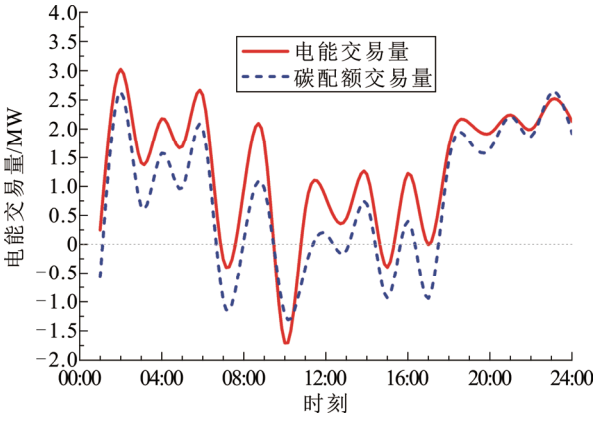


图 5 日前阶段电能与碳能交易结果图

Fig.5 Day-ahead stage electric energy and carbon energy trading results

行数据集中随机抽取一天作为仿真时所采用的日内电价、负荷、风光出力，具体设计如下文所述。

图 6 展示了日内每 15 min 采样的数据，在 0~96 个时段内风光机组、负荷及电价的时序变化。风电机组输出整体波动性较大，且在 03:00、09:00、12:00、15:00、21:00 有显著峰值，其中在 12:00 达到最大出力约 700 kW；光伏机组在日间时段逐渐攀升，午夜及清晨时段则几乎处于低水平状态，在 13:00 达到最大出力约 700 kW；而负荷在绝大多数时段的数值明显高于风光出力，并在 06:00、12:00、17:00、23:00 等时刻出现需求高峰。各时段价格水平在受到负荷需求与可再生能源出力等多重因素影响下呈现出多峰变化，其中夜间电价略高于白天电价。当电力供需关系较为紧张时，电价出现明显的上升趋势；随后，随着用电需求或发电侧供给的变化，电价亦随之下调或再次攀升。

图 7 展示了智能体训练过程中收益随训练次数的变化。初期收益波动下降，表明智能体处于探索阶段；约 50 次训练后收益逐步上升并伴随振荡，反映策略优化过程；最终收益稳定在较高水平，表明智能体已具备在不确定性环境下实现有效控制的稳定决策能力。

图 8 展示了将 24 h 细分成 0~96 个时段风电、光伏、负荷及储能充放电功率的时序变化。由图 8 可见，储能系统能够根据电价信号与可再生能源出力进行灵活响应：在风光出力充裕且电价较低时充电，降低用能成本；在负荷高峰或风光不足导致电价攀升时放电，实现削峰填谷与电网平衡。该调控策略通过多要素协同优化，在应对可再生能源不确定性的同时，有效提升了系统的经济性与低碳运行水平。

日前与日内调控对比表明：日前阶段基于日均预测形成分段策略，呈现“谷充峰放”规律；日内阶段则以 15 min 周期滚动优化，通过高频小幅充放电实现动态平衡。得益于更精确的短期数据，日内调控在经济性与环保效益上表现更优，并能有效平抑可再生能源预测误差的影响。总体而言，日前调控确立基准，日内调控实时修正，二者协同显著提升了系统应对源荷波动的适应能力与经济性。

3.3 算例对比分析

为系统评估碳交易机制与调控时间尺度对平衡区系统运行的影响，本文设计了 3 种递进式运行模式进行对比分析。

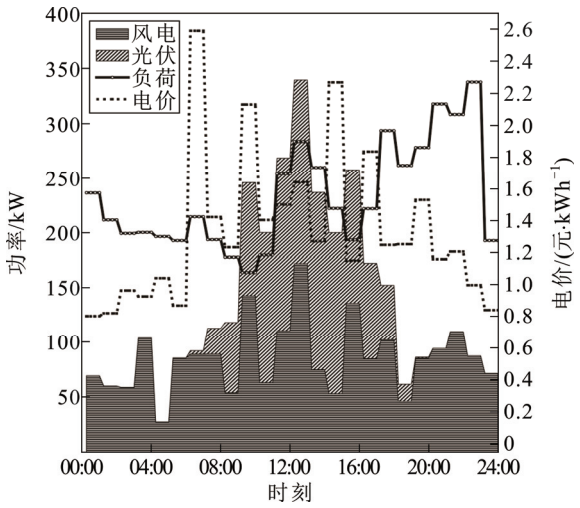


图 6 多时段风光与负荷功率及多时段电价时序分布图

Fig.6 Multi-period time-series distribution diagrams of wind-solar and load power and multi-period electricity prices

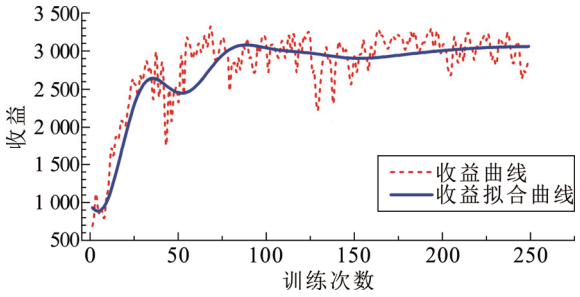


图 7 日内滚动调控 DQN 算法训练收敛过程图

Fig.7 Training convergence process diagram of DQN algorithm for intraday rolling scheduling

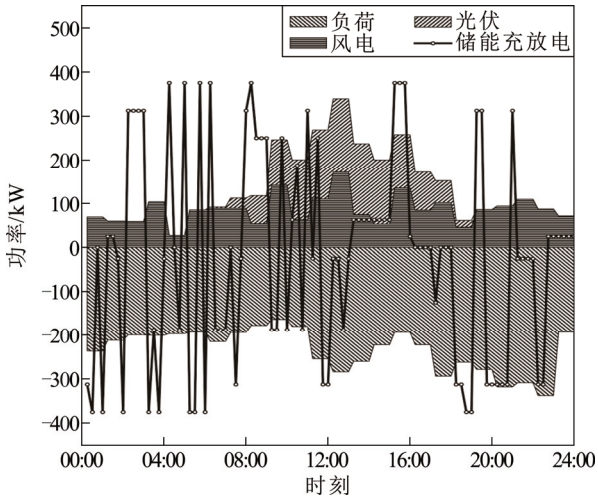


图 8 储能与风光协调日内滚动调控结果图

Fig.8 Intraday rolling dispatch results of energy storage and wind and solar coordination

模式 1：基准模式。采用传统电能量市场架构，在日前和日内调控中均不考虑碳交易，仅以经济成

本最小化为目标，反映当前主流运行方式。

模式 2：碳单阶段模式。在日前阶段引入碳配额交易机制，通过碳价信号引导低碳调度，但未纳入日内滚动调控。

模式 3：碳两阶段模式。在日前和日内调控中深度融合碳交易机制，实现全时间尺度的电碳协同优化。

将基准模式、碳单阶段模式与碳两阶段模式进行统一对比分析，从表 2 可以看出，在基准模式下，系统仅以经济成本最小化为目标，未引入碳交易机制，其总运行成本为 16 679.28 元，且碳配额净出售量为 0。这表明传统调控模式无法对系统碳排放形成有效约束，难以适应“双碳”目标下的运行要求。相比之下，引入碳交易机制后，在碳单阶段模式下，通过在日前调控中引入碳配额交易，系统总运行成本显著降低至 8 862.22 元，降幅达 46.8%。然而，其碳配额净购入量为 8 394.27 kg，表明系统在运行周期内碳排放总量超过了初始免费配额，需从碳市场大量购入额外配额以弥补缺口。这反映出单一时间尺度的碳交易机制虽能通过经济信号引导日前计划，但缺乏日内实时调整能力，难以精准应对风光出力和负荷的实时波动，导致碳配额需求居高不下。而碳两阶段模式则通过日前-日内协同优化，实现了经济性与低碳性的更好平衡。该模式总运行成本为 14 260.86 元，虽略高于碳单阶段模式，但其碳交易成本与碳配额净出售量均低于后者。这一结果验证了所提方法通过深度强化学习算法在日内滚动优化中动态响应碳价信号，有效提升了碳配额的利用效率。储能系统在实时碳价引导下，于低碳时段优先放电、高碳时段适度充电，不仅平滑了负荷波动，更实现了碳排放的时空转移与优化，从而在保障系统经济性的同时，显著增强了碳减排能力。

在实际调控时，由于碳单阶段与碳两阶段模式的差异在于是否存在日内调控，因此此处仅对比基准模式与碳两阶段模式，如图 9 所示，该图分别对比了仅进行能量交易和能量-碳配额双重交易 2 种策略下的日前调控结果。图 9(a)为电能交易量分布，在仅能量交易时，系统购售电行为呈现规律波动，最大购电功率接近 3 000 kW；而引入碳配额交易后，高排放时段购电量减少，高出力时段售电量有所提升。图 9(b)为储能充放电功率分布，传统模式下储能遵循“低充高放”模式，最大功率近 2 000 kW；碳配额交易模式下，储能在高碳时段减少放电，优先于低碳时段充电，SOC 分布更均衡。结果表明，碳配额机制在降低系统总运行成本的同时，有效抑制了碳排放高峰，实现了调峰与低碳目标的协同优化。

表 2 基准模式、碳单阶段模式与碳两阶段模式运行结果对比

Table 2 Comparison of the results of the benchmark model, the carbon single-stage model and the carbon two-stage model

运行模式	总能量交易成本/元	总碳交易成本/元	储能运维成本/元	总运行成本/元	碳配额净购入量/kg
基准模式	16 304.53	0	374.75	16 679.28	0
碳单阶段模式	7 789.03	419.71	653.48	8 862.22	8 394.27
碳两阶段模式	12 967.31	387.30	906.25	14 260.86	7 745.96

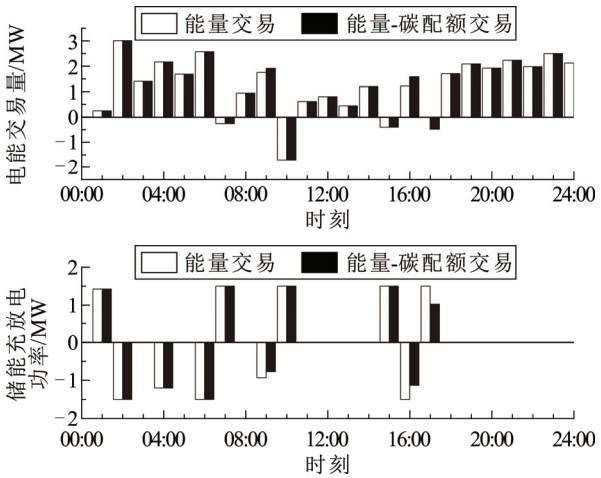


图 9 不同交易策略下的日前调控结果比较图

Fig.9 Comparison chart of day-ahead dispatch results under different trading strategies

如图 10 所示，在仅考虑能量交易和能量-碳配额交易 2 种模式下，储能系统 SOC 曲线存在明显差异。在仅考虑能量交易的情形下，SOC 整体维持在 30%以上，高峰时段可超过 80%，表明储能更多依赖电价信号，在低电价时段大量充电，高电价时段集中放电，日内 SOC 在较高水平区间波动。而在引入碳配额约束后，SOC 均值整体下移，且大多数时段抑制了高放电，尤其在高碳排放时段主动保持较高充电水平，降低放电率。数据结果显示，考虑碳配额模式下储能 SOC 的最大值下降，系统灵活性提升，碳排放高峰得以有效缓解。综合分析，能量-碳配额协同交易模式促使储能策略在经济性与碳减排目标之间实现动态平衡，更加契合高比例可再生能源接入下的低碳运行要求。

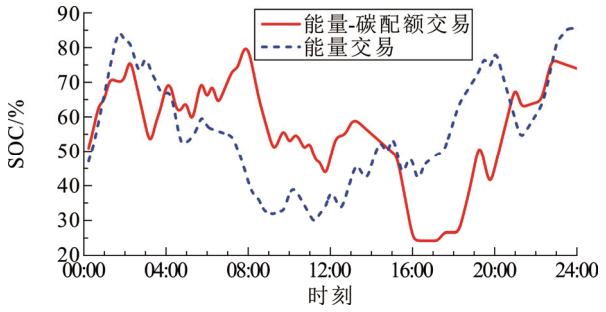


图 10　不同交易策略下的日内滚动调控结果比较图

Fig.10　Comparison chart of intra-day rolling dispatch results under different trading strategies

4　结论

本文针对高比例可再生能源配电网的电力平衡与碳减排挑战，提出日前-日内两阶段协同调控方法。基于 IEEE-40 节点系统的仿真验证表明：

1）所提两阶段协同调控策略在经济性与低碳性上均优于传统模式。碳两阶段模式将系统总运行成本从 16 679.28 元降至 14 260.86 元，碳交易成本由 419.71 元降至 387.30 元，碳配额净购入量由 8 394.27 kg 减少至 7 745.96 kg。这充分证明，引入日内碳价信号对储能进行动态修正，能够有效提升碳配额利用效率，实现经济与减排的协同优化。

2）基于深度强化学习的日内滚动调控显著增强了系统应对不确定性的能力。DQN 算法通过训练使智能体学会“低碳优先放电、高碳适度充电”策略，储能 SOC 均值由 44.14%提升至 56.30%，表明储能灵活性得到更好发挥，有效平抑可再生能源波动并削减高峰碳排放。

未来将研究多平衡区碳交易机制与多智能体协同调控。本文方法在多时间尺度及多源不确定性条件下具有良好适应性与扩展性，为配电网实现“双碳”目标提供了有效技术路径。

参考文献　References

[1] 国家发展和改革委员会，国家能源局. 国家发展和改革委员会　国家能源局关于加快推动新型储能发展的指导意见[EB/OL]. (2021-07-15)[2025-05-01]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-07/24/ content_5627088. htm.
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Guiding opinions on accelerating the development of new energy storage[EB/OL]. (2021-07-15)[2025-05-01]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-07/24/content_5627088. htm.

[2] 孙晓聪，丁　一，包铭磊，等. 考虑发电商多时间耦合决策的碳-电市场均衡分析[J]. 电力系统自动化，2023，47(21)：1-11.
SUN Xiaocong, DING Yi, BAO Minglei, et al. Carbon-electricity market equilibrium analysis considering multi-time coupling decision of power producers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(21): 1-11.

[3] 王佳旭，苗世洪，王廷涛，等. 考虑调峰-备用-爬坡-惯量多应用价值的大规模先进压缩空气储能多阶段优化规划[J]. 高电压技术，2025，51(3)：1339-1350.
WANG Jiaxu, MIAO Shihong, WANG Tingtao, et al. Multi-stage optimization planning of large-scale A-CAES with consideration of multi-application values including peak regulation, backup, ramping and inertia[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(3): 1339-1350.

[4] 裴　蕾，卫志农，陈　胜，等. 交直流混合配电网多阶段随机优化调度模型[J]. 电力系统保护与控制，2022，50(14)：23-32.
PEI Lei, WEI Zhinong, CHEN Sheng, et al. Multi-stage stochastic optimization dispatch model for AC-DC hybrid distribution power networks[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(14): 23-32.

[5] 李建林，姜冶蓉，马速良，等. 新型电力系统下分布式储能应用场景与优化配置[J]. 高电压技术，2024，50(1)：30-41.
LI Jianlin, JIANG Yerong, MA Suliang, et al. Application scenarios and optimal configuration of distributed energy storage under the new power system[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 30-41.

[6] 颜　宁，马广超，李相俊，等. 考虑跨季节性储能的园区综合能源系统低碳经济调度方法[J]. 高电压技术，2023，49(10)：4182-4191.
YAN Ning, MA Guangchao, LI Xiangjun, et al. Low-carbon economic dispatch method of park integrated energy system considering cross-seasonal energy storage[J]. High Voltage Engineering, 2023, 49(10): 4182-4191.

[7] SUN W Q, PENG Y Z, WANG H B, et al. Low-carbon scheduling of mobile energy storage in distribution networks based on an equivalent reconfiguration method[J]. Sustainable Energy, Grids and Networks, 2025, 42: 101649.

[8] CREMONCINI D, FRATE G F, BISCHI A, et al. Optimal participation of a wind and hybrid battery storage system in the day-ahead and automatic frequency restoration reserve markets[J]. Journal of Energy Storage, 2024, 94: 112309.

[9] FINNAH B, GÖNSC J, ZIEL F. Integrated day-ahead and intraday self-schedule bidding for energy storage systems using approximate dynamic programming[J]. European Journal of Operational Research, 2022, 301(2): 726-746.

[10] ZHU J Z, CAI X L, MENG Z J, et al. An intra-day rolling scheduling optimization method considering the dynamic adjustment of operation reserve[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Renewable Energy and Power Engineering. Beijing, China: IEEE, 2023: 127-131.

[11] 王继东，边翊楠，许秋铭，等. 考虑风险和碳交易机制的微电网分布鲁棒优化调度[J]. 高电压技术，2024，50(8)：3477-3485.
WANG Jidong, BIAN Yinan, XU Qiuming, et al. Distributional robust optimal dispatching of microgrid considering risk and carbon trading mechanism[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(8): 3477-3485.

[12] WANG S S, GANGAMMANAVAR H, EKŞIOĞLU S D, et al. Stochastic optimization for energy management in power systems with multiple microgrids[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(1): 1068-1079.

[13] DU S J, DING T, XIAO Y, et al. Real-time scheduling of high-penetrated renewable power systems: an expert knowledge and reinforcement learning hybrid approach[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(2): 1545-1557.

[14] 万　灿，宋永华. 新能源电力系统概率预测理论与方法及其应用[J]. 电力系统自动化，2021，45(1)：2-16.
WAN Can, SONG Yonghua. Theories, methodologies and applications of probabilistic forecasting for power systems with renewable energy sources[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(1): 2-16.

[15] 杨　挺，耿毅男，郭经红，等. 人工智能在新型电力系统智能传感、通信与数据处理领域应用[J]. 高电压技术，2024，50(1)：19-29.
YANG Ting, GENG Yinan, GUO Jinghong, et al. Applications of artificial intelligence in sensing, communication, and data processing in

the new power system[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(1): 19-29.

[16] 国家电网有限公司国家电力调度控制中心. 省间电力现货交易助力电力保供与低碳转型[J]. 中国电力企业管理，2021(34)：10-11.
State Grid Corporation of China, National Electric Power Dispatching and Control Center. Inter-provincial electricity spot trading assists in power supply guarantee and low-carbon transformation[J]. China Power Enterprise Management, 2021(34): 10-11.

[17] 杨 建，郝国捷，吴昕悦，等. 计及EV碳排放的交能融合系统出行路径优化及经济运行策略[J]. 综合智慧能源，2025，47(2)：41-49.
YANG Jian, HAO Guojie, WU Xinyue, et al. Optimization of travel routes and economic operation strategies for integrated transportation and energy systems considering EV carbon emissions[J]. Integrated Intelligent Energy, 2025, 47(2): 41-49.

[18] ZHANG Y, WU Q, REN H B, et al. A multi-agent distributed electricity-carbon shared trading strategy considering regional carbon inclusion[J]. Renewable Energy, 2025, 239: 122075.

[19] 刘铠诚，王关涛，白星振，等. 基于主从博弈的园区级综合能源系统动态定价与低碳经济调度[J]. 高电压技术，2024，50(4)：1436-1445.
LIU Kaicheng, WANG Guantao, BAI Xingzhen, et al. Dynamic pricing and low-carbon economic dispatch of integrated energy system based on stackelberg game[J]. High Voltage Engineering, 2024, 50(4): 1436-1445.

[20] ZHANG X S, GUO Z X, PAN F, et al. Dynamic carbon emission factor based interactive control of distribution network by a generalized regression neural network assisted optimization[J]. Energy, 2023, 283: 129132.

[21] 刘 剑，徐 兵，陈世龙，等. 考虑碳排放交易和可再生能源时序出力重构的主动配电网最优经济调度[J/OL]. 现代电力，2024：1-12 [2025-05-12]. https://doi.org/10.19725/j.cnki. 1007-2322.2023.0377.
LIU Jian, XU Bing, CHEN Shilong, et al. Optimal economic dispatching of active distribution network based on carbon emission trading and sequential output reconstruction of renewable energy[J/OL]. Modern Electric Power, 2024: 1-12[2025-05-12]. https://doi.org/10.19725/j.cnki. 1007-2322.2023.0377.

[22] CUI Z L, CHEN J, ZHAO H R. A carbon emission reduction method for distribution network with data centers[C]//Proceedings of the 1st International Conference on Cyber-Energy Systems and Intelligent Energy (ICCSIE). Shenyang, China: IEEE, 2023: 1-4.

[23] YAN S Z, WANG W Q, LI X Z, et al. Research on a cross-regional robust trading strategy based on multiple market mechanisms[J]. Energy, 2022, 261: 125253.

[24] 原 嫄，席强敏，孙铁山，等. 产业结构对区域碳排放的影响——基于多国数据的实证分析[J]. 地理研究，2016，35(1)：82-94.
YUAN Yuan, XI Qiangmin, SUN Tieshan, et al. The impact of the industrial structure on regional carbon emission: empirical evidence across countries[J]. Geographical Research, 2016, 35(1): 82-94.

[25] 李增辉，王 超，许 丹，等. 新型电力系统全网一体化电力平衡机理[J]. 中国电机工程学报，2025，45(18)：7030-7044.
LI Zenghui, WANG Chao, XU Dan, et al. Integrated power balancing mechanisms of new type power system[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(18): 7030-7044.

[26] 吴新华，杨 杰，吴雨霏，等. 基于共享储能和电-碳耦合的配电网多平衡区协同低碳运行方法研究[J]. 电测与仪表，2025，62(6)：11-23.
WU Xinhua, YANG Jie, WU Yufei, et al. Research on collaborative low-carbon operation method of distribution network multi-balance zone based on shared energy storage and electricity-carbon coupling[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2025, 62(6): 11-23.

[27] 华昊辰，翟家祥，陈星莺，等. 基于增强精英保留遗传算法的虚拟微网群动态划分及能量局域自治[J]. 中国电机工程学报，2024，44(12)：4652-4665.
HUA Haochen, ZHAI Jiaxiang, CHEN Xingying, et al. Dynamical partitioning and local energy autonomy of virtual microgrid groups based on strengthen elitist genetic algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(12): 4652-4665.

[28] 严金炜，谭 露，刘 念，等. 基于碳流追溯的多微电网系统电碳耦合交易方法[J]. 电网技术，2024，48(1)：39-49.
YAN Jinwei, TAN Lu, LIU Nian, et al. Electricity-carbon coupling trading for multi-microgrids system based on carbon flow tracing[J]. Power System Technology, 2024, 48(1): 39-49.

[29] 中华人民共和国生态环境部. 关于印发《全国碳排放权交易市场覆盖钢铁、水泥、铝冶炼行业工作方案》的通知[EB/OL]. (2025-03-20) [2025-05-01]. https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk03/202503/t20250326_1104736. html.
Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China. The national carbon emission trading market covers the work plan of the steel, cement and aluminum smelting industries[EB/OL]. (2025-03-20)[2025-05-01]. https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk03/202503/t20250326_1104736. html.



延肖何(通信作者)
1991—，男，博士，副教授
主要从事电力市场、储能等方面的研究
E-mail: x.yan@ncepu.edu.cn

YAN Xiaohe
Ph.D.
Associate professor
Corresponding author



岳文妍
2001—，女，硕士生
主要从事储能的调控与规划等方面的研究
E-mail: 15898670156@163.com

YUE Wenyan



高彬桓
2000—，男，博士生
主要从事储能调控与规划、电力系统经济等方面的研究
E-mail: gaobh3385@163.com

GAO Binhuan
Ph.D. candidate

收稿日期 2025-05-30 在线出版日期 2025-12-18 编辑 程子丰