

计及多时间尺度非预期性的海上风电演化调度方法

刘楠¹, 董骁翀¹, 冯春晖², 陈来军^{1,2}, 梅生伟^{1,2*}

(1. 清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京市海淀区 100084;

2. 青海大学能源与电气工程学院, 青海省 西宁市 810016)

Offshore Wind Power Evolutionary Dispatch Considering Multi-Timescale Non-Anticipativity

LIU Nan¹, DONG Xiaochong¹, FENG Chunhui², CHEN Laijun^{1,2}, MEI Shengwei^{1,2*}

(1. Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Haidian District, Beijing 100084, China; 2. School of Energy and Electrical Engineering, Qinghai University, Xining 810016, Qinghai Province, China)

摘要: 【目的】海上风电与多类型储能相结合已成为提升其运行灵活性的重要途径,尤其在实现多时间尺度不确定性平抑方面展现出潜力。为充分挖掘历史数据信息并增强海上风电在多时间尺度上的调度能力,本文提出一种考虑多时间尺度非预期性的海上风电演化调度方法。【方法】首先,采用数据驱动方法构建风电出力与负荷需求的场景概率分布模型,以刻画季节性与日内尺度的不确定性特征;其次,建立氢储能与电化学储能的混合储能协同优化模型,兼顾跨季节能量转移与快速功率调节能力;最后,研究设计了“预调度生成-控制演化-实时调度”三层递进式调度框架,实现长期规划策略与短期运行决策的动态衔接。【结果】研究基于比利时 Elia 数据仿真验证,所提方法在满足非预期性约束的前提下,显著提升了海上风电系统的供电灵活性,有效降低了负荷损失风险。【结论】研究成果可为高比例可再生能源电力系统的长期运行模拟与调度优化提供理论支持与方法参考。

关键词: 海上风电; 不确定性; 多时间尺度; 非预期性; 演化调度

ABSTRACT: [Objectives] Combining offshore wind power with multiple energy storage systems has become a key approach to enhancing operational flexibility,

particularly in mitigating uncertainties across multiple time scales. To fully leverage historical data and improve multi-scale dispatchability, this paper proposes an evolutionary dispatch method for offshore wind power that accounts for multi-timescale non-anticipativity. [Methods] First, a data-driven scenario probability distribution model is developed to characterize seasonal and intra-day uncertainties in wind generation and load demand. Second, a hybrid storage coordination model integrating hydrogen and electrochemical storage is established to enable both seasonal energy shifting and fast power regulation. Finally, a three-layer framework pre-scheduling generation, control evolution, and real-time scheduling is designed, to dynamically link long-term planning with short-term operations. [Results] Case studies using Belgian Elia system data demonstrate that the proposed method significantly enhances power supply flexibility and reduces load loss while satisfying non-anticipativity constraints. [Conclusions] The findings provide theoretical and methodological support for long-term operation simulation and scheduling optimization in high-renewable power systems.

KEY WORDS: offshore wind power; uncertainty; multi-timescale; non-anticipativity; evolutionary dispatch

0 引言

随着“双碳”目标的深入推进,新能源发电在我国电力系统中的渗透率持续提升。海上

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U22A20224); 中国博士后科学基金资助项目(BX20250414)。

Project supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant (U22A20224) and by the China Postdoctoral Science Foundation under Grant (BX20250414).

风电资源凭借其资源丰富、风况稳定、邻近负荷中心等优势，已成为沿海用电密集地区能源结构转型的重要支撑^[1]。我国海上风电装机容量已位居世界前列，但待开发潜力仍然巨大，至 2050 年装机总量有望突破 1 500GW^[2]。海上风电的出力受海域风能资源影响呈现显著的波动性。在日尺度上，受海陆风环流的影响呈现出明显的昼夜周期性波动^[3]；而在季节性尺度上，我国东部沿海地区的风能资源呈现出“夏小冬大”的特征，这一趋势又受到厄尔尼诺、拉尼娜等气候模态的进一步调制^[4]。这也给电力系统的调度运行、功率平衡以及安全稳定带来了严峻挑战。

在长期运行调度中，海上风电功率的季节性和年际性变化规律需要通过长时间尺度的储能系统来实现能量平移^[5]。氢储能作为具有前景的季节性储能，将其与海上风电耦合不仅可以实现跨季节能量调节，还能够有效解决受端电网消纳能力不足与部分海域输电建设受限问题^[6-7]。文献[8]考虑了海上风电的尾流效应对分布式海风制氢进行全生命周期模拟并确定电解槽容量。文献[9]分析了电-氢能源系统在长期运行中对新能源的消纳作用，结果表明在不同年际比例中采用氢能均可以提高互补潜力。但氢储能的电能释放速率较慢，难以满足短时间尺度下的快速功率调节需求。为此，电化学储能常用于承担短时能量平抑任务。因此融合氢储能与电化学储能协同作用的长-短时间尺度调度体系是提升海上风电消纳能力和系统运行经济性的关键技术途径^[10]。文献[11]对海上风电出力进行频谱分解，并设计了多频域波动量与源侧混合储能协同调度模型。文献[12]提出了海上风电与电氢混合储能的协同优化调度模型，通过多类型储能互补实现日内与日间能量互济。

在考虑风电功率长-短期尺度的不确定性并进行优化调度，构建模型时需要满足非预期性原则，即调度决策仅基于当前及历史信息，不依赖未来不确定性实现^[13]。在短期尺度上进行不确定性优化决策通常包含有随机优化、鲁棒优化与分布鲁棒优化。随机规划 (stochastic

programming, SP) 需要建模短期不确定性的概率分布进行期望目标优化，其精细化的建模依赖于对历史数据的积累^[14]。鲁棒优化 (robust optimization, RO) 在不确定集最恶劣场景下对结果进行优化，其建模需求较低但依然依赖于对边界的刻画^[15]。分布鲁棒优化 (distributionally robust optimization, DRO) 则采用概率分布的模糊集来描述不确定性，其相比随机优化 (stochastic optimization, SO) 有着更可靠的策略，但模糊集的半径设定往往存在主观性^[16]。目前短期的不确定性建模技术已经较为成熟，随着数据的积累如何挖掘其动态的不确定性特征演化过程是提升短期决策有效性的重要方式。

而在长期尺度上，风电的不确定性与气候变化有着密切关联性。当前基于数值天气预报提供的功率预测时间尺度最长约为十天，在更长时间尺度上月度甚至年度的风电功率预测尚无实际预测价值^[17]。并且长期的气候预测通常以大尺度、宏观特性为主，一般为日/月度时序分辨率，其难以满足电力系统的运行模拟需求^[18]。在考虑气候不变性的条件下，长时间尺度调度方法验证可采用历史观测数据开展运行模拟分析^[19-20]。但在实际生产中，短期决策与长期决策存在逐步演化的过程，使用历史观测数据进行长-短期协同优化决策模拟，难以反映实际生产中因不确定性所引发的决策风险，其不满足非预期性^[21]。为此，Lyapunov 优化将时间耦合约束用队列稳定性条件取代，从而实现对时段耦合约束的分解，在满足非预期性下对多时段问题独立求解^[22-23]。其不依赖于对长期风电的精准预测，但其决策保守性难以充分利用系统灵活性资源。而动态规划可以依据决策阶段进行顺序决策，场景树将形成指数增长的计算复杂度^[24]。为解决其高计算复杂度问题，近似动态规划通过构造最优值函数生成实时决策策略，然而其收敛性能对函数建模数据较为敏感^[25-26]。

近年来部分学者提出了基于经验调度的长期策略，结合短期建模对决策进行动态演化^{[27-2}

^{8]}。该框架能够在充分利用历史数据信息，并满足系统非预期性。基于此思想，本文提出计及多时间尺度非预期性的海上风电演化调度方法，考虑风能资源的长短期非预期性，提出了海上风电与长短期储能的演化调度模型，能够有效反映海上风电的非预期性对多时间尺度能量管理的影响。提出了自适应长-短期不确定性的演化调度算法，基于历史相似日数据驱动建模海上风电出力，在短期尺度决策中通过非预期性约束校验修正长期策略。算例结果表明本文所提的方法能够有效提升海上风电的资源利用率。

1 计及多时间尺度非预期性框架

非预期性(non-anticipativity)要求调度决策过程中不能依赖未来的不确定性信息。即不能预知未来，但在决策过程中可通过历史数据去推演或预测未来。设调度过程中涉及的随机变量为 ξ ，截至时刻 t 该随机变量的可观测信息集为 F_t 。考虑非预期性约束下的调度决策问题可记为

$$x_t = \Gamma(F_t) \quad (1)$$

式中： x_t 为决策值； $\Gamma(\cdot)$ 为决策映射函数。

在电力系统多时间尺度调度问题中，长期调度中涉及季节性与年际性策略制定，时间尺度为 $T_L = \{t_1, t_2 \dots t_n\}$ 。考虑长期非预期性约束的决策问题可记为

$$x_{T_L} = \Gamma(F_{t_1}) \quad (2)$$

在电力系统中，长期不确定性源于气候变化、经济发展等，具有缓慢演化但累积效应显著特点。

短期调度则涉及实时功率平衡，时间尺度为 $T_s = \{t_1, t_2 \dots t_m\}$ 。考虑短期非预期性约束的决策问题可记为

$$x_{T_s} = \Gamma(F_{t_1} \cup \hat{F}_{T_s}) \quad (3)$$

式中 $\hat{F}_{T_s}$ 为短期预测信息，其中短期不确定性来源于瞬时气象变化、负荷波动等，变化快、随机性强。

在电力系统中长期决策为短期调度提供边界约束，短期执行效果影响长期目标实现。

目前的研究在处理长短期调度时缺乏有效反馈机制。即当短期运行偏离长期预估信息时，容易出现目标无法达成或运行过度约束问题。因此需要建立统一的多时间尺度约束框架，保证各时间尺度约束满足和决策逻辑一致性，为后续系统建模、不确定性刻画、调度架构和算法设计提供理论基础。

2 海上风电多时间尺度调度模型

2.1 目标函数

本文考虑了一个典型的海上风电制氢耦合系统，其结构如图1所示。

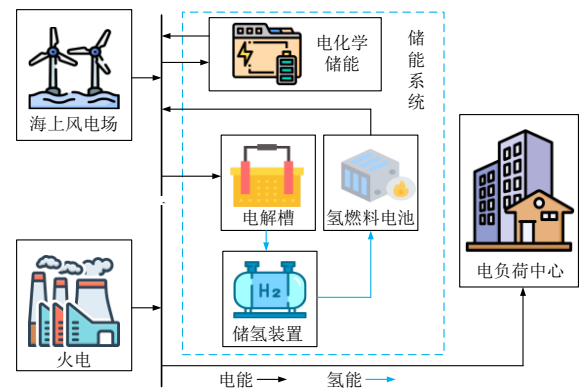


图1 海上风电制氢耦合系统结构

Fig. 1 The structure of offshore wind power hydrogen production coupling system

调度目标为所有调度时段内的最小化系统总成本，包括系统运行成本和惩罚成本。

$$C_{Total} = \sum_{t=1}^n C^{OP}(t) + C^{PNT}(t) \quad (4)$$

式中： $C^{OP}(t)$ 为 t 时刻的系统运行成本； $C^{PNT}(t)$ 为 t 时刻的惩罚成本。系统运行成本 $C^{OP}(t)$ 包含火电机组的运行成本 $C^G(t)$ ，氢储能系统运行成本 $C^{HST}(t)$ 和短时储能系统运行成本 $C^{BAT}(t)$ 。

$$C^G(t) = c^G P^G(t) \quad (5)$$

$$C^{HST}(t) = c_{ch}^{HST} P^E(t) + c_{dis}^{HST} P^{HFC}(t) \quad (6)$$

$$C^{BAT}(t) = c^{BAT} [P_{ch}^{BAT}(t) + P_{dis}^{BAT}(t)] \quad (7)$$

式中： c^G 为火电机组单位发电成本； c_{ch}^{HST} 为电解制氢单位成本； c_{dis}^{HST} 为储氢燃料电池单位发电成本； c^{BAT} 为电化学单位充放电成本。 $P^G(t)$ 为火电机组在 t 时刻的功率； $P^E(t)$ 为电解槽在 t 时刻的功率； $P^{HFC}(t)$ 为氢燃料电池在 t 时刻的功率； $P_{ch}^{BAT}(t)$ 为电化学储能在 t 时刻的充电功率； $P_{dis}^{BAT}(t)$ 为电化学储能在 t 时刻的放电功率。

惩罚成本计算公式如下：

$$C^{PNT}(t) = c^{PNT} p^L(t), 0 \leq t < N_T \quad (8)$$

式中： c^{PNT} 为负荷损失单位惩罚成本； $p^L(t)$ 为 t 时刻的切负荷功率。

2.2 约束条件

2.2.1 海上风电约束

海上风电约束包含实际功率上下限约束式(9)与弃风功率约束式(10)：

$$0 \leq P^W(t) \leq \bar{P}^W(t) \quad (9)$$

$$P_{curt}^W(t) = \bar{P}^W(t) - P^W(t) \quad (10)$$

式中： $P^W(t)$ 为风电实际功率； $\bar{P}^W(t)$ 表示理论可用最大功率； $P_{curt}^W(t)$ 为弃风功率。

2.2.2 氢储能约束

氢储能约束包含为氢储能电-氢-电能量转化约束式(11)–(12)，工作功率范围约束式(13)–(15)。能量平衡约束式(16)–(17)，储能能量上下限约束(18)，终端约束式(19)–(20)：

$$F^E(t) = \frac{\eta^{E,L} P^E(t)}{L^{LHV,H_2}} \quad (11)$$

$$P^{HFC}(t) = \eta^{HFC,L} F^{HFC}(t) L^{LHV,H_2} \quad (12)$$

$$U^E(t) \underline{P}^E \leq P^E(t) \leq U^E(t) \bar{P}^E \quad (13)$$

$$U^{HFC}(t) \underline{P}^{HFC} \leq P^{HFC}(t) \leq U^{HFC}(t) \bar{P}^{HFC} \quad (14)$$

$$U^E(t) + U^{HFC}(t) \leq 1 \quad (15)$$

$$E^{HST}(t) = E^{HST}(t-1) + (F^E(t) - F^{HFC}(t)) \Delta t \quad (16)$$

$$E^{HST}(0) = E_{INIT}^{HST} \quad (17)$$

$$\underline{E}^{HST} \leq E^{HST}(t) \leq \bar{E}^{HST} \quad (18)$$

$$E^{HST}(N_T) \geq E_{INIT}^{HST} - p_{soc}^{SLK}(N_T) \quad (19)$$

$$p_{soc}^{SLK}(N_T) \geq 0 \quad (20)$$

式中：变量 $F^E(t)$ 、 $F^{HFC}(t)$ 分别表示电解槽的制氢量和氢燃料电池的耗氢量； $\eta^{E,L}$ 、 $\eta^{HFC,L}$ 分别

为电解槽和氢燃料电池的转化效率； L^{LHV,H_2} 为氢气的低热值；二进制变量 $U^E(t)$ 、 $U^{HFC}(t)$ 别为 t 时刻电解槽和氢燃料电池的工作状态； $\underline{P}^E$ 、 $\bar{P}^E$ 分别为电解槽的最小、最大工作功率； $\underline{P}^{HFC}$ 、 $\bar{P}^{HFC}$ 分别为氢燃料电池的最小、最大工作功率；松弛变量 $p_{soc}^{SLK}(N_T)$ 用于计算时段末的 SoC 透支，当 $E^{HST}(N_T)$ 低于 $E_{INIT}^{HST}(N_T)$ 时为正值。 $\underline{E}^{HST}$ 、 $\bar{E}^{HST}$ 和 E_{INIT}^{HST} 分别表示 SoC 下限、上限和初始 SoC， Δt 是时段长度。

2.2.3 短时储能约束

本文中所述的短时储能均特指电化学储能系统，其主要特征为响应速度快、循环效率高，适用于短期能量调节。短时储能约束包含储能 SoC 上下限约束式(21)，储能充放电约束式(22)–(23)，储能充放电状态约束(24)与储能能量功率关系约束式(25)。

$$\underline{E}^{BAT} \leq E^{BAT}(t) \leq \bar{E}^{BAT} \quad (21)$$

$$0 \leq P_{ch}^{BAT}(t) \leq u_{ch}^{BAT}(t) \bar{P}_{ch}^{BAT} \quad (22)$$

$$0 \leq P_{dis}^{BAT}(t) \leq u_{dis}^{BAT}(t) \bar{P}_{dis}^{BAT} \quad (23)$$

$$u_{ch}^{BAT} + u_{dis}^{BAT} \leq 1 \quad (24)$$

$$E^{BAT}(t) = E^{BAT}(t-1) + \eta_{ch}^{BAT} \cdot P_{ch}^{BAT}(t) \Delta t - \frac{P_{dis}^{BAT}(t) \Delta t}{\eta_{dis}^{BAT}} \quad (25)$$

式中： $\underline{E}^{BAT}$ 、 $\bar{E}^{BAT}$ 、 $E^{BAT}(t)$ 分别为短时储能的容量下限、上限和 t 时刻的容量； P_{ch}^{BAT} 、 P_{dis}^{BAT} 分别表示短时储能的充/放电功率； $\bar{P}_{ch}^{BAT}$ 、 $\bar{P}_{dis}^{BAT}$ 分别表示短时储能的充/放电功率上限； u_{ch}^{BAT} 、 u_{dis}^{BAT} 分别表示短时储能充/放状态； η_{ch}^{BAT} 、 η_{dis}^{BAT} 分别表示短时储能充/放效率。

2.2.4 火电机组约束

为避免增加额外的计算复杂度，火电机组未考虑机组启停等复杂约束，仅考虑机组出力上下限约束，以满足功率平衡分析需求：

$$0 \leq P^G(t) \leq \bar{P}^G \quad (26)$$

式中 $\bar{P}^G$ 为机组最大出力。

2.2.5 系统运行约束

系统功率平衡约束如下：

$$P^W(t) + P^G(t) + P^{HFC}(t) - P^E(t) + P_{dis}^{BAT}(t) - P_{ch}^{BAT}(t) = P^L(t) - P^S(t) \quad (27)$$

$$P^S(t) \geq 0 \quad (28)$$

式中 $P^L(t)$ 为 t 时刻的系统负荷需求。

3 计及多时间尺度非预期性优化调度框架

3.1 三层优化决策框架

考虑到氢储能系统可以实现长时间尺度的能量平移, 确定氢储能的 SoC 变化序列对于确保长期可靠电力供应至关重要。现有的主流长期调度框架通常难以将长期决策整合到实时运行策略中。本文构建了一个新型的长期决策框架, 通过增设控制演化层来协调长短期运行策略, 其包含 SoC 序列生成层、控制演化层和实时调度层, 如图 2 所示。



图 2 三层优化决策框架

Fig. 2 Three-level optimization decision framework

首先, 在 SoC 序列生成层中, 通过求解优化模型生成氢储能的历史最优 SoC 变化曲线。其次, 控制演化层基于当前实测信息动态更新历史场景概率, 从而实现氢储能的 SoC 决策修

正。最后, 通过多周期优化模型指导电力系统的实时运行, 后续章节将针对此框架的三层结构展开详细介绍。

3.2 储能 SoC 序列生成层

令历史场景集合为 Ω^{HST} , 包含 M 个历史场景。在储能 SoC 序列生成层中需要依据历史场景数据制定长期的储能初始调度方案, 在此对每个场景 m 独立求解以下年度系统平衡问题:

$$\begin{aligned} \min \sum_{t=1}^{N_T} [C_m^{OP}(t) + C_m^{PNT}(t)] \\ \forall m \in (1, 2, \dots, M) \\ \text{s.t. (9) - (28)} \end{aligned} \quad (29)$$

式中 m 表示场景的索引。

储能 SoC 序列生成层基于 M 组历史场景数据的年度出力曲线求解, 从而得到 M 条氢储能历史最优 SoC 变化曲线的集合, 该集合将作为控制演化层中的参考运行曲线 $\{\hat{E}_\Delta^{HST}(t)\}_{t=1}^{N_T}$ 。

3.3 控制演化层

电力系统中新能源出力具有日内短周期波动与季节性长周期波动特点。负荷需求也具有季节性周期变化特征。然而火电与短时储能难以应对上述新能源出力波动与负荷变化, 因此需要长时储能协同应对, 但长时储能的长期调度决策与系统短期灵活性需求不匹配。由此, 本文提出控制演化层以修正氢储能 SoC 变化曲线。

在此层中, 基于储能 SoC 序列生成层生成的参考曲线集合, 通过核回归技术根据实测数据动态更新历史场景权重, 得到氢储能 SoC 参考值, 用于规划次日末的 SoC 最低值, 既可满足长期运行需求, 又可放宽日内运行限制。在时刻 $t \in [\tau, \tau + N_T^L - 1]$, 基于日前预测数据构建优化模型求解:

$$\begin{aligned} \min \sum_{t=\tau}^{\tau+N_T^L-1} [C^{OP}(t) + C^{PNT}(t)] \\ \text{s.t. (9) - (28)} \end{aligned} \quad (30)$$

短期修正的储能约束为

$$E^{HST}(N_T^L) \geq E^{HST,ref}(N_T^L) \quad (31)$$

式中: $E^{HST}(N_T^L)$ 为调度周期末氢储能实际

SoC; $E_{n,m}^{HST,ref}(N_T^L)$ 为调度周期末的氢储能 SoC 参考最低值。

通过求解上述优化模型可得到氢储能 SoC 优化曲线 $\{E_{\Delta}^{HST}(t)\}_{t=1}^{t=N_T^L}$ ，从而指导实时调度决策。基于储能 SoC 序列生成层，在第 n 天起始时刻，可求解得到历史场景中第 n 天末的氢储能 SoC 值，记为 $E_{n,m}^{HST}$ 。因此，在运行中第 n 天末的氢储能 SoC 参考值 $E_{n,m}^{HST,ref}$ 可由 $E_{n,m}^{HST}$ 加权得到：

$$E_{n,m}^{HST,ref} = \sum_{m=1}^M w_{n,m} E_{n,m}^{HST} \quad (32)$$

式中 $w_{n,m}$ 为第 n 天第 m 个场景下最优曲线 $E_{n,m}^{HST}$ 对应的权重，可通过核回归技术确定。

通过核回归技术与运行过程中依次观测的可海上风电功率和负荷功率，表征并动态更新其不确定性的概率分布。

将第 m 个历史场景观测数据表示为：

$$\bar{P}_m^{HST} = \{\bar{P}_{m,t}^W, \bar{P}_{m,t}^L\} \quad (33)$$

式中 $\bar{P}_{m,t}^W, \bar{P}_{m,t}^L$ 分别表示场景 m 在时刻 t 的可用海上风电功率和负荷需求。

在参考文献[28]的方法，运行至第 n 天时，基于已观测数据动态更新场景权重。定义观测序列：

$$\bar{P}_{[n]}^{OBS} = \{\bar{P}_{[n]}^W, \bar{P}_{[n]}^L\} \quad (34)$$

历史场景 m 在第 n 天之前的部分序列：

$$\bar{P}_{[n],m}^{HST} = \{\bar{P}_m^W, \bar{P}_m^L\} \quad (35)$$

采用高斯核函数计算相似度：

$$\kappa_L(\bar{P}_{[n]}^{OBS}, \bar{P}_{[n],m}^{HST}) = \exp\left(-\frac{\|\bar{P}_{[n]}^{OBS} - \bar{P}_{[n],m}^{HST}\|_2^2}{2L\sigma^2}\right) \quad (36)$$

式中 σ 为核函数带宽，可以根据运行经验选择，或根据拟合效果在历史场景上进行训练确定； $\|\cdot\|$ 为 2 范数； $L=24n$ 表示向量 $\bar{P}_{[n]}^{OBS}$ 和 $\bar{P}_{[n],m}^{HST}$ 的长度， $[n]$ 为 1 到 n 。

通过采用核回归技术，可表征可再生能源与负荷需求功率的长期不确定性，并通过历史场景集 Ω_{HST} 及其相应场景权重 $w_{\tau,m}$ 进行动态更

新，更新后的场景权重为

$$w_{n,m} = \frac{\kappa_L(\bar{P}_{[n]}^{OBS}, \bar{P}_{[n],m}^{HST})}{\sum_{m=1}^M \kappa_L(\bar{P}_{[n]}^{OBS}, \bar{P}_{[n],m}^{HST})} \quad (37)$$

这种动态更新机制能够根据实际运行情况调整各场景的重要性，从而在短期调度中依据新获取的特征信息做出更为精准的决策。因此，式(32)给出的氢储能 SoC 可作为实际运行中氢储能次日末的 SoC 最低值。

3.4 实时调度层

当前系统可以预测未来 π 时段的海上风电功率和负荷需求。在运行时刻 t ，利用控制演化层求解得到的 π 时段的氢储能 SoC 优化曲线

$\{E_{\Delta}^{HST}(t)\}_{t=1}^{t=N_T^L}$ 构建多周期实时优化模型：

$$\min \sum_{t=t}^{t+\pi} [C^{OP}(t) + C^{PNT}(t)] \quad (38)$$

s.t.(9)–(28)

$$E_{\Delta}^{HST'}(t) = E_{\Delta}^{HST}(t) \quad \forall t \in [t, t+\pi] \quad (39)$$

式中 $E_{\Delta}^{HST'}(t)$ 表示实时调度时的氢储能 SoC。

通过求解上述优化模型，得到火电、电化学储能的实时功率调度计划。

4 算例分析

4.1 算例配置

在算例仿真中，构建了一个海上风电耦合制氢与电力系统的综合案例，系统包含一个海上风力发电场、一个火电厂以及两种储能形式：氢储能和电化学储能。火电机组的额定功率为 40 MW。氢储能系统的额定功率和容量为 11 MW/1350 MW·h，其中电解槽与氢燃料电池的其余参数详见文献[7]。电化学储能系统的额定功率和容量为 15 MW/60 MW·h，充放电效率设为 0.9。仿真采用比利时 Elia 运营商公开的风速与负荷需求数据，以 2015—2021 年的数据作为历史场景集，用于模型训练与策略生成，2022 年的数据则作为独立测试场景用于验证所提方法的有效性。

为验证本文所提调度策略的性能，设计了以下 2 种对比方案：

M1(静态长期策略): 基于历史场景集生成固定的氢储能 SoC 变化序列作为长期调度计划, 在实时调度过程中不再更新该计划。实时阶段仅依据此静态 SoC 序列进行短期调度决策, 构建相应的实时优化模型。

M2(演化更新策略): 采用本文提出的三层协同调度框架, 周期性更新氢储能的 SoC 长期调度序列。每 24 h 基于更新后的历史场景概率重新计算 SoC 变化轨迹, 并动态调整长期调度计划; 在实时调度阶段, 结合短期预测信息对电化学储能进行功率优化调度。

4.2 年度运行指标对比分析

表 1 展示了 M1、M2 在运行成本、惩罚成本、负荷损失、风电利用率上的指标对比。

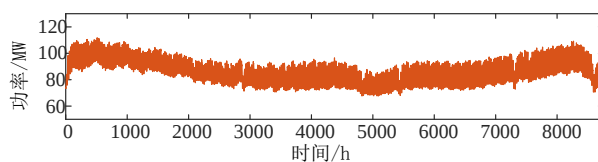
表 1 不同方法的指标对比

Table 1 Comparison of metrics across different methods

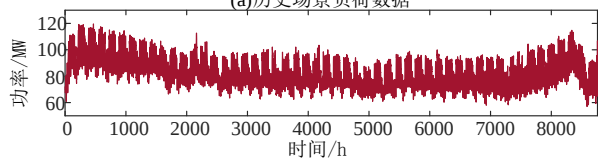
对比项	M-1	M-2
总成本/($\times 10^8$ 元)	46.90	40.05
运行成本/($\times 10^8$ 元)	4.27	4.13
惩罚成本/($\times 10^8$ 元)	42.62	35.92
负荷损失/(MW·h)	121176.61	98408.11
海上风电利用率/%	65.41	84.91

从上表中数据可以看出, 相较于 M1, M2 在各项指标上均表现出明显优势。M2 的总成本为 M1 的 85.39%, 运行成本和惩罚成本分别显著降低。这一改进主要得益于 M2 引入了短期不确定性响应机制, 通过动态调节储能系统的充放电行为, 有效缓解了功率不平衡问题, 同时提高了海上风电利用率, 从而大幅降低了切负荷带来的惩罚成本。由于 M2 根据当下监测信息动态调整长期调度计划。该机制增强了系统对实时波动的适应能力, 提升了调度决策的鲁棒性与经济性。

图 3、4 分别展示了历史负荷均值与测试年负荷、历史风电平均出力与实际测试风电出力的全年变化曲线。可以看出, 负荷与风电出力均呈现“春季高、夏秋季低”的典型季节性特征。尽管测试年的负荷变化趋势与历史均值较为接近, 但风电出力在部分时段显著高于历史平均水平。



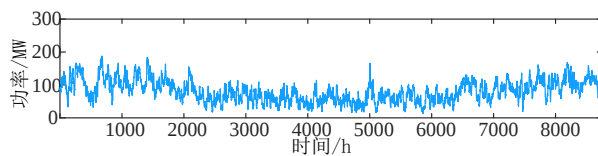
(a) 历史场景负荷数据



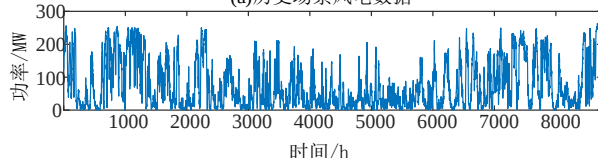
(b) 测试场景负荷数据

图 3 历史负荷均值和测试负荷曲线

Fig. 3 Historical load average and test load curve



(a) 历史场景风电数据



(b) 测试场景风电数据

图 4 历史风电均值和测试风电曲线

Fig. 4 Historical average wind power curve and test wind power curve

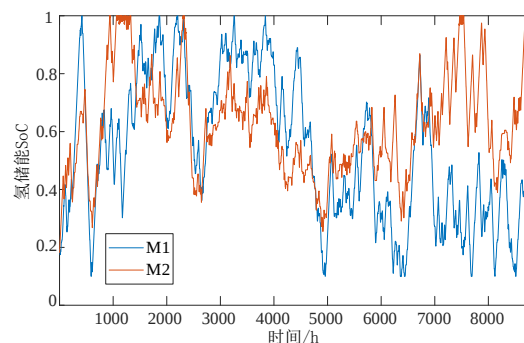


图 5 M1 和 M2 氢储能 SoC 轨迹对比

Fig. 5 Comparison of SoC trajectories of hydrogen energy storage in M1 and M2

图 5 所示可知, 由于高风电出力时段的存在, M2 策略能够及时识别并利用多余的风电进行额外制氢储能, 因此其 SoC 轨迹在对应时段表现出更明显的充电行为。相比之下, M1 采用固定 SoC 计划, 无法响应此类非预期波动, 导致大量风电被弃用或引发更高的不平衡惩罚。

4.3 夏季典型日运行结果

为了直观地展示两种对比方法在夏季典型日下的运行情况，在此给出了夏季海风与负荷曲线如图 6 所示。氢储能的 SoC 轨迹如图 7 所示。而在图 8 中则给出了夏季典型日负荷损失情况。

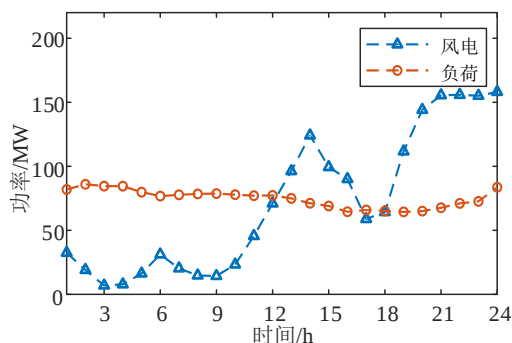


图 6 夏季典型日海风与负荷曲线

Fig. 6 Typical summer day wind and load curve

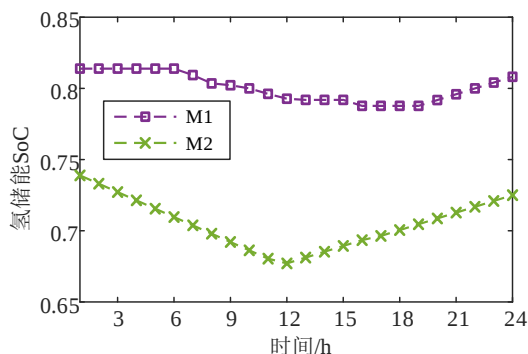


图 7 夏季典型日氢储能 SoC 轨迹

Fig. 7 Hydrogen energy storage SoC trajectory on typical summer day

由图 6 可知，在夏季典型日，风电出力在清晨时段较低，0:00—10:00 期间负荷需求远高于风电发电功率，系统面临较大的供电压力。结合图 7、8 的仿真结果可以看出，M2 通过调度框架中的控制演化层，能够动态修正氢储能的 SoC 变化序列，并在负荷高峰时段主动提升放电功率，有效弥补电力供应缺口。因此，M2 的负荷损失仅为 M1 的 53.67%，体现出更强的供电保障能力。而在 12:00—24:00 期间，随着风电出力快速上升，M2 能够感知出力变化趋势，主动引导氢储能转入制氢模式，提升其 SoC 水平，实现富余风电的高效消纳与能量时移。

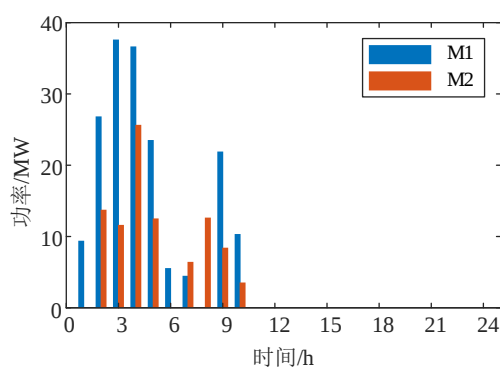


图 8 夏季典型日负荷损失对比

Fig. 8 Comparison of typical daily load losses in summer

4.4 冬季典型日运行结果

为了直观地展示两种对比方法在冬季典型日下的运行情况，在此给出了冬季海风与负荷曲线如图 9 所示。氢储能的 SoC 轨迹如图 10 所示。图 11 为冬季典型日负荷损失情况。

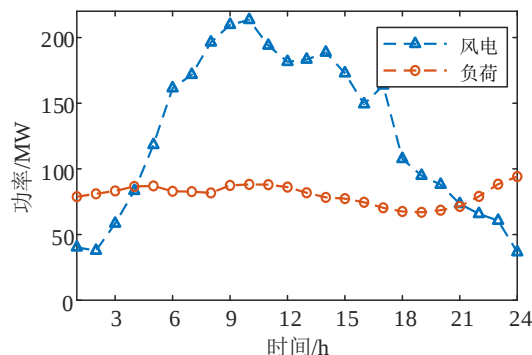


图 9 冬季典型日海风与负荷曲线

Fig. 9 Typical winter day wind and load curve

由图 9 可知，冬季典型日的风电出力在日间明显高于夏季典型日。在典型 SoC 策略下，氢储能整体呈现持续充电趋势。然而，在 0:00—03:00 以及 21:00—24:00 时段，风电出力较低，若继续制氢将加剧系统的功率平衡压力。如图 11 所示，M1 在此期间因缺乏灵活调节能力，出现了较为严重的负荷切除现象。相比之下，M2 策略通过动态调整，在 21:00—24:00 主动控制氢储能由制氢转为放电，释放存储能量，有效缓解了供电压力，显著降低了负荷损失，体现出更优的运行灵活性与供电可靠性。

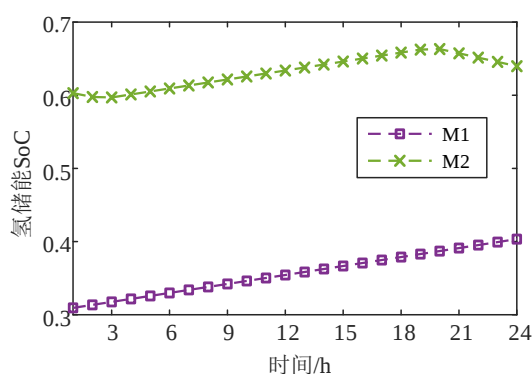


图10 冬季典型日氢储能 SoC 轨迹

Fig. 10 Hydrogen energy storage SoC trajectory on typical winter day

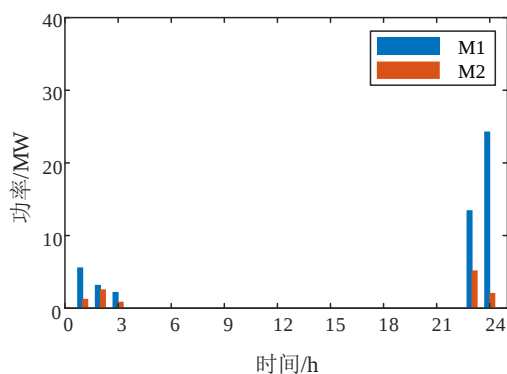


图11 冬季典型日负荷损失对比

Fig. 11 Comparison of typical daily load losses in winter

5 结论

提出了一种计及多时间尺度非预期性的海上风电演化调度方法,该方法利用核回归技术动态更新风电场景概率,并借助演化调度控制在满足非预期性约束的同时,实现电氢储能系统的协同优化调度。主要研究结论如下:

1) 本研究所提出的场景建模方法,通过融合历史数据特征与实时观测信息,能够在不依赖传统预测模型的情况下,动态更新短期内风电出力的概率分布。这种方法能够更精确地描述短期不确定性,为决策提供更加可靠的数据支持。

2) 构建的“预调度生成—控制演化—实时调度”这一新颖的三层调度框架,不仅满足了调度决策过程中的非预期性要求,还通过滚动更新机制不断调整风电出力特性。这使得长期

储能系统在应对短期波动时表现出更强的适应性和调节能力,同时也增强了短期调度中系统的灵活性和可靠性。

参考文献

- [1] 周孝信, 陈树勇, 鲁宗相, 等. 能源转型中我国新一代电力系统的技术特征[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(7): 1893-1904, 2205. ZHOU X X, CHEN S Y, LU Z X, et al. Technology features of the new generation power system in China[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(7): 1893-1904, 2205.
- [2] 严新荣, 张宁宁, 马奎超, 等. 我国海上风电发展现状与趋势综述[J]. 发电技术, 2024, 45(1): 1-12. YAN X R, ZHANG N N, MA K C, et al. Overview of current situation and trend of offshore wind power development in China[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(1): 1-12.
- [3] JIA D J, XIN J Y, WANG Z F, et al. The dynamic, thermal and material structures of sea-land breeze circulation at the coastal of Ningbo, East China Sea[J]. Atmospheric Research, 2023, 283: 106540.
- [4] COSTOYA X, DECASTRO M, CARVALHO D, et al. Climate change impacts on the future offshore wind energy resource in China[J]. Renewable Energy, 2021, 175: 731-747.
- [5] 董辉, 葛维春, 张诗钊, 等. 海上风电制氢与电能直接外送差异综述[J]. 发电技术, 2022, 43(6): 869-879. DONG H, GE W C, ZHANG S T, et al. Summary of differences between hydrogen production from offshore wind power and direct outward transmission of electric energy[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(6): 869-879.
- [6] 周帅, 艾欣, 高飞, 等. 考虑尾流效应与疲劳分布的分布式海上风电制氢滚动优化运行方法[J]. 电工技术学报, 2025, 40(14): 4584-4600. ZHOU S, AI X, GAO F, et al. Rolling optimal operation method of distributed hydrogen production by offshore wind power considering wake effect and fatigue distribution[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2025, 40(14): 4584-4600.

- [7] 金昱烨, 方家琨, 艾小猛, 等. 含季节性氢储能的电力系统跨尺度全年时序生产模拟方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(14): 120-129. JIN Y Y, FANG J K, AI X M, et al. Cross-time-scale annual chronological production simulation method for power system with seasonal hydrogen energy storage[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(14): 120-129.
- [8] 杜云飞, 沈欣炜, 酆洪柯, 等. 考虑微观选址的分布式海上风电制氢容量优化配置[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(21): 61-70. DU Y F, SHEN X W, LI H K, et al. Capacity optimal configuration of distributed offshore wind power to hydrogen considering micro-siting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(21): 61-70.
- [9] PAN G S, GU W, LU Y P, et al. Optimal planning for electricity-hydrogen integrated energy system considering power to hydrogen and heat and seasonal storage[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(4): 2662-2676.
- [10] 谢小荣, 马宁嘉, 刘威, 等. 新型电力系统中储能应用功能的综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2023, 43(1): 158-168. XIE X R, MA N J, LIU W, et al. Functions of energy storage in renewable energy dominated power systems: review and prospect[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(1): 158-168.
- [11] 符杨, 周颖龙, 葛晓琳, 等. 考虑海上风电不同时间尺度功率波动的源侧电-氢混合储能多目标规划[J]. 电网技术, 2025, 49(8): 3244-3255. FU Y, ZHOU Y L, GE X L, et al. Multi-objective planning of source-side electro-hydrogen hybrid energy storage for offshore wind power fluctuations across time scales[J]. Power System Technology, 2025, 49(8): 3244-3255.
- [12] 孙桦桦, 吴杰康, 詹耀国, 等. 海上风电与电氢混合储能协同运行优化[J]. 新型电力系统, 2024, 2(3): 346-356. SUN Y H, WU J K, ZHAN Y G, et al. Cooperative operation optimization of offshore wind power and hybrid electric-hydrogen energy storage[J]. New Type Power Systems, 2024, 2(3): 346-356.
- [13] 翟桥柱, 周玉洲, 李轩, 等. 非预期性与全场景可行性: 应对负荷与可再生能源不确定性的现状、挑战与未来[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(20): 6418-6432. ZHAI Q Z, ZHOU Y Z, LI X, et al. Nonanticipativity and all-scenario-feasibility: state of the art, challenges, and future in dealing with the uncertain load and renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(20): 6418-6432.
- [14] GANGAMMANAVAR H, SEN S, ZAVALA V M. Stochastic optimization of sub-hourly economic dispatch with wind energy[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2016, 31(2): 949-959.
- [15] 王宇绅, 陈皓勇, 黄宇翔, 等. 多重不确定性下的虚拟电厂参与电能量和需求响应市场鲁棒优化调度策略[J]. 发电技术, 2024, 45(6): 1173-1185. WANG Y S, CHEN H Y, HUANG Y X, et al. Robust optimal scheduling strategy for virtual power plant participation in electric energy and demand response markets under multiple uncertainties[J]. Power Generation Technology, 2024, 45(6): 1173-1185.
- [16] 张智泉, 陈晓杰, 符杨, 等. 含海上风电制氢的综合能源系统分布鲁棒低碳优化运行[J]. 电网技术, 2025, 49(1): 41-51. ZHANG Z Q, CHEN X J, FU Y, et al. Distributionally robust low-carbon optimal operation for integrated energy system including hydrogen production from offshore wind power[J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 41-51.
- [17] GAO D W, MULJADI E, TIAN T, et al. Comparison of standards and technical requirements of grid-connected wind power plants in China and the United States[R]. National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2016.
- [18] RUAN J Q, XU Z, SU H. Towards interdisciplinary integration of electrical engineering and earth science[J]. Nature Reviews Electrical Engineering, 2024, 1(5): 278-279.
- [19] 李子晨, 夏杨红, 孙勇, 等. 考虑氢能长短周期储能特性的电氢综合能源系统容量配置方法[J]. 电网技术, 2025, 49(1): 12-21. LI Z C, XIA Y H, SUN Y, et al. Optimal sizing of electricity-hydrogen integrated energy system considering multi-timescale operation of hydrogen storage system[J]. Power System Technology, 2025, 49(1): 12-21.

- [20] LIU X T, HU J J, LI R Z, et al. Optimal capacity planning for integrated charging microgrids along highways considering seasonal fluctuation and risk management[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2025, 16(5): 3772-3785.
- [21] 周玉洲, 翟桥柱, 张宁, 等. 含储能及新能源的电力系统多阶段随机优化调度 [J]. 中国电机工程学报, 2021, 41 (18): 6089-6100.
- ZHOU Y Z, ZHAI Q Z, ZHANG N, et al. Multistage stochastic optimal scheduling of power system with energy storage and renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41 (18): 6089-6100.
- [22] ZHENG B S, WEI W, XU Y, et al. Capacity aggregation and online control of clustered energy storage units[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2024, 15(3): 1546-1561.
- [23] ZHENG B S, WEI W. Real-time peer-to-peer energy trading for networked multi-energy systems with hybrid energy storage[J]. Journal of Energy Storage, 2025, 105: 114530.
- [24] 朱建全, 朱文凯, 刘海欣, 等. 近似动态规划在电力系统优化运行中的应用综述[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(22): 1-21.
- ZHU J Q, ZHU W K, LIU H X, et al. Overview on application of approximate dynamic programming in optimal operation of power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(22): 1-21.
- [25] HARGREAVES J J, HOBBS B F. Commitment and dispatch with uncertain wind generation by dynamic programming[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(4): 724-734.
- [26] CHEN T Y, BU S R, LIU X, et al. Peer-to-peer energy trading and energy conversion in interconnected multi-energy microgrids using multi-agent deep reinforcement learning[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 715-727.
- [27] 冯松杰, 魏韡. 考虑新能源消纳和电力保供的电力系统多时间尺度平衡方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(4): 128-140.
- FENG S J, WEI (W/X). Multi-timescale balancing method for power systems considering renewable energy accommodation and power supply support[J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(4): 128-140.
- [28] KANG K, SU Y F, YANG P, et al. Securing

long-term dispatch of isolated microgrids with high-penetration renewable generation: a controlled evolution-based framework[J]. Applied Energy, 2025, 381: 125140.

收稿日期:

作者简介:



刘楠

刘楠(1985), 男, 博士研究生, 高级工程师, 研究方向为电力系统规划与运行、稳定控制, liunsgcc@163.com;



董骁翀

董骁翀(1995), 男, 博士, 助理研究员, 研究方向为人工智能技术在电力系统中的应用, dream_dxc@163.com;



梅生伟

梅生伟(1964), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为大电网安全、新能源电力系统、大规模储能技术等, 本文通讯作者, meishengwei@tsinghua.edu.cn.

(责任编辑 辛培裕)