

基于自适应时段划分的含氢微能网中长期变分辨率调度

刘洪, 惠之洲, 张鹏, 李俊锴, 张世达, 杨白洁

(智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津市 300072)

摘要: 传统微网中长期调度在日能量平衡时难以计及储能的能量循环过程, 不仅可能导致日能量平衡方案无法支撑日内初始时段的储能充放策略, 而且无法适应电氢相互转换过程的高损耗。为此, 文中提出自适应时段划分与变分辨率相结合的两阶段随机优化调度方法。首先, 针对不确定性“近小远大”问题, 建立基于改进鞅模型的源荷出力特性模型。其次, 构建含氢微能网中长期调度的两阶段变分辨率随机优化架构, 在阶段1提出基于深度神经网络的自适应时段划分方法, 在阶段2以系统运行费用最低为目标, 结合分时段机会约束分别建立粗、细分辨率随机优化调度模型, 后者基于前者决策的储氢设备荷电状态安排各小时的设备出力计划, 并提出基于采样法的求解方案。最后, 通过算例仿真验证了所提模型和方法的有效性。

关键词: 自适应时段划分; 中长期调度; 鞅模型; 不确定性; 分时段机会约束; 微能网

0 引言

以可再生能源为主要支撑的独立微能网是实现高原、海岛、边界和无人区等偏远地区能源可持续供给的重要保障^[1]。可再生能源受天气条件影响大^[2-3], 经常出现连续数日的出力高峰和出力低谷的情况。氢储能容量大, 可支撑长时间功率变化需求^[4]。将氢储能与更适合应对短时间功率变化的传统电化学储能相结合, 可有效保障可再生能源微能网的独立运行^[5]。然而, 如何充分协调包括电氢储能在内的各类设备的运行出力, 同时满足源荷功率长时间周期性和短时间波动性场景下的微能网功率平衡需求^[6], 是当前亟须解决的问题。目前, 针对微网中长期调度方法的研究主要分为以下3类。

第1类方法^[7-8]直接对源荷全时间序列进行调度。这类方法虽然获得的调度计划精度高, 但各时间断面调度策略间的耦合关系复杂、求解时间长。

第2类方法^[9-11]将调度的全时间序列削减为典型日, 通过对典型日调度的方法代替直接对全时间序列的调度。这类方法虽然简化了计算, 但各典型日是独立的, 无法实现系统内能量在连续多日之间的转移。

第3类方法通过降低全时间序列之间复杂的耦合关系, 在求解的速度和精度之间取得平衡。根据

减少耦合关系方法的不同, 第3类方法又分为2个分支: 第1个分支采用改进场景法^[12-16], 将典型日耦合, 并假设相同典型场景下系统的运行状态相同, 虽然改进场景法能够实现系统跨典型日的运行, 但聚合的典型日无法精准描述原时间序列, 会产生调度误差; 第2个分支通过改变调度的时间分辨率降低决策变量数目, 将多个连续的离散时间步长仅用一个时间步长表示^[17-18]。文献[19]采用日分辨率完成调度后, 利用并行技术提高计算效率。文献[20]提出负荷状态转移曲线以减少决策变量数目。文献[21]采用混合分辨率以降低调度的求解规模。文献[22]以日分辨率完成周前调度, 并利用分布鲁棒调度对周前确定的储氢量进行调整。文献[23]在不同阶段依次以更细的分辨率完成调度, 最终获取小时级分辨率的调度计划。虽然降低时间分辨率能够提高求解速度, 但在按日进行时段划分的粗分辨率调度层, 难以计及储能的实际日内能量循环利用过程。一方面, 无法考虑储能设备荷电状态(state of charge, SOC)在日内各小时的容量约束, 可能会出现部分日的日能量平衡方案中, 储能设备的起始SOC已达到设备要求的上、下限值, 不能满足日内设备出力调度方案在初始时段的储能充放功率策略。另一方面, 只能决策每日储能设备的终止SOC相对于起始SOC的变化量, 无法得知日内能量的循环利用过程。而氢能的循环利用效率为20%~50%^[24], 忽略氢能的循环利用过程将导致粗分辨率的调度结果存在较大误差。此外, 在含氢微能网中

收稿日期: 2024-03-26; 修回日期: 2024-07-14。

上网日期: 2024-09-20。

天津市科技计划资助项目(22JCZDJC00820)。

长期调度时还应考虑源荷多重不确定性“近小远大”的特点,并建立与其相应的调度模型,以提高中长期调度方案的经济性和稳定性。

本文针对以上问题研究,提出基于自适应时段划分的含氢微能网中长期变分辨率随机优化调度方法。首先,针对不确定性“近小远大”的问题,基于改进鞅模型对不确定性建模,以表征调度周期内源荷不确定性随时间的演变特性。其次,针对日能量平衡存在的问题,融合数据驱动和模型机理构建两阶段变分辨率随机优化调度架构。其中,针对无法预先获得划分时段需要的储氢设备运行状态的问题,在阶段1通过数据驱动训练深度神经网络,并提出自适应调度时段划分方法,实现各调度时段内仅存在储氢设备的能量单一充放状态;针对含氢微能网中长期调度模型求解维度高和无法应对源荷不确定性“近小远大”的问题,在阶段2利用分时段机会约束建立粗、细分辨率随机优化调度模型,以降低多重不确定性“近小远大”的特点对调度计划的影响,并基于采样法完成机会约束的确定性转换。最后,通过算例分析验证了所提模型和方法的合理性与有效性。

1 含氢微能网运行架构

含氢微能网的架构如图1所示。系统内含有电锅炉(electric boiler, EB)、电解槽(electrolysis device, ED)、氢燃料电池(hydrogen fuel cell, HFC)、燃油发电机(generator, GE)、储电设备(battery storage, BS)、储热设备(thermal storage, TS)和储氢设备(hydrogen storage, HS)。电负荷主要由可再生能源供应,燃油发电机部分作为备用。

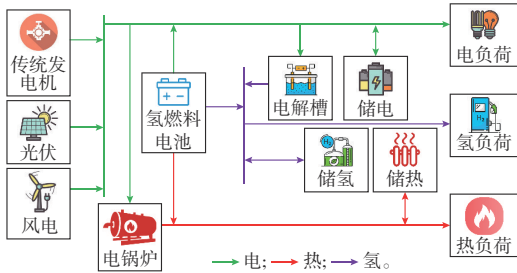


图1 含氢微能网架构

Fig. 1 Architecture of micro-energy network with hydrogen

1) 电解槽模型

碱性电解水装置具有可在大电压、高电流密度和低压下稳定运行的特点^[25],能利用富余可再生能源制氢^[26]。电解槽的数学模型为:

$$P_{t,H_2}^{ED} = \eta_{H_2}^{ED} P_{t,e}^{ED} \quad (1)$$

式中: $P_{t,e}^{ED}$ 为ED设备在 t 时刻输入的电功率; P_{t,H_2}^{ED} 为

ED设备在 t 时刻输出的氢功率; $\eta_{H_2}^{ED}$ 为ED设备的电转氢效率。

2) 氢燃料电池模型

采用质子交换膜燃料电池^[27],并考虑燃料电池的余热回收。其数学模型为:

$$P_{t,e}^{HFC} = \eta_e^{HFC} P_{t,H_2}^{HFC} \quad (2)$$

$$Q_{t,h}^{HFC} = \eta_h^{HFC} (1 - \eta_e^{HFC}) P_{t,H_2}^{HFC} \quad (3)$$

式中: $P_{t,e}^{HFC}$ 为HFC设备在 t 时刻输出的电功率; P_{t,H_2}^{HFC} 为HFC设备在 t 时刻输入的氢功率; $Q_{t,h}^{HFC}$ 为HFC设备在 t 时刻输出的热功率; η_e^{HFC} 和 η_h^{HFC} 分别为HFC设备的氢转电效率和余热回收利用效率。

3) 储能设备模型

压缩气体储氢是氢能大规模存储的首选方式^[28],选择高压气态储氢作为系统的储氢方式。

$$S_t^{HS} = S_{t-1}^{HS} (1 - \eta_{loss}^{HS}) + P_{t,cha}^{HS} \eta_{cha}^{HS} - \frac{P_{t,dis}^{HS}}{\eta_{dis}^{HS}} \quad (4)$$

式中: S_t^{HS} 为 t 时刻储氢设备的容量; η_{loss}^{HS} 为储氢设备的能量自损率; $P_{t,cha}^{HS}$ 和 $P_{t,dis}^{HS}$ 分别为 t 时刻储氢设备的充、放氢功率; η_{cha}^{HS} 和 η_{dis}^{HS} 分别为储氢设备的充、放氢效率。

其余设备模型见附录A式(A1)一式(A3)。

2 预测不确定性随时间的演变特性

借鉴文献[29]中对水文预报不确定性的分析,对含氢微能网中长期调度周期内源荷不确定性随时间的演变特性建模,不确定性随时间的演变特性如附录A图A1所示。定义被预测时刻与预测点的时间差为预测超前距离。在同一预测点对未来时刻预测时,预测超前距离越大,对应的预测误差就越大^[29],具有“近小远大”的特点。相应地,对于同一时刻的被预测值,随着预测点的逐渐逼近,预测超前距离缩小,被预测值对应的预测误差也将逐渐减少。以光伏出力预测为例,预测误差改进表示相邻预测点 s 和 $s-1$ 对 t 时刻预测时的预测误差改进值,如式(5)所示。

$$\begin{cases} P_{s,t}^{PV} = q_t^{PV} + \epsilon_{s,t,e}^{PV} \\ \epsilon_{s,t}^{PV} = \epsilon_{s,t,e}^{PV} - \epsilon_{s-1,t,e}^{PV} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $P_{s,t}^{PV}$ 为在 s 时刻预测的 t 时刻光伏出力值; $\epsilon_{s,t}^{PV}$ 为超前预测距离为 $t-s$ 相对于超前预测距离为 $t-s+1$ 时预测误差的改进值; q_t^{PV} 为 t 时刻的光伏实际出力; $\epsilon_{s,t,e}^{PV}$ 为在 s 时刻对 t 时刻光伏出力预测时,预测值对应的预测误差。

由此可以通过预测误差的改进值实现误差推演,在预测点 s 对 t 时刻预测的光伏出力值可以被分解为 t 时刻的光伏出力实际值与各预测误差改进相加减,如式(6)所示。

$$\epsilon_{s,t,e}^{PV} = - \sum_{i=s+1}^t e_{i,t}^{PV} \quad (6)$$

绝对误差可能会受到预测数据量级的影响,导致不确定性模型不能反映真实的预测精度。采用相对误差是解决这一问题的有效方法^[29],以此得到改进鞅模型如附录 A 式(A4)所示。若要获取源荷数据的相对预测误差,就必须得到各相邻超前预测距离之间对应的相对预测误差改进值。利用改进鞅模型,根据历史的源荷预测数据和实际数据,计算得到各相邻超前预测距离之间对应的相对预测误差改进样本值。分别对各样本值进行概率分布拟合,则可得各相对预测误差改进的概率密度函数分布,以表征源荷数据预测不确定性“近小远大”的特点。

3 两阶段中长期变分辨率随机优化调度

3.1 两阶段变分辨率随机优化调度架构

两阶段变分辨率随机优化调度架构如图 2 所示。阶段 1 通过源荷预测数据,利用神经网络得到储氢设备的运行状态(充氢和非充氢),并据此完成自适应时段划分。通过时段划分结果,自然地计及电-氢相互转换过程的高损耗效应,同时规避日能量平衡方案可能无法支撑设备出力调度方案在日内初始时段的储能充放策略的问题。子问题 1 利用时段划分结果完成能量视角下的随机优化调度,决策各调度时段储氢设备的始末 SOC;子问题 2 将子问题 1 的储氢设备 SOC 结果作为边界条件,完成功率视角下的随机优化调度。数据驱动方法和模型机理调度的结合点是调度时段划分结果。数据驱动方法得到储氢设备运行状态是调度时段划分的前提,而时段划分的结果是建立子问题 1 粗分辨率调度模型的前提,同时,子问题 1 的储氢设备 SOC 调度结果会影响到子问题 2 的决策方案。因为粗分辨率调度在极短的时间内就能够求解完成,子问题 2 利用储氢设备 SOC 结果“斩断”全时间序列的耦合关系,将耦合关系限制在子问题 1 的各调度时段内,通过递进求解两个子问题的方法降低模型求解维度,提高求解效率。

3.2 基于数据驱动的自适应时段划分方法

3.2.1 神经网络模型

含氢微能网某一时刻储氢设备的运行状态与被调度时刻的源荷数据具体情况相关,两者之间存在某种非线性对应关系,且传统的机理模型无法精确描述这种非线性对应关系^[30]。

利用神经网络模型较强的非线性拟合能力^[31]对这种非线性关系进行建模,得到源荷数据和系统参数与储氢设备运行状态的非线性对应关系,

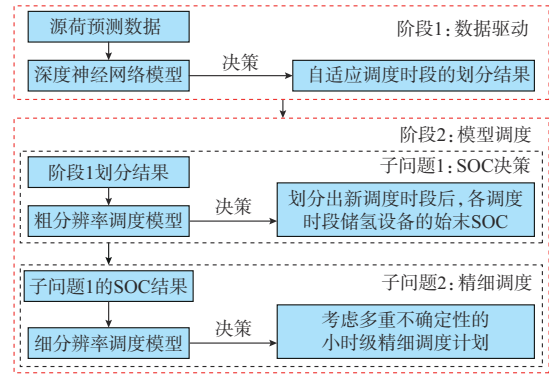


图 2 两阶段优化调度架构
Fig. 2 Two-stage optimal scheduling architecture

其网络架构如附录 B 图 B1 所示。基于历史数据进行考虑多重不确定性随时间演变特性的随机优化调度,得到各时刻储氢设备后验最优运行状态。将历史源荷数据、系统参数和储氢设备后验最优运行状态放入模型中训练,训练流程如附录 B 图 B2 所示。

3.2.2 自适应调度时段划分方法

自适应调度时段划分流程图如附录 B 图 B3 所示。具体步骤如下:

步骤 1:取得源荷预测数据,通过神经网络模型预测各时刻储氢设备的运行状态,并获得原始调度时段数 T 。

步骤 2:遍历整个调度时段。

步骤 3:若相邻两时段均为充氢时段,则允许合并这两个时段,并计算 $T = T - 1$,转步骤 2;否则拒绝合并,转步骤 4。

步骤 4:若相邻两时段均为非充氢时段,则允许合并这两个时段,并计算 $T = T - 1$,转步骤 2;否则拒绝合并,若拒绝次数达到设定值,则转步骤 5,否则转步骤 2。

步骤 5:完成自适应调度时段初步划分。

步骤 6:保持初步划分的充氢时段不变,在非充氢时段中,利用式(7)根据源荷预测数据计算净等效电负荷功率,并记录净等效电负荷功率大于零的时刻点。

$$P_{t,e}^{net} = P_{t,e}^{PV,pre} + P_{t,e}^{WT,pre} - P_{t,e}^{L,pre} - \frac{P_{t,h}^{L,pre}}{\eta_h^{EB}} - \frac{P_{t,H_2}^{L,pre}}{\eta_{H_2}^{ED}} \quad (7)$$

式中: $P_{t,e}^{net}$ 为 t 时刻的净等效电负荷功率; $P_{t,e}^{L,pre}$ 、 $P_{t,h}^{L,pre}$ 、 $P_{t,H_2}^{L,pre}$ 分别为 t 时刻预测的电、热、氢负荷功率; $P_{t,e}^{PV,pre}$ 、 $P_{t,e}^{WT,pre}$ 分别为 t 时刻预测的光伏和风电功率; η_h^{EB} 为 EB 设备的电转热效率。

步骤 7:若没有净等效电负荷功率大于零的时刻点,则无须细致划分,转步骤 11,否则转步骤 8。

步骤 8:类似于火电机组启停的概念,记录净等

效电负荷功率的“启动”点,判断“启动”点的数量,若数量为1则转步骤9,否则转步骤10。

步骤9:将非充氢时段内的“启动”点及之后的时刻划分为一个调度时段,余下的相邻时刻划分为一个调度时段。

步骤10:依次将非充氢时段内前一时刻“启动”点至下一时刻“启动”点之前的时刻划分为一个调度时段,余下的相邻时刻划分为一个调度时段。

步骤11:完成自适应调度时段划分,并输出时段划分结果。

初步划分(步骤1至5)的目的是将充氢调度时段和非充氢调度时段分开,在初步划分得到的各调度时段内,仅出现储氢设备能量的单一充放状态。细致划分(步骤6至11)的目的是避免直接使用初步划分的调度时段结果完成粗分辨率能量平衡调度时,可能会出现部分非充氢调度时段的能量平衡方案内在净等效电负荷功率大于0的时刻之前的部分时刻,储能设备的SOC已达到设备要求的下限值,不能满足日内设备出力调度方案在非充氢调度时段净等效电负荷功率大于0的时刻之前的部分时刻储能设备的放能功率策略。步骤9、10的调度时段划分效果分别如附录B图B4、图B5所示。

3.3 粗分辨率随机优化调度

3.3.1 粗分辨率分时段机会约束优化调度模型

1) 目标函数

$$\min C_1 = \sum_{w=1}^{W_0} C_w^O + C_w^{OM} + C_w^{L,cut} \quad (8)$$

$$\begin{cases} C_w^O = b^O E_{w,O}^{GE} \\ C_w^{OM} = C_{OM}^{z_1} E_w^{z_1} + C_{OM}^{z_2} |E_{w,cha}^{z_2} - E_{w,dis}^{z_2}| \\ C_w^{L,cut} = b_{z_3}^{L,cut} E_{w,z_3}^{L,cut} \end{cases} \quad (9)$$

式中: C_1 为粗分辨率调度时系统运行的总成本; C_w^O 、 C_w^{OM} 和 $C_w^{L,cut}$ 分别为调度时段 w 的燃油、设备运维和削负荷惩罚的成本; W_0 为阶段1自适应划分出的调度时段数目; b^O 为燃油系数; $E_{w,O}^{GE}$ 为发电机在调度时段 w 的燃油量; $C_{OM}^{z_1}$ 和 $C_{OM}^{z_2}$ 分别为耦合设备 z_1 和储能设备 z_2 的单位能量运维成本; $E_w^{z_1}$ 为耦合设备 z_1 在调度时段 w 的能量, $z_1 \in \{GE, EB, ED, HFC\}$; $E_{w,dis}^{z_2}$ 和 $E_{w,cha}^{z_2}$ 分别为储能设备 z_2 在调度时段 w 的放能能量和充能能量, $z_2 \in \{BS, TS, HS\}$; $b_{z_3}^{L,cut}$ 为削减 z_3 负荷的惩罚系数; $E_{w,z_3}^{L,cut}$ 为调度时段 w 削减的 z_3 负荷能量, $z_3 \in \{e, h, H_2\}$ 分别表示电、热、氢。

2) 分时段能量机会约束

预测超前距离较短的调度时段源荷数据的预测精度较高,设定能量不等式约束成立的概率较高;预测超前距离较长的调度时段源荷数据的预测精度较

低,设定能量不等式约束成立的概率较低;以此降低多重不确定性“近小远大”的特点对中长期优化调度的影响。分时段机会约束的含义如附录B图B6所示。

$$\Pr \{ E_{w,e}^{GE} + E_{w,e}^{HFC} + E_{w,e}^{PV} + \epsilon_{w,e}^{PV} + E_{w,e}^{WT} + \epsilon_{w,e}^{WT} + E_{w,dis}^{BS} \geq E_{w,cha}^{BS} + E_{w,e}^{EB} + E_{w,e}^{ED} + E_{w,e}^L + \epsilon_{w,e}^L \} \geq \alpha_w^{L,e} \quad (10)$$

$$\Pr \{ E_{w,dis}^{TS} + E_{w,h}^{EB} + E_{w,h}^{HFC} \geq E_{w,cha}^{TS} + E_{w,h}^L + \epsilon_{w,h}^L \} \geq \alpha_w^{L,h} \quad (11)$$

$$\Pr \{ E_{w,H_2}^{ED} + E_{w,H_2}^{HS} \geq E_{w,cha}^{HFC} + E_{w,cha}^{HS} + E_{w,H_2}^L + \epsilon_{w,H_2}^L \} \geq \alpha_w^{L,H_2} \quad (12)$$

$$\alpha_w^{L,z_3} = \sum_{t=t_w^{start}}^{t_w^{stop}} \frac{\alpha_t^{L,z_3}}{D_w} \quad 1 \leq w \leq W_0 \quad (13)$$

$$\alpha_1^{L,z_3} \geq \alpha_2^{L,z_3} \geq \alpha_3^{L,z_3} \geq \dots \geq \alpha_{W_0-1}^{L,z_3} \geq \alpha_{W_0}^{L,z_3} \quad (14)$$

式中: $E_{w,e}^{PV}$ 、 $E_{w,e}^{WT}$ 、 $E_{w,e}^{GE}$ 、 $E_{w,e}^{HFC}$ 、 $E_{w,e}^{EB}$ 和 $E_{w,e}^{ED}$ 分别为调度时段 w 光伏、风电、发电机、燃料电池、电锅炉和电解槽的电能量; $E_{w,h}^{EB}$ 和 $E_{w,h}^{HFC}$ 分别为调度时段 w 电锅炉和燃料电池的热能量; E_{w,H_2}^{ED} 和 E_{w,H_2}^{HFC} 分别为调度时段 w 电解槽和燃料电池的氢能量; $E_{w,e}^L$ 、 $E_{w,h}^L$ 、 E_{w,H_2}^L 分别为调度时段 w 供应的电、热、氢负荷能量; $\epsilon_{w,e}^{PV}$ 、 $\epsilon_{w,e}^{WT}$ 和 $\epsilon_{w,e}^L$ 、 $\epsilon_{w,h}^L$ 、 ϵ_{w,H_2}^L 分别为调度时段 w 光伏、风电和电、热、氢负荷的预测误差; $\alpha_w^{L,e}$ 、 $\alpha_w^{L,h}$ 、 α_w^{L,H_2} 分别为调度时段 w 电、热、氢能量机会约束条件成立的置信水平; $\Pr \{ \cdot \}$ 表示 $\{ \cdot \}$ 内不等式成立的概率; α_t^{L,z_3} 为 t 时刻 z_3 功率机会约束条件成立的置信水平; t_w^{start} 、 t_w^{stop} 分别为自适应划分得到的调度时段 w 的起始和终止时刻; D_w 为自适应时段划分后调度时段 w 包含的小时数。

其余约束条件如附录A式(A5)一式(A9)所示。

3.3.2 粗分辨率模型求解方法

分时段机会约束中,包含多个随机变量且各随机变量可能不服从同一种分布,故使用采样法^[27]将能量机会约束条件转换为确定性约束后,利用MATLAB调用Cplex求解器进行求解,具体转换方法见文献[32]。

3.4 细分辨率随机优化调度

3.4.1 细分辨率分时段机会约束优化调度模型

1) 目标函数

$$\min C_2 = \sum_{t=1}^{T_0} C_t^O + C_t^{OM} + C_t^{L,cut} \quad (15)$$

$$\begin{cases} C_t^O = b^O P_{t,O}^{GE} \\ C_t^{OM} = C_{OM}^{z_1} P_t^{z_1} + C_{OM}^{z_2} |P_{t,cha}^{z_2} - P_{t,dis}^{z_2}| \\ C_t^{L,cut} = b_{z_3}^{L,cut} P_{t,z_3}^{L,cut} \end{cases} \quad (16)$$

式中: C_2 为细分辨率调度时系统运行的总成本; C_t^O 、

C_t^{OM} 和 $C_t^{L,cut}$ 分别为 t 时刻的燃油、设备运维和削负荷惩罚的成本; T_0 为中长期调度的小时数; P_t^i 为耦合设备 z_i 在 t 时刻的功率; $P_{t,dis}^{z_2}$ 和 $P_{t,cha}^{z_2}$ 分别为储能设备 z_2 在 t 时刻的放能功率和充能功率; $P_{t,z_3}^{L,cut}$ 为 t 时刻削减的 z_3 负荷的功率; $P_{t,O}^{GE}$ 为 GE 设备在 t 时刻输入的燃油量。

2) 分时段功率机会约束

类比于粗分辨率随机优化调度模型, 功率机会约束条件如下:

$$\Pr \{ P_{t,e}^{GE} + P_{t,e}^{HFC} + P_{t,e}^{PV} + \epsilon_{t,e}^{PV} + P_{t,e}^{WT} + \epsilon_{t,e}^{WT} + P_{t,dis}^{BS} \geq P_{t,e}^{EB} + P_{t,e}^{ED} + P_{t,cha}^{BS} + P_{t,e}^L + \epsilon_{t,e}^L \} \geq \alpha_t^{L,e} \quad (17)$$

$$\Pr \{ Q_{t,dis}^{TS} + Q_{t,h}^{EB} + Q_{t,h}^{HFC} \geq Q_{t,cha}^{TS} + Q_{t,h}^L + \epsilon_{t,h}^L \} \geq \alpha_t^{L,h} \quad (18)$$

$$\Pr \{ P_{t,dis}^{ED} + P_{t,dis}^{HS} \geq P_{t,cha}^{HS} + P_{t,H_2}^L + \epsilon_{t,H_2}^L + P_{t,H_2}^{HFC} \} \geq \alpha_t^{L,H_2} \quad (19)$$

$$\alpha_1^{L,z_3} \geq \alpha_2^{L,z_3} \geq \alpha_3^{L,z_3} \geq \dots \geq \alpha_{T_0-1}^{L,z_3} \geq \alpha_{T_0}^{L,z_3} \quad (20)$$

式中: $P_{t,e}^{GE}$ 、 $P_{t,e}^{EB}$ 、 $P_{t,e}^{PV}$ 、 $P_{t,e}^{WT}$ 分别为 t 时刻发电机、电锅炉、光伏、风电的电功率; $Q_{t,h}^{EB}$ 为 t 时刻电锅炉的热功率; $P_{t,e}^L$ 、 $Q_{t,h}^L$ 、 P_{t,H_2}^L 分别为 t 时刻供应的电、热、氢负荷的功率; $P_{t,cha}^{BS}$ 和 $P_{t,dis}^{BS}$ 分别为 t 时刻储电的充、放电功率; $Q_{t,cha}^{TS}$ 和 $Q_{t,dis}^{TS}$ 分别为 t 时刻储热的充、放热功率。

3) 储氢设备 SOC 约束条件

通过求解子问题 1 得到的各调度时段 w 储氢设备的始末 SOC 作为子问题 2 的边界条件, 在子问题 2 中为已知条件。故有以下约束:

$$\begin{cases} S_w^{HS,*} = S_{t_w}^{HS} & 1 \leq w \leq W_0 \\ t_w = \sum_{r=1}^w D_r & 1 \leq w \leq W_0 \end{cases} \quad (21)$$

式中: $S_w^{HS,*}$ 表示子问题 1 求解得到的各调度时段 w 储氢设备的 SOC 结果。

其余约束条件如附录 A 式 (A10) 一式 (A14) 所示。

3.4.2 细分分辨率模型求解方法

类比于子问题 1, 使用采样法^[32]将机会约束转换为确定性约束后进行求解。

4 算例分析

本文选择含氢微能网为对象进行算例研究, 源荷预测数据曲线如附录 C 图 C1 所示。系统^[24]和各类设备^[6,25,33-35]的相关参数如附录 C 表 C1 和表 C2 所示, 假设源荷各相对预测误差改进的概率密度函数服从一定的正态分布。

4.1 中长期优化调度效能分析

为体现含氢微能网中长期优化调度的优势, 本节设置场景 1 和场景 2 进行对比分析验证。

场景 1: 含氢微能网中配置燃油发电机、电锅炉、电解槽、燃料电池、储电、储热和储氢设备, 采用重复进行日前调度的方法完成 720 h 的调度。

场景 2: 系统采用场景 1 的配置, 利用源荷预测数据直接对全时间序列进行连续 720 h 的调度。

场景 2 连续 720 h 的电功率平衡计划以及场景 1 和场景 2 调度计划的前 3 日结果分别如图 3(a)、(b)、(c) 所示。场景 1 无法计及多日之间的能量转移, 弃光弃风现象较严重。场景 2 在前 2 日将多余的可再生能源转换为氢能并存储, 在第 3 日利用氢燃料电池将氢能释放为电能, 实现了多日之间的能量转移, 充分发挥氢能作为能量媒介的优势。

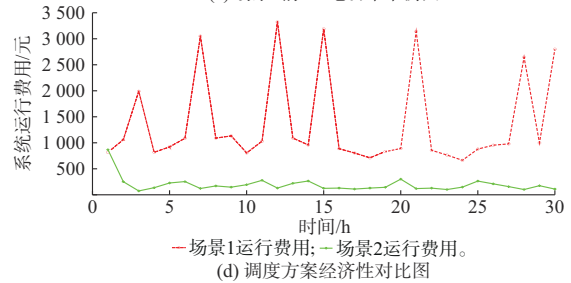
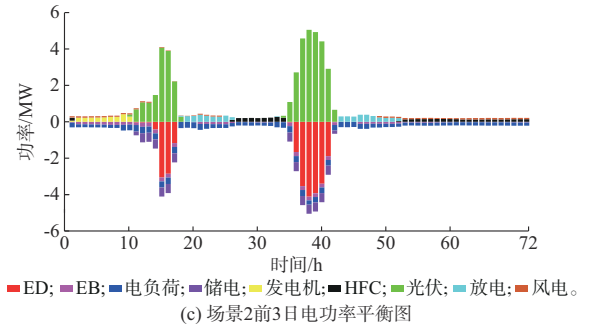
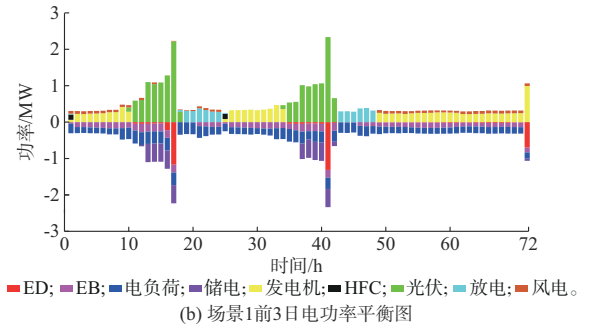
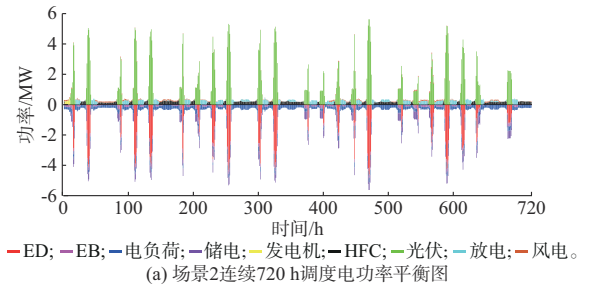


图3 中长期优化调度效能分析
Fig.3 Efficiency analysis of medium- and long-term optimal scheduling

场景1和场景2的经济性对比如图3(d)所示。场景1在可再生能源短缺的调度日需依靠发电机补充缺口,大部分调度日的成本激增,最终系统总运行费用上升至约4.12万元。场景2在大多数调度日的运行费用低于场景1,总运行费用仅为0.58万元。相较于场景1,运行费用降低了85.92%,实现了中长期调度周期上整体的经济性最优。

4.2 两阶段变分辨率调度方法验证

为验证本文所提基于自适应时段划分的中长期变分辨率优化调度方法的有效性,本节设置场景3和场景4,并结合场景2进行对比分析验证。

场景3:系统采用场景1的配置,根据每日进行时段划分,利用按日划分后的时段依次完成粗分

率和细分分辨率的调度。

场景4:系统采用场景1的配置,采用本文所提方法,在利用深度神经网络的结果进行自适应时段划分后,依次完成粗分辨率和细分分辨率的调度。

利用历史源荷数据和其后验最优储氢设备运行状态训练深度神经网络模型,训练过程如附录D图D1所示。由图D1可见,均方根误差和损失函数值经过迭代后逐渐降低,并接近于0且趋于稳定,表示模型的拟合精度较高,可以被用于未来储氢行为的预测。分别进行月、5个月和全年时间尺度上的调度,评价指标计算结果如表1所示。评价指标的计算公式如附录D式(D1)所示。

表1 不同时间尺度下调度方案评价指标对比
Table 1 Comparison of evaluation indices of scheduling schemes on different time scales

时间尺度	场景	系统运行费用/元	运行费用误差/%	切负荷率/%	新能源弃电率/%	氢储能SOC误差/%	发电机功率误差/%	调度时段数/个	粗分辨率求解时间/s	细分辨率求解时间/s	总求解时间/s	时间减少率/%	加速比
月	2	5 791.79	0	0	25.87	0	0	720	0	0.563	0.563	0	1
	3	12 896.44	122.67	0	18.34	32.21	64.956	30,720	0.019	0.418	0.437	22.33	1.288
	4	5 857.65	1.14	0	24.69	2.33	0	51,720	0.025	0.279	0.304	45.98	1.851
5个月	2	12 221.90	0	0	3.43	0	0	3 600	0	8.261	8.261	0	1
	3	18 013.48	47.39	0	18.35	69.87	892.750	150,3 600	0.081	3.125	3.206	61.19	2.577
	4	12 328.12	0.87	0	2.84	4.15	19.660	778,3 600	0.507	3.361	3.868	53.17	2.136
全年	2	90 654.67	0	0	6.95	0	0	8 760	0	124.909	124.909	0	1
	3	179 648.49	98.17	0	26.26	18.94	1 195.810	365,8 760	0.648	31.899	32.547	73.94	3.838
	4	97 336.88	7.37	0	8.30	0.83	247.540	1 875,8 760	5.076	17.803	22.879	81.68	5.460

因为场景2的调度模型得到的调度计划最为精细,将场景2的调度结果作为基准进行对比。虽然场景3也是先进行粗分辨率调度,但其划分时段按每日进行划分,导致调度过程存在较大误差,运行费用误差为122.67%,氢储能SOC的误差为32.21%,在新能源弃电率和发电机功率等多项数据上,也具有较大的误差。而使用本文所提方法,得到场景4子问题1粗分辨率优化调度的能量平衡结果和各调度时段可再生能源水平对储能设备SOC的引导作用分别如附录D图D2和图D3所示。由图D2可知,通过自适应调度时段划分方法将720个时刻划分为51个调度时段,系统在可再生能源充足时储氢(图D3中虚线呈上升趋势);在可再生能源水平较低时放氢(图D4中虚线呈下降趋势)。

由于计及了能量损耗和规避了日能量平衡方案可能无法支撑设备出力调度方案在日内初始时段的储能充放策略的问题,表1中月时间尺度下的场景4的运行费用仅增加了1.14%,氢储能SOC的误差仅为2.33%,场景2~4每天末时刻储氢设备SOC的对

比结果如附录D图D4所示。由图D4可知,场景4的储氢设备SOC结果已十分贴近作为基准的场景2的储氢设备SOC结果,调度方案的精度很高;而场景3的储氢设备SOC结果与场景2偏离较大,调度方案的精度较差。

在求解时间方面,利用本文所提方法求解子问题1后,通过各调度时段的氢储能始末SOC切断全时间序列的耦合关系,求解降维后的子问题2。由表1可知,在耦合关系相对不复杂的月和5个月时间尺度调度中,加速比分别达到了1.851和2.136;在模型求解维度较高的全年时间尺度调度中,加速比达到了5.460,加速效果明显,时间减少率为81.68%。评价指标的全面对比展现出场景4在保证求解时间大幅下降的同时,极大地提高了计算精度。

4.3 分时段机会约束随机优化调度方法验证

本节利用场景4~6,对比验证本文所提含氢微电网分时段机会约束随机优化调度方法的有效性。通过场景7剖析不同分时段机会约束置信度水平对系统调度决策的影响效果。

场景5:系统采用场景1的配置,考虑可再生能源出力和负荷不确定性随时间的演变特性,完成一致置信度机会约束随机优化调度。

场景6:系统采用场景1的配置,考虑可再生能源出力和负荷不确定性随时间的演变特性,完成分时段机会约束随机优化调度。

场景7:系统采用场景1的配置,考虑可再生能源出力和负荷不确定性随时间的演变特性,设置不同的机会约束条件置信度,完成分时段机会约束随机优化调度。

考虑不确定性后调度方案的评价指标对比如表2所示。

场景5采用一致置信度的机会约束调度,即认为源荷预测数据都是可靠的,需要在每一个调度时刻都以较高的置信度满足不等式约束,故运行费用较高;场景6采用分时段置信度机会约束,各时刻功

表2 考虑不确定性后调度方案评价指标对比
Table 2 Comparison of evaluation indices of scheduling schemes considering uncertainty

场景	分时段运行费用/元			系统总运行费用/元	设备运维费用/元
	1~10日	11~20日	21~30日		
4	2 470.47	1 848.46	1 538.720	5 857.65	5 116.46
5	2 910.65	5 898.48	13 986.411	22 795.54	5 013.40
6	2 761.95	5 349.43	3 346.480	11 457.87	5 061.36

率平衡不等式的置信度会逐步递减,表示系统逐步减小对未来预测数据的“信任”,只需满足逐渐降低置信度后的不等式约束即可,故场景6的系统运行费用明显低于场景5,既能够考虑系统内源荷的多重不确定性,又能够规避考虑不确定性后中长期调度方案过于保守的问题,提高了系统调度方案的经济性。场景7中各分时段机会约束置信度的调度方案评价指标对比结果如表3所示。

表3 不同置信度水平调度方案评价指标对比
Table 3 Comparison of evaluation indices of scheduling schemes under different confidence levels

置信度水平	分时段运行费用/元			系统总运行费用/元	设备运维费用/元
	1~10日	11~20日	21~30日		
0.99-0.90	2 864.27	5 703.43	13 212.14	21 779.84	5 063.84
0.99-0.80	2 833.34	5 599.51	12 851.30	21 284.14	5 089.36
0.99-0.70	2 810.71	5 523.50	12 553.11	20 887.32	5 109.07
0.99-0.60	2 791.95	5 460.13	12 256.97	20 509.05	5 127.38
0.99-0.50	2 775.94	5 403.51	11 573.18	19 752.63	5 145.45
0.99-0.48	2 773.01	5 392.74	8 467.29	16 633.05	5 218.71
0.99-0.46	2 770.18	5 382.02	6 633.58	14 785.78	5 211.37
0.99-0.44	2 767.31	5 371.17	4 617.84	12 756.32	5 226.46
0.99-0.42	2 764.57	5 360.29	3 478.90	11 603.76	5 171.07
0.99-0.40	2 761.95	5 349.43	3 346.48	11 457.87	5 061.36

表3中第1行表示分时段机会约束置信度起始值和终止值分别为0.99和0.90时,调度方案的各评价指标。系统运行费用随机机会约束终止置信度的降低而降低,终止置信度取值为0.50时,相较于场景5系统运行费用降低了13.35%。在终止置信度取值小于0.50后运行费用大幅降低,其取值为0.40时,相较于场景5系统运行费用降低了49.74%。在实际调度中,不同机会约束条件具体的置信度取值可由调度决策者根据多重不确定性的程度以及决策者的调度意愿灵活调整,以获得符合决策目标和要求的含氢微能网随机优化调度方案。

4.4 灵敏度分析

本节通过场景8分析氢能循环利用效率对系统运行费用的影响。

场景8:系统采用场景1的配置,在系统参数设置上采用逐次递增的氢能循环利用效率,其余参数

固定不变。

氢能循环利用效率是调度模型中的一个重要参数。随着未来技术的逐步发展,氢能的循环利用效率会逐渐升高,进而影响整个系统的经济性。灵敏度分析结果如图4所示。

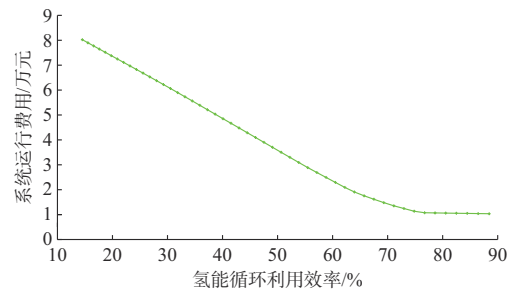


图4 氢能循环利用效率灵敏度分析
Fig. 4 Sensitivity analysis of hydrogen energy recycling efficiency

随着氢能循环利用效率的升高,系统会逐渐增加电解槽、燃料电池和储氢设备的充放功率,促进可再生能源能量在多日之间的平移,避免采用发电机供给负荷。因此,系统运行费用迅速降低,呈线性下降趋势,对参数较为灵敏。

5 结语

本文提出了基于自适应时段划分的含氢微能网中长期变分辨率随机优化调度方法。对源荷不确定性建模,通过自适应时段划分与变分辨率相结合的方法,在模型求解的速度与精度上取得平衡,利用分时机会约束应对多重不确定性“近小远大”的特点对中长期调度的影响。结合算例分析可得出以下结论:

1)在本文算例中,进行中长期调度的系统运行费用相比于短期调度降低了85.92%,提高了运行的经济性和稳定性。深度神经网络对非线性对应关系的拟合精度高,可被用于储氢设备运行状态的预测,进而根据预测结果完成自适应调度时段划分。

2)本文所提方法能够对中长期调度模型解耦,通过时段划分能够计及储能的能量循环利用过程,避免了日能量平衡方案可能无法支撑日内初始时段储能充放策略的问题。在本文算例中,对全年进行调度时加速比为5.46,减少了81.68%的时间且运行费用误差仅为7.37%,在提高计算效率的同时大幅提升了计算精度。

3)在本文算例中,当终止置信度取值为0.40时,相比于一致置信度机会约束系统运行费用降低了49.74%,分时段机会约束可有效根据各时刻差异化的不确定性程度,合理安排中长期调度计划,降低不确定性“近小远大”的特点对中长期调度的影响。

4)氢能循环利用效率的升高可以促进含氢微能网系统在中长期时可再生能源能量在多日之间的平移,从而更经济地供给多能负荷。

在未来的研究工作中,将进一步探索含氢微能网的规划配置以及多个孤岛供能系统之间的协同优化调度。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参考文献

[1] 林湘宁,陈冲,周旋,等. 远洋海岛群综合能量供给系统[J]. 中国电机工程学报,2017,37(1):98-109.
LIN Xiangning, CHEN Chong, ZHOU Xuan, et al. Integrated energy supply system of pelagic clustering islands [J].

Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 98-109.

- [2] 滕贤亮,谈超,昌力,等. 高比例新能源电力系统有功功率与频率控制研究综述及展望[J]. 电力系统自动化,2023,47(15): 12-35.
TENG Xianliang, TAN Chao, CHANG Li, et al. Review and prospect of research on active power and frequency control in power system with high proportion of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 12-35.
- [3] 徐潇源,王晗,严正,等. 能源转型背景下电力系统不确定性及应对方法综述[J]. 电力系统自动化,2021,45(16):1-13.
XU Xiaoyuan, WANG Han, YAN Zheng, et al. Overview of power system uncertainty and its solutions under energy transition [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 1-13.
- [4] 王士博,孔令国,蔡国伟,等. 电力系统氢储能关键应用技术现状、挑战及展望[J]. 中国电机工程学报,2023,43(17):6660-6681.
WANG Shibo, KONG Lingguo, CAI Guowei, et al. Current status, challenges and prospects of key application technologies for hydrogen storage in power system [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(17): 6660-6681.
- [5] 姜海洋,杜尔顺,朱桂萍,等. 面向高比例可再生能源电力系统的季节性储能综述与展望[J]. 电力系统自动化,2020,44(19): 194-207.
JIANG Haiyang, DU Ershun, ZHU Guiping, et al. Review and prospect of seasonal energy storage for power system with high proportion of renewable energy [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(19): 194-207.
- [6] 任洲洋,罗潇,覃惠玲,等. 考虑储氢物理特性的含氢区域综合能源系统中长期优化运行[J]. 电网技术,2022,46(9):3324-3332.
REN Zhouyang, LUO Xiao, QIN Huiling, et al. Mid/long-term optimal operation of regional integrated energy systems considering hydrogen physical characteristics [J]. Power System Technology, 2022, 46(9): 3324-3332.
- [7] 琚上纯. 考虑电制氢多模式利用的综合能源系统优化调度[D]. 南宁:广西大学,2022.
JU Shangchun. Optimal scheduling of integrated energy system considering multi-mode utilization of electric hydrogen production [D]. Nanning: Guangxi University, 2022.
- [8] 鲁明芳,李咸善,李飞,等. 季节性氢储能-混氢燃气轮机系统两阶段随机规划[J]. 中国电机工程学报,2023,43(18):6978-6991.
LU Mingfang, LI Xianshan, LI Fei, et al. Two-stage stochastic programming of seasonal hydrogen energy storage and mixed hydrogen-fueled gas turbine system [J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(18): 6978-6991.
- [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] PAN G S, GU W, QIU H F, et al. Bi-level mixed-integer planning for electricity-hydrogen integrated energy system considering leveled cost of hydrogen [J]. Applied Energy, 2020, 270: 115176.
- [11] SUN Q R, WU Z, GU W, et al. Tri-level multi-energy

- system planning method for zero energy buildings considering long- and short-term uncertainties [J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(1): 339-355.
- [12] GABRIELLI P, GAZZANI M, MARTELLI E, et al. Optimal design of multi-energy systems with seasonal storage [J]. *Applied Energy*, 2018, 219: 408-424.
- [13] KOTZUR L, MARKEWITZ P, ROBINIUS M, et al. Time series aggregation for energy system design: modeling seasonal storage [J]. *Applied Energy*, 2018, 213: 123-135.
- [14] ZATTI M, GABBA M, FRESCHINI M, et al. K-MILP: a novel clustering approach to select typical and extreme days for multi-energy systems design optimization [J]. *Energy*, 2019, 181: 1051-1063.
- [15] ZHANG N, JIANG H Y, DU E S, et al. An efficient power system planning model considering year-round hourly operation simulation [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2022, 37(6): 4925-4935.
- [16] MA J H, ZHANG N, WEN Q S, et al. An efficient local multi-energy systems planning method with long-term storage [J]. *IET Renewable Power Generation*, 2024, 18(3): 426-441.
- [17] HOFFMANN M, KOTZUR L, STOLTEN D, et al. A review on time series aggregation methods for energy system models [J]. *Energies*, 2020, 13(3): 641.
- [18] SHIRIZADEH B, QUIRION P. Do multi-sector energy system optimization models need hourly temporal resolution? A case study with an investment and dispatch model applied to France [J]. *Applied Energy*, 2022, 305: 117951.
- [19] CAO K K, VON KRBEK K, WETZEL M, et al. Classification and evaluation of concepts for improving the performance of applied energy system optimization models [J]. *Energies*, 2019, 12(24): 4656.
- [20] 邵成成, 冯陈佳, 王秀丽, 等. 基于负荷状态转移曲线的中长期快速机组组合 [J]. *中国电机工程学报*, 2019, 39(增刊1): 141-147.
SHAO Chengcheng, FENG Chenjia, WANG Xiuli, et al. Mid-long term fast unit commitment based on load state transfer curve [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2019, 39(S1): 141-147.
- [21] BAKIRTZIS E A, BISKAS P N. Multiple time resolution stochastic scheduling for systems with high renewable penetration [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(2): 1030-1040.
- [22] 赵波, 王文博, 陈哲, 等. 计及长短周期混合储能的多能微网能量-功率分布鲁棒优化 [J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(16): 22-33.
ZHAO Bo, WANG Wenbo, CHEN Zhe, et al. Energy-power distributionally robust optimization for multi-energy microgrid considering long short-term hybrid energy storage [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(16): 22-33.
- [23] WEIMANN L, GAZZANI M. A novel time discretization method for solving complex multi-energy system design and operation problems with high penetration of renewable energy [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 163: 107816.
- [24] GUO Z J, WEI W, BAI J Y, et al. Long-term operation of isolated microgrids with renewables and hybrid seasonal-battery storage [J]. *Applied Energy*, 2023, 349: 121628.
- [25] 孙惠娟, 阙炜新, 彭春华. 考虑电氢耦合和碳交易的电氢能源系统置信间隙鲁棒规划 [J]. *电网技术*, 2023, 47(11): 4477-4487.
SUN Huijuan, QUE Weixin, PENG Chunhua. Confidence gap robust planning of electricity and hydrogen energy system considering electricity-hydrogen coupling and carbon trading [J]. *Power System Technology*, 2023, 47(11): 4477-4487.
- [26] 骆钊, 罗蒙顺, 沈鑫, 等. 基于碳捕集-电转气的矿区综合能源系统协同优化调度 [J]. *电力系统自动化*, 2024, 48(3): 22-30.
LUO Zhao, LUO Mengshun, SHEN Xin, et al. Collaborative optimal scheduling of coal mine integrated energy system based on carbon capture and power to gas [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2024, 48(3): 22-30.
- [27] 贾士铎, 康小宇, 黑皓杰, 等. 基于V2G负荷反馈修正的电热氢综合能源系统多层协调优化调度 [J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(15): 100-110.
JIA Shiduo, KANG Xiaoning, HEI Haojie, et al. Multi-layer coordinated optimal dispatch of electric-thermal-hydrogen integrated energy system based on V2G load feedback correction [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(15): 100-110.
- [28] 孔令国. 风光氢综合能源系统优化配置与协调控制策略研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
KONG Lingguo. Study on optimal configuration and coordinated control strategy of wind, solar and hydrogen integrated energy system [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [29] 陈璐, 卢韦伟, 周建中, 等. 水文预报不确定性对水库防洪调度的影响分析 [J]. *水利学报*, 2016, 47(1): 77-84.
CHEN Lu, LU Weiwei, ZHOU Jianzhong, et al. Effect of streamflow forecast uncertainty on reservoir operation [J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2016, 47(1): 77-84.
- [30] 冯斌, 胡轶婕, 黄刚, 等. 基于深度强化学习的新型电力系统调度优化方法综述 [J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(17): 187-199.
FENG Bin, HU Yijie, HUANG Gang, et al. Review on optimization methods for new power system dispatch based on deep reinforcement learning [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(17): 187-199.
- [31] 许煜蕊, 穆云飞, 曹严, 等. 基于深度神经网络的变工况下综合能源系统低碳经济调度 [J]. *高电压技术*, 2023, 49(4): 1422-1429.
XU Yurui, MU Yunfei, CAO Yan, et al. Low-carbon economic dispatch of integrated energy system under off-design conditions based on deep neural network [J]. *High Voltage Engineering*, 2023, 49(4): 1422-1429.
- [32] 李志伟, 赵书强, 刘金山. 基于相关机会目标规划的电力系统日内滚动调度 [J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(11): 77-85.
LI Zhiwei, ZHAO Shuqiang, LIU Jinshan. Intraday rolling dispatching of power system based on dependent chance goal programming [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(11): 77-85.
- [33] 陈朝旭, 张亚超, 朱蜀, 等. 考虑多电解槽多工况组合运行的电-氢-热综合能源系统优化调度 [J/OL]. *电网技术* [2024-05-02]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.2140>.

CHEN Zhaoxu, ZHANG Yachao, ZHU Shu, et al. Optimal scheduling of electricity-hydrogen-heat integrated energy system considering combined operation of multi-electrolyzers under multiple conditions [J/OL]. *Power System Technology* [2024-05-02]. <https://doi.org/10.13335/j.1000-3673.pst.2023.2140>.

[34] 徐艳春, 刘海权, 孙思涵, 等. 计及混合能源共享站的多微网系统双层混合整数规划[J]. *中国电机工程学报*, 2023, 43(23): 9136-9148.

XU Yanchun, LIU Haiquan, SUN Sihan, et al. Bi-level mixed integer programming of multi-microgrid system considering the hybrid energy sharing station [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2023, 43(23): 9136-9148.

[35] 高玉, 王琦, 陈严, 等. 考虑需求响应和能量梯级利用的含氢综合能源系统优化调度[J]. *电力系统自动化*, 2023, 47(4): 51-59.
GAO Yu, WANG Qi, CHEN Yan, et al. Optimal dispatch of

integrated energy system with hydrogen considering demand response and cascade energy utilization [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2023, 47(4): 51-59.

刘 洪(1979—), 男, 通信作者, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 智能配电系统及综合能源系统的规划与运行等。E-mail: liuhong@tju.edu.cn

惠之洲(1999—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 综合能源系统优化调度。E-mail: huizhizhou@tju.edu.cn

张 鹏(1984—), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向: 电能替代技术及综合能源系统的规划与运行优化等。E-mail: zhangpeng1984@tju.edu.cn

(编辑 章黎)

Medium- and Long-term Variable-resolution Scheduling of Micro-energy Networks with Hydrogen Based on Adaptive Time Division

LIU Hong, HUI Zhizhou, ZHANG Peng, LI Junkai, ZHANG Shida, YANG Baijie

(Key Laboratory of Ministry of Education on Smart Power Grids (Tianjin University), Tianjin 300072, China)

Abstract: The medium- and long-term scheduling of traditional microgrids is difficult to take into account the energy cycle process of energy storage during the daily energy balance, which may not only lead to the inability of the daily energy balancing scheme to support the charging and discharging strategy of energy storage during the initial period of the day, but also cannot adapt to the high loss of the electricity-hydrogen conversion process. Therefore, a two-stage stochastic optimal scheduling method combining adaptive period division and variable-resolution is proposed. Firstly, for the “near small and far big” problem of uncertainty, a model of source-load output characteristics based on the modified martingale model is established. Secondly, a two-stage variable-resolution stochastic optimization architecture for the medium- and long-term scheduling of micro-energy networks with hydrogen is constructed. At stage one, an adaptive time division method based on deep neural network is proposed. At stage two, with the goal of minimizing the system operation costs and combining with time-segment chance constraints, the stochastic optimal scheduling models with coarse and fine resolutions are established, respectively. The latter arranges the hourly equipment output plans based on the state of charge of hydrogen storage equipment decided by the former, and a solution scheme based on sampling method is proposed. Finally, the effectiveness of the proposed model and method is verified through numerical simulations.

This work is supported by Tianjin Science and Technology Planning Project (No. 22JCZDJC00820).

Key words: adaptive time division; medium- and long-term scheduling; martingale model; uncertainty; time-segment chance constraint; micro-energy network

