

基于并行多维近似动态规划的综合能源系统动态经济调度

张玉敏¹, 孙鹏凯¹, 吉兴全¹, 杨明², 于一潇², 张旋³

(1. 山东科技大学电气与自动化工程学院, 山东省青岛市 266590;

2. 电网智能化调度与控制教育部重点实验室(山东大学), 山东省济南市 250061;

3. 智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津市 300072)

摘要: 针对随机动态经济调度模型难以高效求解的问题,提出一种用于快速求解电-气-热综合能源系统(IES)随机动态经济调度问题的并行多维近似动态规划算法。该算法将原有的高维状态空间中的状态变量聚合到IES的电储能系统(ESS)的可用容量和蓄热罐(HST)的可用热量中,实现了状态空间的降维,进而解决了动态规划中“维数灾”的问题。此外,利用ESS和HST的运行约束,将无效状态剔除,降低了问题的求解规模。在风电、电价和负荷等不确定场景充分训练后的值表模型中,通过近似值函数的迭代寻优,将含有经验知识的值表应用于在线测试中,实现应对不确定性的IES最优调度决策。以改进的2个系统为例,验证了所提模型和算法的有效性。

关键词: 综合能源系统; 经济调度; 近似动态规划; 随机优化; 状态空间压缩

0 引言

新能源的大规模消纳在实现清洁化和低碳化的同时,其出力固有的不确定性为电力系统的经济调度带来新的挑战^[1-2]。在综合能源系统(integrated energy system, IES)中,电、气、热能之间具有深度耦合特性及相互转化的潜能。因此,充分挖掘电-气-热多能流的灵活性资源,提高IES优化调度决策水平,是应对新能源的不确定性、提高新能源消纳水平的有效途径^[3-4]。

为此,诸多国内外学者围绕多能耦合的综合能源系统随机动态经济调度(integrated energy system stochastic dynamic economic dispatch, IES-SDED)问题展开了研究。在应对IES中不确定性方面,随机优化(stochastic optimization, SO)^[5-7]、鲁棒优化^[8-10]和分布鲁棒优化算法^[11-14]被广泛应用。此外,模型预测控制(model predictive control, MPC)算法由于其对模型的广泛适应性,已被成功应用于IES-SDED问题中^[15-16]。然而,MPC对预测的准确性有较强的依赖,往往难以获得整个调度周期的全局最优解。近年来,基于大数据的智能算法在IES经济

调度中被广泛应用^[17-19],然而其过于依赖训练的数据量,因而影响其工程实用性。此外,上述研究中中对不确定性的处理仅局限于单一元素,目前鲜有研究同时考虑风电、电价以及负荷等多元不确定性情况下的IES随机经济调度问题。

近似动态规划(approximate dynamic programming, ADP)算法既兼顾传统动态规划(dynamic programming, DP)算法^[20-21]易于获取全局最优解的优势^[22],也利用值函数近似,解决了“维数灾”的问题。现今,ADP算法已成功应用于电力系统优化调度领域中的储能控制^[23]、发电计划制定^[24]、机组组合^[25]、电动汽车充放电控制^[26]以及随机经济调度^[27-28]等问题中。然而,目前鲜有研究利用ADP算法充分挖掘电-气-热多能流中蕴含的灵活性资源。因此,亟须研究一种能够充分发挥多能互补优势的IES调度策略及高效求解方法。

考虑到电-气-热IES-SDED是一种多维随机动态规划问题,ADP算法在保持求解精度的前提下,计算效率会随之降低^[29]。并行计算作为一种发展成熟的高效计算技术,其与ADP算法相结合的并行多维近似动态规划(parallel multi-dimensional approximate dynamic programming, PMADP)算法已经成功应用于电力系统和水电优化调度领域^[30-31]。本文引入PMADP算法的思想,用于求解电-气-热IES-SDED问题,主要贡献如下:

收稿日期: 2022-06-28; 修回日期: 2022-09-02。

上网日期: 2022-11-14。

国家自然科学基金资助项目(52107111);山东省自然科学基金资助项目(ZR2022ME219);山东省自然科学基金青年基金资助项目(ZR2021QE117)。

1) 提出3层循环嵌套结构的 IES-SDED 问题求解框架,使多能耦合 IES 优化调度问题的求解与基于并行全局寻优思想的多维近似动态规划求解策略相契合,有效解决了 IES 中多元高维数据在离线训练中耗时较长的问题。

2) 提出状态变量聚合方法,通过构建由高维状态变量聚合到低维状态变量的筛选机制,解决动态规划的“维数灾”问题,提升了求解效率。

3) 提出状态空间压缩策略,依据电储能系统 (electrical storage system, ESS) 和蓄热罐 (heat storage tank, HST) 决策更新过程中调度基点对搜索空间的影响,剔除无效状态,降低求解规模,在兼顾求解精度的同时显著提升了计算速度。

1 并行多维近似动态规划求解思想

本文提出 PMADP 算法对附录 A 中构建的 IES-SDED 模型进行求解。

1.1 并行多维近似动态规划基本概念的定义

PMADP 模型包括状态变量、决策变量、外部信息及值函数等。为便于理解,结合 IES-SDED 问题,给出如下定义。

1) 状态变量

状态变量反映了 IES 在场景 n 中时段 t 的状态:

$$S_{n,t} = \{ P_{g,n,t-\Delta t}, P_{c,n,t-\Delta t}, P_{k,n,t-\Delta t}, E_{e,n,t}, H_{h,n,t}, P_{w,n,t}, D_{i,n,t}, H_{f,n,t}, G_{m,n,t}, p_{n,t} \} \quad (1)$$

式中: $S_{n,t}$ 为场景 n 中时段 t 的状态; $P_{g,n,t-\Delta t}$ 、 $P_{c,n,t-\Delta t}$ 和 $P_{k,n,t-\Delta t}$ 分别为场景 n 中燃煤机组 g 、热电联产 (combined heat and power, CHP) 机组 c 和燃气轮机 k 在时段 $t - \Delta t$ 的出力; $E_{e,n,t}$ 和 $H_{h,n,t}$ 分别为场景 n 中第 e 个 ESS 和第 h 个 HST 在时段 t 的可用容量; $P_{w,n,t}$ 为场景 n 中风电机组 w 在时段 t 的出力; $D_{i,n,t}$ 、 $H_{f,n,t}$ 和 $G_{m,n,t}$ 分别为场景 n 中电网节点 i 、热网节点 f 和气网节点 m 的负荷; $p_{n,t}$ 为场景 n 时段 t 的电价。

2) 决策变量

将场景 n 中时段 t 的决策变量 $x_{n,t}$ 分为 $x_{n,t,e}$ 、 $x_{n,t,gas}$ 和 $x_{n,t,h}$ 3 个部分,分别为场景 n 中时段 t 电力系统 (electric power system, EPS)、天然气系统 (natural gas system, NGS) 和区域供热系统 (district heating system, DHS) 的决策变量,表达式为:

$$x_{n,t} = \{ x_{n,t,e}, x_{n,t,gas}, x_{n,t,h} \} \quad (2)$$

$$x_{n,t,e} = \{ P_{g,n,t}, P_{c,n,t}, P_{k,n,t}, P_{e,n,t, ch}, P_{e,n,t, d}, P_{o,n,t}, P_{w,n,t}, P_{r,n,t} \} \quad (3)$$

$$x_{n,t,gas} = \{ G_{s,n,t}, G_{c,n,t}, G_{k,n,t}, G_{m,n,t, nsg}, p_{m,n,t} \} \quad (4)$$

$$x_{n,t,h} = \{ H_{c,n,t}, H_{h,n,t, ch}, H_{h,n,t, d}, P_{f,n,t, S}^r, P_{f,n,t, R}^r, T_{f,n,t, S}, T_{f,n,t, R} \} \quad (5)$$

式中: $P_{g,n,t}$ 、 $P_{c,n,t}$ 和 $P_{k,n,t}$ 分别为场景 n 中燃煤机组 g 、CHP 机组 c 和燃气轮机 k 在时段 t 的出力; $P_{e,n,t, ch}$ 和 $P_{e,n,t, d}$ 分别为场景 n 中第 e 个 ESS 在时段 t 的充电功率和放电功率; $P_{o,n,t}$ 为场景 n 中与外电网 o 在时段 t 的交换功率; $P_{r,n,t}$ 为场景 n 中水泵 r 在时段 t 的耗电功率; $G_{s,n,t}$ 为场景 n 中气源 s 在时段 t 的产气量; $G_{c,n,t}$ 和 $G_{k,n,t}$ 分别为场景 n 中 CHP 机组 c 和燃气轮机 k 在时段 t 所需天然气量; $G_{m,n,t, nsg}$ 为场景 n 中气网节点 m 在时段 t 的失气负荷量; $p_{m,n,t}$ 为场景 n 中气网节点 m 在时段 t 的压力值; $H_{c,n,t}$ 为场景 n 中 CHP 机组 c 在时段 t 的热出力; $H_{h,n,t, ch}$ 和 $H_{h,n,t, d}$ 分别为场景 n 中第 h 个 HST 在 t 时段的蓄热功率和放热功率; $P_{f,n,t, S}^r$ 和 $P_{f,n,t, R}^r$ 分别为场景 n 中与热网节点 f 相连接的供热管道和回流管道在时段 t 的液体压力值; $T_{f,n,t, R}$ 和 $T_{f,n,t, S}$ 分别为热网节点 f 回流温度及供热温度。

3) 外部信息

外部信息反映了系统的随机性,其由日前预测信息 $F_{n,t}$ 及预测误差 $\Delta F_{n,t}$ 两部分组成。在 IES-SDED 中,本文考虑了风电、电负荷、热负荷、气负荷及电价的不确定性,表示为:

$$F_{n,t} = \{ P_{w,n,t,t}, D_{i,n,t,t}, H_{f,n,t,t}, G_{m,n,t,t}, p_{n,t,t} \} \quad (6)$$

$$\Delta F_{n,t} = \{ \Delta P_{w,n,t,t}, \Delta D_{i,n,t,t}, \Delta H_{f,n,t,t}, \Delta G_{m,n,t,t}, \Delta p_{n,t,t} \} \quad (7)$$

式中: $P_{w,n,t,t}$ 、 $D_{i,n,t,t}$ 、 $H_{f,n,t,t}$ 、 $G_{m,n,t,t}$ 和 $p_{n,t,t}$ 分别为场景 n 中时段 t 的风电机组 w 的出力、电网节点 i 处的电负荷、热网节点 f 处的热负荷、气网节点 m 处的气负荷和电价的日前预测信息; $\Delta P_{w,n,t,t}$ 、 $\Delta D_{i,n,t,t}$ 、 $\Delta H_{f,n,t,t}$ 、 $\Delta G_{m,n,t,t}$ 和 $\Delta p_{n,t,t}$ 分别为场景 n 中时段 t 的风电机组 w 的出力、电网节点 i 处的电负荷、热网节点 f 处的热负荷、气网节点 m 处的气负荷和电价的日前预测误差。

4) 值函数

在动态规划框架下,通过递归求解 Bellman 方程^[32],可以获得 IES 的最优运行成本为:

$$V_{n,t}(S_{n,t}) = E \left(\sum_{t=\Delta t}^T C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) \right) = C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) + \gamma E(V_{n,t+\Delta t}(S_{n,t+\Delta t}) | S_{n,t}, x_{n,t}) \quad (8)$$

式中: $V_{n,t}(S_{n,t})$ 为在状态 $S_{n,t}$ 下系统的最优总运行成本; $E(\cdot)$ 为期望函数; $C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t})$ 为由状态 $S_{n,t}$ 执行决策 $x_{n,t}$ 而转移到状态 $S_{n,t+1}$ 产生的瞬时成本; γ 为范围从 0 到 1 的回报因子, $\gamma = 0$, 则值函数仅与当前时间的成本相关, γ 越接近 1, 则值函数越多地考虑未来回报,使优化更具远见。

1.2 并行多维近似动态规划求解过程

PMADP算法求解思想是利用状态变量聚合的方法,将状态变量以其灵活性资源丰富程度为依据进行筛选和聚合,利用值函数近似,解决“维数灾”的问题,利用状态空间压缩策略减小寻优范围,从而构造与并行计算相契合的PMADP算法循环嵌套框架。

1.2.1 状态变量的聚合

引入决策后状态变量 $S_{n,t,x}$ 表示做出决策后但随机因素的新信息还未到来之前的状态。通过采用 $S_{n,t,x}$ 来避免式(8)中复杂的期望求解过程。基于此,式(8)可以表示为:

$$V_{n,t}(S_{n,t}) = C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) + \gamma V_{n,t,x}(S_{n,t,x}) \quad (9)$$

借助决策后值函数 $V_{n,t,x}(S_{n,t,x})$ 克服了随机因素对状态空间维数的影响。然而,在IES-SDED问题求解中,高维连续状态变量使得 $V_{n,t,x}(S_{n,t,x})$ 的计算仍很困难,“维数灾”的问题依然存在。因此,本文提出以低维替代高维的状态空间聚合策略。状态变量聚合后的Bellman方程为:

$$\begin{cases} \bar{V}_{n,t}(G(S_{n,t,x})) = C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) + \gamma \bar{V}_{n,t+\Delta t}(G(S_{n,t+\Delta t,x})) \\ G(S_{n,t,x}) = \{E_{e,n,t,x}, H_{h,n,t,x}\} \end{cases} \quad (10)$$

式中: $G(S_{n,t,x})$ 为聚合后的状态变量; $\bar{V}_{n,t}(\bullet)$ 为近似值函数。

1.2.2 值函数的更新

本文建立由不同状态组合下的值函数组成的值表记录不同状态的值。若将ESS的可用容量离散为 E 个状态,将HST的可用热量离散为 H 个状态,则构建的值表大小为 $E \times H \times T$ 。

每一次训练中,根据IES每个时段 t 的当前状态及上一次训练所构建的值表进行决策,即

$$x_{n,t} = \arg \min \{ C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) + \gamma \bar{V}_{n-1,t+\Delta t}(G(S_{n,t+\Delta t,x})) \} \quad (11)$$

式中: $\arg \min \{\bullet\}$ 为IES所做出的最优决策; n 为训练迭代次数。

在做出最优决策后,计算当前状态的样本估计值(如式(12)所示),据此更新本次训练中的值函数,并记入值表。

$$\hat{v}_{n,t} = \min \{ C_{n,t}(S_{n,t}, x_{n,t}) + \gamma \bar{V}_{n-1,t+\Delta t,x}(G(S_{n,t+\Delta t,x})) \} \quad (12)$$

$$\bar{V}_{n,t}(G(S_{n,t,x})) = \alpha_n \hat{v}_{n,t} + (1 - \alpha_n) \cdot \bar{V}_{n-1,t}(G(S_{n,t,x})) \quad (13)$$

式中: α_n 为 $0 \sim 1$ 之间的参数,通过调整 α_n 的值,可以

改变之前经验在本次值函数更新中的比重; $\hat{v}_{n,t}$ 为当前状态下的样本估计值。

1.2.3 状态空间的压缩

本文提出了仅保留有效状态的状态空间压缩策略,该策略利用ESS和HST的最大充放电/蓄放热限值约束将无效状态剔除,实现对状态空间的压缩。状态空间压缩思想,如附录B图B1所示。

由附录B图B1可见,第 k' 次迭代中时段 t 所解得第 e 个ESS的可用容量和第 h 个HST的可用热量的状态分别为 $E_{e,t,k'}$ 和 $H_{h,t,k'}$, 将其设为当前状态,制定时段 $t+1$ 的最优决策,从而将状态分别转移到 $E_{e,t+1,k'}$ 和 $H_{h,t+1,k'}$ 。由ESS运行约束(附录A式(A15)和式(A16))及HST的运行约束式(A22)和式(A23)可知,以状态 $E_{e,t,k'}$ 和 $H_{h,t,k'}$ 为起点可以转移得到的新状态 $E_{e,t+1,k'}$ 和 $H_{h,t+1,k'}$ 是有限的。基于此,将满足ESS的最大充放电限值式(A15)和式(A16)、以及HST的蓄放热限值式(A22)和式(A23)约束的状态定义为可到达的状态;否则定义为无法到达的状态,即无效状态,在计算中直接剔除,可有效降低求解规模,提高计算效率。

1.2.4 并行化

本文提出了将并行计算与多维近似动态规划(multi-dimensional approximate dynamic programming, MADP)相结合的PMADP算法,以解决IES-SDED问题中状态空间压缩后离线训练耗时过长的的问题。通过基于MADP的IES-SDED模型的并行计算可行性分析,将其描述为适用于并行求解的嵌套架构,并构建并行性能评价指标以衡量PMADP算法的性能。

1) 多维近似动态规划算法并行计算可行性分析
循环迭代任务可并行化的前提是该循环可以分解为若干个独立部分,即当前循环的执行不受之前循环结果的影响。基于该思想,构造IES-SDED的3层嵌套循环结构模型:最外层为训练次数循环;中间层为阶段变量循环,即对所有优化时段进行遍历循环;最内层为独立的状态变量循环,即对每个优化时段中的状态变量组合空间进行独立遍历循环。由此,本文模型架构与并行计算思想相契合,可采用并行计算的方式进行求解。

2) 并行性能评价指标

为了验证并行求解策略的性能,本文以加速比 S_p 和并行效率 P_E 作为衡量并行计算性能的指标,表达式为:

$$S_p = \frac{t_s}{t_p} \quad (14)$$

$$P_E = \frac{S_P}{P_{core}} \quad (15)$$

式中: t_s 和 t_p 分别为求解同一任务时的串行计算时间和并行计算时间; P_{core} 为参与并行计算的核心数。

若 S_P 越接近于参与任务执行的核心数目, 即 P_E 越接近于 1, 则越能充分表征核心并行计算的参与度, 并行计算的性能越高。

2 算例分析

本文以 E6-H6-G6 测试系统和 E118-H12-G12 测试系统为例, 验证本文所提 IES-SDED 模型和 PMADP 算法的有效性。E6-H6-G6 测试系统如附录 B 图 B2 所示, 发电机和外网参数、气源参数、储能装置参数和日前预测信息(电价、电负荷、热负荷、气负荷和风电功率)见文献[33-34]。E118-H12-G12 测试系统相关数据见文献[35], 采用 MATLAB 软件调用 CPLEX 求解器进行求解, 计算机配置为 Windows 10 系统, Intel Xeon E5-2678 CPU, 主频为 2.5 GHz, 内存为 64 GB。调度周期为 24 h, 每时段长度为 1 h。

2.1 E6-H6-G6算例

假设风电、电价以及负荷的预测误差均服从正态分布(即 $\Delta P_{w,n,t,f} \sim N(0, 0.2)$, $\Delta D_{i,n,t,f} \sim N(0, 0.05)$, $\Delta H_{f,n,t,f} \sim N(0, 0.05)$, $\Delta G_{m,n,t,f} \sim N(0, 0.05)$, $\Delta p_{n,t,f} \sim N(0, 0.05)$), 利用蒙特卡洛模拟生成 10 000 组训练场景, 对 PMADP 算法进行充分训练, 并用 1 000 组测试场景来验证算法的准确性。

2.1.1 状态变量聚合策略灵活性比较

基于本文提出的状态变量聚合策略, 以灵活性资源可调度程度为依据, 仅由灵活性能力高的状态变量组成状态空间, 实现低维替代高维的目的。为了验证该聚合策略对 IES-SDED 结果的影响, 构建以下 2 种场景:

- 1) 场景 1: 不考虑状态变量聚合的贪心策略。
- 2) 场景 2: 同时将状态变量聚合至 ESS 可用容量和 HST 可用热量。

其中, ESS 可用容量的离散间隔均设置为 20 MW, HST 可用热量的离散间隔均设置为 10 MW。

从 1 000 组测试场景中随机抽取 1 组分析场景 1 和场景 2 中 EPS、DHS、ESS 和 HST 的调度决策, 结果如图 1 和图 2 所示。图中, GT 为燃气轮机, WT 为风电机组。

1) 场景 1

由图 1(a) 和图 1(c) 可知, 在调度初始时段(01:00—03:00), ESS 完全释放, 以实现每个独立

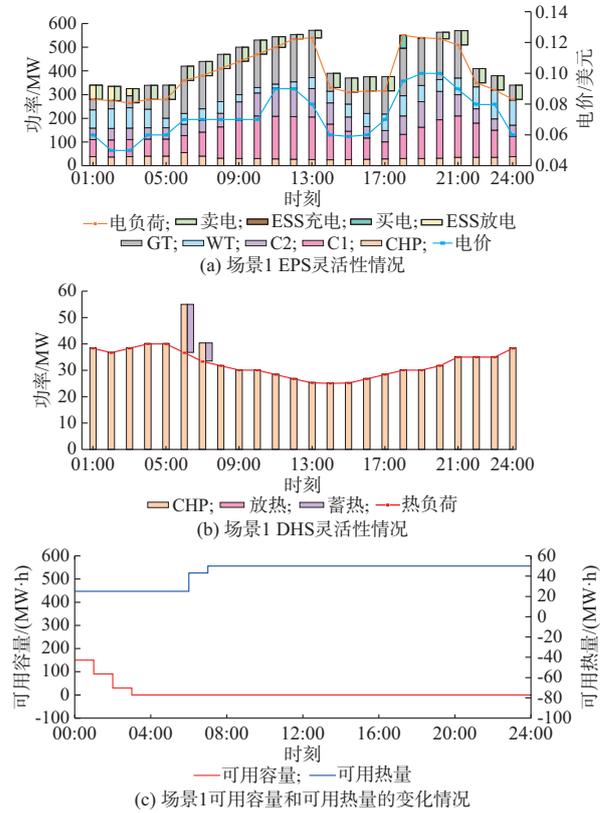


图 1 场景 1 的调度决策结果
Fig. 1 Dispatch decision results in scenario 1

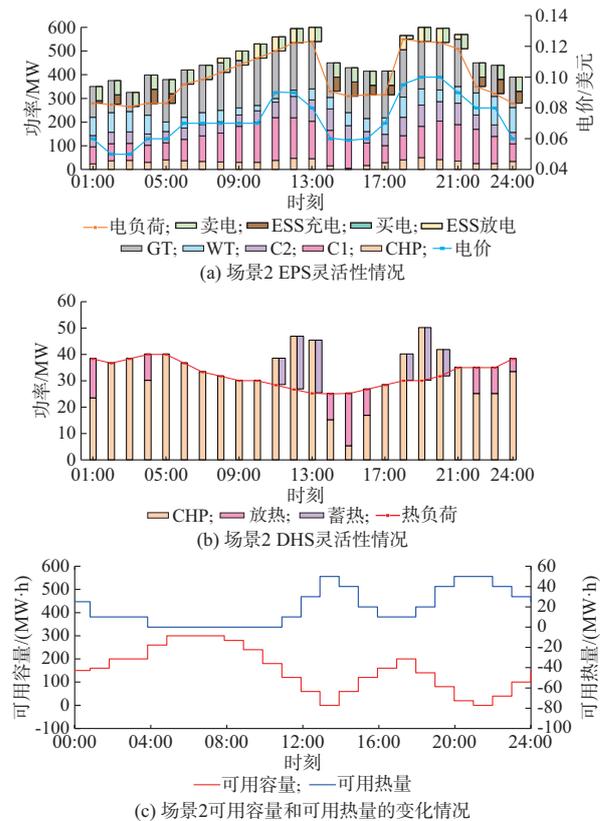


图 2 场景 2 的调度决策结果
Fig. 2 Dispatch decision results in scenario 2

调度时段经济性最优的目标。由于ESS充放电行为只取决于当前调度寻优策略,该调度结果无法表征其对剩余独立调度周期的影响。因此,在低电价和电负荷低谷时段(14:00—17:00),ESS不充电;在高电价和电负荷高峰时段(11:00—13:00和18:00—21:00),ESS不放电;而在18:00,由于ESS的可用容量已经耗尽,所以EPS不得不以高价从外电网购电。在调度周期结束时刻,ESS的可用容量无法回到初始状态,影响下一个周期调度策略的制定。

由图1(b)和图1(c)可知,在电负荷第1个上升时段(从06:00开始),CHP机组通过增加产电以满足电负荷需求,避免切负荷造成的高额惩罚成本。CHP机组由此产生的多余热量被储存在HST中。由于HST无法制定兼顾对未来影响的全局最优调度策略,在HST拥有可调灵活性资源的时段(06:00—24:00)不放热。在调度周期结束时刻,HST的可用热量无法回到初始状态,影响下一周期的调度。场景1中ESS和HST的这种以单一独立调度时段经济性最优为目标的贪心调度策略无法充分发挥灵活性资源的柔性互补特性,无法得到全局最优决策。

2)场景2

由图2可见,ESS在高电价和电负荷高峰时段(08:00—13:00和19:00—21:00)放电以满足电负荷需求;在低电价和电负荷低谷时段(01:00—02:00、04:00—05:00、14:00—17:00和22:00—24:00)充电以避免弃风;HST在电负荷低谷和热负荷高峰时段(01:00、04:00和22:00—24:00),以及电、热负荷低谷时段(14:00—16:00)放热以降低CHP机组产电从而避免弃风;在电负荷高峰和热负荷低谷时段(11:00—13:00和18:00—20:00)蓄热以储存CHP机组为满足高电负荷而产生的多余热量。相较于场景1的贪心策略,场景2依据多能流耦合特点,综合考虑ESS和HST这2种不同性质的灵活性存储设备,可充分发挥多能源荷之间的柔性互补优势,进而从全局的角度制定最优调度策略,避免由于灵活性资源挖掘不充分导致的弃风、高电价购电等风险。

2.1.2 状态变量离散策略对并行多维近似动态规划算法的影响

为了分析不同状态变量离散策略对PMADP算法离线训练时间、在线调度时间、充分训练所需要的迭代次数以及单个不确定场景运行成本的影响,本文在场景2的基础上,对ESS的可用容量和HST的可用热量选择不同的离散间隔以获得不同的状态空

间离散策略,具体构建方案及结果比较如表1所示。

表1 不同状态变量离散策略对PMADP算法的影响
Table 1 Influence of discrete strategies of different state variables on PMADP algorithm

离散策略	离线时间/s	在线时间/s	迭代次数	运行成本/美元
E25-H25	40.95	1.07	364	11 383 869.6
E25-H10	154.50	1.03	2 030	11 348 585.5
E25-H5	704.46	1.92	3 743	11 341 925.4
E20-H25	57.55	1.33	440	11 365 689.7
E20-H10	245.30	1.35	2 536	11 335 717.4
E20-H5	989.59	2.56	4 640	11 334 063.5
E10-H25	145.81	2.49	856	11 365 009.0
E10-H10	939.57	2.52	5 642	11 331 615.2
E10-H5	1 930.81	4.22	9 075	11 329 113.0

由表1可知,随着ESS和HST的离散间隔减小,PMADP算法离线训练时间、在线调度时间和迭代次数均呈明显的上升趋势。这是由于聚合后的状态空间中包含的状态数量与ESS和HST的离散间隔成反比,即离散间隔越小,状态空间中包含的状态数量越多。随着组成状态空间的状态数量的增加,PMADP算法在每个时段都需要遍历更多的状态来获得全局最优的调度策略。因此,离线训练时间、在线调度时间和迭代次数均会明显增加。

随着ESS和HST离散间隔的减小,优化调度结果中运行成本整体呈下降趋势。在将ESS和HST分别以最小离散间隔10 MW和5 MW设置的E10-H5离散策略下,PMADP算法获得了最优的运行成本11 329 113.0美元、最长离线训练时间1 930.8 s和最长在线调度时间4.218 s;在E25-H25离散策略下,PMADP算法获得了最差的运行成本11 383 869.6美元、最短离线训练时间40.945 s和最短在线调度时间1.07 s。由于PMADP算法的优化复杂度与计算精度正相关,在实际的工程应用中,需要根据计算平台的性能及工程精度需求,在两者之间进行权衡。

2.1.3 状态空间压缩策略性能分析

本文从1 000个测试场景中随机选取100个训练场景验证压缩空间策略对提升计算效率的有效性。压缩前后的状态空间规模及计算时间比较结果如附录B图B3所示。

由附录B图B3可知,对所选取的100个测试场景,采用本文提出的状态空间压缩策略后,在状态空间规模及计算时间方面均有大幅降低。平均状态空间规模降低了73.07%,平均求解时间降低了

67.91%。这是因为本文提出的以储能装置运行约束为限值的状态空间压缩策略,可将不满足储能装置运行约束的状态剔除,通过对状态空间进行压缩,大大降低了求解规模,使求解效率得到有效提高。

2.1.4 并行多维近似动态规划收敛性验证

为验证本文所设置不确定性场景数量的合理性,从10 000组不确定性场景中随机抽取4 000组对采用E20-H10离散策略的PMADP算法进行训练,附录B图B4给出了运行成本的分布情况。

由附录B图B4可知,运行成本拟合曲线随迭代次数的增加呈下降趋势。当迭代次数达到3 000次时,运行成本拟合曲线已基本达到平稳,可以认为PMADP算法已经过充分训练,算法已经收敛。与确定性场景下的2 563次迭代次数相比,算法收敛所需要的迭代次数增加了17.05%。因此,本文选取10 000组训练场景以保证PAMDP算法经过充分训练,保证了收敛性。

2.1.5 并行多维近似动态规划并行性能分析

本文采用加速比 S_p 和计算效率 P_E 这2个评价指标衡量PMADP算法在不同策略下求解IES-SDED问题的性能,不同状态变量离散策略下 S_p 和 P_E 随核心数的变化情况如附录B图B5所示。

由附录B图B5可知,在参与并行计算的CPU核心数相同的情况下,离散数目越多, S_p 越高, P_E 也越高。在离散数目相同的情况下,参与并行的CPU核心数越多,并行效率 P_E 越低。这是由于CPU内部各个核心在进行并行计算时需要通信和协调,随着参与并行计算的CPU核心数的增加,核心之间的信息通信时间也会增加。然而,在处理大规模问题时,由于求解时间的增加,可忽略信息通信的时间。因此,在实际工程应用中,需要根据求解问题的计算规模合理选择CPU核心数,以获得理想的 S_p 和 P_E 。

2.1.6 并行多维近似动态规划性能对比

不同算法下的运行成本期望值和总耗时如表2所示。

表2 E6-H6-G6算例中3种算法的计算结果
Table 2 Calculation results of three algorithms in the case of E6-H6-G6

算法名称	运行成本期望值/美元	计算时间/s
SO算法	1 123 714.62	23 663
MPC算法	1 144 951.70	9 850
PMADP算法	1 128 131.24	4 551

由表2可知,在运行成本的期望值方面,SO算法最低,为1 123 714.62美元;MPC算法最高,为1 144 954.7美元,较SO算法增加1.89%;本文所提

PMADP算法居中,为1 128 131.24美元,较SO算法仅增加0.83%。这是由于SO算法对每个场景精确求解,进而获得了最低的成本期望值;而MPC算法仅利用较短时间的不确定性预测值,制定的调度策略灵活性受限,故其成本期望值最高;本文所提PMADP算法充分利用全局不确定性信息,解决了MPC算法的灵活性受限问题。在总调度时间方面,本文所提出的PMADP算法由于利用并行化求解思想充分调用求解资源,在3种算法中耗时最短,为4 551 s,较MPC算法加快了53.80%,较SO算法加快了82.77%。可见,本文所提PMADP算法虽然在计算精度方面略低于SO算法,但在计算效率上具有显著优势。因此,在处理对计算时间有着较高要求的IES-SDED问题时,利用本文所提PMADP算法求解可以获得理想的效果。

2.2 E118-H12-G12算例

为进一步验证本文所提PMADP算法在求解计及多元不确定性的大规模复杂系统时的适应性,本文分别将PMADP算法、MPC算法及传统的串行MADP算法应用于E118-H12-G12测试系统的IES-SDED问题求解中,对比其计算精度及计算效率。

本文所采用的E118-H12-G12测试系统考虑2台ESS和2台HST, EPS、DHS及NGS的其他数据设置参考文献[34]。本算例设定的离线训练场景和在线测试场景同E6-H6-G6算例。

2.2.1 运行成本及计算时间对比

3种算法求解计及多元不确定性的IES-SDED问题的运行成本期望值及单个测试场景计算时间如表3所示。

表3 E118-H12-G12算例中3种算法的计算结果
Table 3 Calculation results of three algorithms in the case of E118-H12-G12

算法名称	运行成本期望值/美元	计算时间/s
MPC算法	4 525 173.16	758.739
MADP算法	4 150 742.27	325.141
PMADP算法	4 150 742.27	152.251

由表3可知,运行成本的期望值方面,本文所提PMADP算法为4 150 742.27美元,相较于MPC算法降低了8.27%,体现出明显的计算精度优势;计算时间方面,本文所提PMADP算法为152.251 s,较MPC算法和MADP算法分别减少了79.93%和53.09%。传统的串行MADP算法虽然获得了与PMADP算法相同的运行成本期望值,但过低的计算效率使其难以应用于大规模复杂系统的求解。因此,从整体最优角度,本文所提PMADP算法在对大

规模复杂系统求解时仍能在计算精度和计算效率上均保持显著的优越性。

2.2.2 状态变量离散策略对并行多维近似动态规划算法影响分析

在大规模复杂系统 IES-SDED 问题的求解中,大量储能装置计入状态空间对状态变量离散策略的合理制定提出了更高的要求,附录 B 图 B6 为不同状态变量离散策略下本文所提 PMADP 算法和传统 MADP 算法在计算时间方面的比较结果,以及 PMADP 算法对计算效率的提升趋势。

由附录 B 图 B6 可知,随着 ESS 和 HST 的离散间隔减小即状态空间增大,MADP 算法和 PMADP 算法的计算时间均有明显增加。由图 B6(d)可知,2 种算法的计算时间增加率有着明显的不同。随着状态空间的增大,本文所提出的 PMADP 算法的计算时间增加平缓,而传统 MADP 算法的计算时间呈指数级上升。这是由于随着状态空间的增大,每个时段都需要遍历更多的状态来获得全局最优的调度策略,求解复杂度急剧升高。本文所提 PMADP 算法较传统串行 MADP 算法可以更充分地利用多核 CPU 的计算资源,将规模庞大的复杂问题拆分为多个简单问题并行求解,大大减少了计算时间。随着计算复杂程度及问题规模的增大,CPU 核心内部信息交换时间可以被忽略,本文所提 PMADP 算法能充分挖掘 CPU 的多核并行计算资源,效率提升更加明显,从而发挥出其在大规模问题求解上的优越性。

3 结语

本文提出了一种可以快速求解 IES-SDED 问题的 PMADP 算法,通过算例分析,得出以下结论:

1) 提出的低维替代高维的状态变量聚合机制,与传统 ADP 算法相比,有效降低了状态空间的维数,克服了“维数灾”的问题,提高了求解效率。

2) 提出的基于储能运行限值的状态空间压缩策略,通过剔除不可行状态,避免了对整个状态空间的穷举计算,状态空间规模可降低 70% 以上,求解时间可减少 60% 以上,进一步提高了求解效率。

3) 在确定性和不确定性场景下,相比于其他算法,本文所提出的 PMADP 算法能更好地兼顾计算精度和计算效率,对大规模复杂系统也具有较好的适用性。

未来工作将深入研究 PMADP 算法效率提升方法和求解计及大规模储能装置 IES-SDED 问题的适用性,进一步提高 PMADP 算法在实际工程中的应用范围。

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] 赵冬梅,王浩翔,陶然.计及风电-负荷不确定性的风-火-核-碳捕集多源协调优化调度[J].电工技术学报,2022,37(3):707-718. ZHAO Dongmei, WANG Haoxiang, TAO Ran. A multi-source coordinated optimal scheduling model considering wind-load uncertainty[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(3): 707-718.
- [2] 吉兴全,郝晴,张玉敏,等.分布不确定性条件下的 $N-k$ 分布鲁棒优化机组组合[J].电力系统自动化,2022,46(2):56-64. JI Xingquan, HAO Qing, ZHANG Yumin, et al. Unit commitment based on $N-k$ distributionally robust optimization under uncertain distribution[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(2): 56-64.
- [3] 潘超,范官博,王锦鹏,等.灵活性资源参与的电热综合能源系统低碳优化[J/OL].电工技术学报[2022-06-28]. <http://dx.doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.211725>. PANG Chao, FAN Gongbo, WANG Jinpeng, et al. Low-carbon optimization of electric and heating integrated energy system with flexible resource participation[J/OL]. Transactions of China Electrotechnical Society [2022-06-28]. <http://dx.doi.org/10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.211725>.
- [4] MU Y F, CHEN W Q, YU X D, et al. A double-layer planning method for integrated community energy systems with varying energy conversion efficiencies [J]. Applied Energy, 2020, 279: 115700.
- [5] TURK A, WU Q W, ZHANG M L, et al. Day-ahead stochastic scheduling of integrated multi-energy system for flexibility synergy and uncertainty balancing[J]. Energy, 2020, 196: 117130.
- [6] 张海波,申杰,王国荣,等.考虑无功设备动作的交直流电网日前两阶段随机优化调度[J].电力系统自动化,2022,46(8):133-142. ZHANG Haibo, SHEN Jie, WANG Guorong, et al. Day-ahead two-stage stochastic optimal dispatch of AC/DC power grid considering reactive power equipment operation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(8): 133-142.
- [7] 张玉敏,韩学山,杨明,等.基于狄利克雷模型的分布鲁棒机组组合[J].中国电机工程学报,2019,39(17):5074-5084. ZHANG Yumin, HAN Xueshan, YANG Ming, et al. Distributionally robust unit commitment based on imprecise Dirichlet model[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(17): 5074-5084.
- [8] ZHANG M L, FANG J K, AI X M, et al. Partition-combine uncertainty set for robust unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3266-3269.
- [9] JIANG Y B, WAN C, BOTTERUD A, et al. Efficient robust scheduling of integrated electricity and heat systems: a direct constraint tightening approach[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(4): 3016-3029.
- [10] 郭尊,李庚银,周明,等.考虑网络约束和源荷不确定性的区域综合能源系统两阶段鲁棒优化调度[J].电网技术,2019,43

- (9):3090-3100.
 GUO Zun, LI Gengyin, ZHOU Ming, et al. Two-stage robust optimal scheduling of regional integrated energy system considering network constraints and uncertainties in source and load[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3090-3100.
- [11] SHUI Y, GAO H J, WANG L F, et al. A data-driven distributionally robust coordinated dispatch model for integrated power and heating systems considering wind power uncertainties [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 104: 255-258.
- [12] 张亚超,谢仕炜,朱蜀.多区域互联电-气耦合系统分散协调分布鲁棒优化调度[J].电力系统自动化,2022,46(19):31-42.
 ZHANG Yachao, XIE Shiwei, ZHU Shu. Decentralized coordinated distributionally robust optimal scheduling of multi-area interconnected electricity-gas coupling system [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(19): 31-42.
- [13] YANG L, XU Y L, GU W, et al. Distributionally robust chance-constrained optimal power-gas flow under bidirectional interactions considering uncertain wind power [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2021, 12(2): 1722-1735.
- [14] 税月,刘俊勇,高红均,等.考虑风电不确定性的电热综合系统分布鲁棒协调优化调度模型[J].中国电机工程学报,2018,38(24):7235-7247.
 SHUI Yue, LIU Junyong, GAO Hongjun, et al. A distributionally robust coordinated dispatch model for integrated electricity and heating systems considering uncertainty of wind power [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(24): 7235-7247.
- [15] WU C Y, GU W, JIANG P, et al. Combined economic dispatch considering the time-delay of district heating network and multi-regional indoor temperature control [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 118-127.
- [16] 王皓,艾芊,甘霖,等.基于多场景随机规划和MPC的冷热电联合系统协同优化[J].电力系统自动化,2018,42(13):51-58.
 WANG Hao, AI Qian, GAN Lin, et al. Collaborative optimization of combined cooling heating and power system based on multi-scenario stochastic programming and model predictive control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 51-58.
- [17] 董雷,吴怡,张涛,等.基于强化学习的含SOP主动配电网双层优化方法[J/OL].电力系统自动化[2022-06-28].<http://dx.doi.org/10.7500/AEPS20220327004>.
 DONG Lei, WU Yi, ZHANG Tao, et al. Reinforcement learning based double-layer optimization method for active distribution network with soft open point[J/OL]. Automation of Electric Power Systems [2022-06-28]. <http://dx.doi.org/10.7500/AEPS20220327004>.
- [18] 杨挺,赵黎媛,刘亚闯,等.基于深度强化学习的综合能源系统动态经济调度[J].电力系统自动化,2021,45(5):39-47.
 YANG Ting, ZHAO Liyuan, LIU Yachuang, et al. Dynamic economic dispatch for integrated energy system based on deep reinforcement learning [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(5): 39-47.
- [19] LI Y, WANG R N, YANG Z. Optimal scheduling of isolated microgrids using automated reinforcement learning-based multi-period forecasting [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2022, 13(1): 159-169.
- [20] BELLMAN R. Dynamic programming[J]. Science, 1966, 153(3731): 34-37.
- [21] FRANGIONI A, GENTILE C. Solving nonlinear single-unit commitment problems with ramping constraints [J]. Operations Research, 2006, 54(4): 767-775.
- [22] 孙雯,陈紫薇,张玉琼,等.基于动态规划的SOFC冷热电三联供综合能源系统日前经济调度[J/OL].中国电机工程学报[2022-06-28].<http://dx.doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.211743>.
 SUN Wen, CHEN Ziwei, ZHANG Yuqiong, et al. Economic day-ahead scheduling of SOFC-based integrated tri-generation energy system using dynamic programming [J/OL]. Proceedings of the CSEE [2022-06-28]. <http://dx.doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.211743>.
- [23] ZHANG N, LEIBOWICZ B D, HANASUSANTO G A. Optimal residential battery storage operations using robust data-driven dynamic programming [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(2): 1771-1780.
- [24] 梁振成,韦化,李凌,等.中长期发电计划的值函数近似动态规划方法[J].中国电机工程学报,2015,35(20):5199-5209.
 LIANG Zhencheng, WEI Hua, LI Ling, et al. A method of value function approximate dynamic programming for medium/long term generation scheduling [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(20): 5199-5209.
- [25] 韦化,龙丹丽,黎静华.求解大规模机组组合问题的策略迭代近似动态规划[J].中国电机工程学报,2014,34(25):4420-4429.
 WEI Hua, LONG Danli, LI Jinghua. Policy iteration-approximate dynamic programming for large scale unit commitment problems [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(25): 4420-4429.
- [26] SUN L, JIN Y H, SHEN J, et al. Sustainable residential micro-cogeneration system based on a fuel cell using dynamic programming-based economic day-ahead scheduling [J]. ACS Sustainable Chemistry & Engineering, 2021, 9(8): 3258-3266.
- [27] PAN Z N, YU T, LI J, et al. Risk-averse real-time dispatch of integrated electricity and heat system using a modified approximate dynamic programming approach [J]. Energy, 2020, 198: 117347.
- [28] XUE X Z, AI X M, FANG J K, et al. Real-time schedule of integrated heat and power system: a multi-dimensional stochastic approximate dynamic programming approach [J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2022, 134: 107427.
- [29] 冯仲恺,廖胜利,牛文静,等.梯级水电站群中长期优化调度的正交离散微分动态规划方法[J].中国电机工程学报,2015,35(18):4635-4644.
 FENG Zhongkai, LIAO Shengli, NIU Wenjing, et al. Orthogonal discrete differential dynamic programming for mid-long term optimal operation of cascade hydropower system [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(18): 4635-4644.
- [30] 王森,武新宇,程春田,等.梯级水电站群长期发电优化调度多核并行机会约束动态规划方法[J].中国电机工程学报,2015,35(10):2417-2427.

WANG Sen, WU Xinyu, CHENG Chuntian, et al. Multi-core parallel chance constrained dynamic programming for long-term generation operation of cascaded reservoirs [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(10): 2417-2427.

- [31] 刘方,张粒子.基于大系统分解协调和多核集群并行计算的流域梯级水电中长期调度[J].中国电机工程学报,2017,37(9): 2479-2491.

LIU Fang, ZHANG Lizi. Long term optimal operation of cascade hydropower based on multicore cluster parallel computing and large system decomposition-coordination [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(9): 2479-2491.

- [32] ZHU J Q, CHEN J J, ZHUO Y L, et al. Stochastic energy management of active distribution network based on improved approximate dynamic programming [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 406-416.

- [33] 董帅,王成福,徐士杰,等.计及网络动态特性的电-气-热综合能源系统日前优化调度[J].电力系统自动化,2018,42(13): 12-19.

DONG Shuai, WANG Chengfu, XU Shijie, et al. Day-ahead optimal scheduling of electricity-gas-heat integrated energy system considering dynamic characteristics of networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(13): 12-19.

- [34] 吉兴全,刘健,张玉敏,等.计及运行灵活性约束的综合能源系统优化调度[J].电力系统自动化,2022,46(16):84-94.

JI Xingquan, LIU Jian, ZHANG Yumin, et al. Optimal dispatching of integrated energy system considering operation flexibility constraints [J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(16): 84-94.

- [35] 张玉敏,张旋,吉兴全,等.计及电-气-热 IES 动态特性的输配协同机组组合 [J/OL]. 中国电机工程学报 [2022-06-28]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.212034>.

ZHANG Yuming, ZHANG Xuan, JI Xingquan, et al. Synergetic unit commitment of transmission and distribution network considering dynamic characteristics of electricity-gas-heat integrated energy system [J/OL]. Proceedings of the CSEE [2022-06-28]. <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.212034>.

张玉敏(1986—),女,博士,讲师,硕士生导师,主要研究方向:电力系统运行与控制。E-mail:ymzhang2019@sdust.edu.cn

孙鹏凯(1997—),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统运行与控制。E-mail:pksun@sdust.edu.cn

吉兴全(1970—),男,通信作者,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向:配电网优化。E-mail:xqji@sdust.edu.cn

(编辑 杨松迎)

Dynamic Economic Dispatch for Integrated Energy System Based on Parallel Multi-dimensional Approximate Dynamic Programming

ZHANG Yumin¹, SUN Pengkai¹, JI Xingquan¹, YANG Ming², YU Yixiao², ZHANG Xuan³

(1. College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;

2. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education (Shandong University),

Jinan 250061, China; 3. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education (Tianjin University), Tianjin 300072, China)

Abstract: With respect to the problem that the stochastic dynamic economic dispatch model is difficult to solve efficiently, this paper proposes a parallel multi-dimensional approximate dynamic programming algorithm for solving the stochastic dynamic economic dispatch rapidly for electricity-gas-heat integrated energy system (IES). This algorithm can aggregate the state variables in the original high-dimensional state space into the available capacity of the electrical storage system (ESS), and the available heat of the heat storage tank (HST) of the IES to achieve dimensionality reduction of the state space and solve the problem of “dimensional disaster” in the dynamic dispatch. In addition, this paper uses the operation constraints of ESS and HST to eliminate the invalid states and reduce the solving scale of the problem. In the fully trained value table model for uncertain scenarios such as wind power, electricity price and load, through the iterative optimization of the approximate value function, the value table containing empirical knowledge is employed to the online test to make the IES optimal dispatch decision deal with uncertainty. The effectiveness of the proposed model and algorithm is verified by taking the improved two power systems as examples.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52107111), Shandong Provincial Natural Science Foundation of China (No. ZR2022ME219), and Youth Fund of Shandong Provincial Natural Science Foundation of China (No. ZR2021QE117).

Key words: integrated energy system; economic dispatch; approximate dynamic programming; stochastic optimization; state space compression

