

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.250050

面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法

李启源¹, 林伟¹, 雷星雨¹, 杨知方¹, 周专², 边家瑜², 于志勇²

(1. 输变电装备技术全国重点实验室(重庆大学), 重庆 400044;

2. 国网新疆电力有限公司, 新疆 乌鲁木齐 830002)

摘要: 储能聚合是有效管控大规模储能参与调度的必要手段, 但现有储能聚合方法多关注于储能物理参数的数值聚合, 计算复杂度高, 并且储能聚合后并网调度与实际调度存在偏差, 难以直接应用于实际电力工业调度决策。为此, 提出了面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法。其核心思想是: 以大规模储能聚合前后参与电力系统经济调度所得调度方案总体运行成本差别最小为目标, 通过优化决策确定储能聚合参数, 从而实现虚拟储能不影响其他资源调度方案的预期储能聚合目标。为此, 建立双层优化模型, 将大规模储能聚合成虚拟储能。在此基础上, 通过 KKT 条件推导将模型转化为单层优化模型, 进而求解虚拟储能参数。为保证虚拟储能参数在电力系统调度的适应性, 提出适应多演变场景的大规模储能聚合方法。最后, 选取 PJM5、IEEE118 和某省 661 节点系统开展算例分析, 验证了所提方法的有效性 with 适应性。

关键词: 新型电力系统; 储能聚合; 多场景; 双层优化; 经济调度

Large-scale energy storage aggregation method for economic dispatch deviation suppression

LI Qiyuan¹, LIN Wei¹, LEI Xingyu¹, YANG Zhifang¹, ZHOU Zhuan², BIAN Jiayu², YU Zhiyong²

(1. State Key Laboratory of Power Transmission Equipment Technology (Chongqing University), Chongqing 400044, China;

2. State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Urumqi 830002, China)

Abstract: Energy storage aggregation is an essential mean for effectively managing the participation of large-scale storage in power system dispatch. However, existing energy storage aggregation methods primarily focus on numerical aggregation of energy storage physical parameters, resulting in high computational complexity. Moreover, after aggregation, discrepancies often arise between the aggregated and actual dispatch outcomes, making these methods difficult to apply directly in practical power system dispatching decision. To address these issues, this paper proposes a large-scale energy storage aggregation method for suppressing economic dispatch deviation. The core idea is to minimize the overall operating cost difference between dispatch schemes before and after storage aggregation. By optimizing the aggregation parameters, a virtual storage model is constructed such that its participation does not interfere with the optimal dispatch of other resources. A bi-level optimization model is established to aggregate large-scale storage units into a virtual storage system. Based on the KKT conditions, the model is then transformed into a single-level model to determine the virtual storage parameters. To ensure adaptability of the virtual storage parameters in system dispatch, a multi-scenario aggregation approach is further developed to accommodate evolving system conditions. Finally, case studies on the PJM5, IEEE118, and a provincial 661-node system demonstrate the effectiveness and adaptability of the proposed method.

This work is supported by the Science and Technology Project of the Headquarters of State Grid Corporation of China (No. 5100-202236503A-3-0-SF).

Key words: new power system; energy storage aggregation; multi-scenario; bi-level optimization; economic dispatch

0 引言

随着全球能源格局的不断变化和对环境可持续

性发展的日益关注, 清洁能源逐渐代替传统能源成为我国能源转型的关键推动力^[1-2]。而新能源具有很强的波动性和随机性, 为平抑新能源随机波动, 避免能源浪费, 储能成为解决问题的关键^[3-6]。各省工业界针对储能并网参与调度的容量需求也提出了相关要求, 《山东储能电站并网运行管理实施细则(试

基金项目: 国家电网公司总部科技项目资助(5100-202236503A-3-0-SF)

行)》中提到: 并入山东电网运行, 由地市级及以上电力调度机构直接调度的储能准入容量需在 5 MW/2 h 及以上^[7]。为此, 国家发展改革委、国家能源局联合在 2022 年印发了《“十四五”新型储能发展实施方案》, 提倡探索储能聚合等参与电网调度, 通过大规模千瓦级类型分散式储能(现有以电化学类型储能为主)聚合, 发挥削峰填谷等作用^[8]。因此, 储能的高效聚合受到了新型电力系统领域的广泛关注^[9-11]。在工业界, 大规模分布式储能聚合为虚拟储能, 理想的聚合目标是: 采用原始储能模型与虚拟储能模型可得到相似的调度决策方案及成本, 从而避免使用虚拟储能模型造成的建模偏差^[12-13]。

储能聚合问题的本质是优化模型的约束投影问题, 聚合多面体的点/边/面数目随着约束数目的增长呈现爆炸式增长。上述因素将随着问题维度的增加而大幅增加, 从而带来难以承受的计算负担。现有储能聚合研究主要可分为物理模型近似法^[14-18]和非物理模型近似法^[19-22]。物理模型近似法的核心思想是在在预设的几何多面体区域下, 优化求解几何多面体的近似解, 进而得到虚拟储能功率传输的可行域。已有研究构建多面体的欧氏空间叠加, 通过建立优化问题, 求解得到原多面体问题的最大内部近似和最小外部近似^[14-15], 或者构建成空间几何模型, 求解其最大内接正方体或直角棱锥, 进而得到“虚拟储能”可行域^[16]。另有学者提出虚拟储能近似优化聚合方法, 将多能源的约束空间映射到聚合功率的约束空间, 牺牲求解精度, 获得聚合功率的保守解^[17]。文献[18]提出一种基于虚拟电池模型的外逼近可行域聚合方法, 通过线性规划的聚合可行域冗余约束判定方法, 对可行域中的冗余约束进行消除, 进一步提升聚合模型在优化求解时的性能, 但牺牲了聚合精度, 导致后续并网调度方案存在差异。非物理模型近似法的核心思想是直接优化搜索储能聚合可行域的点/边/面。文献[19]采用顶点搜索方法, 从可行域的几何含义出发, 通过构造优化问题求取调度模型在若干方向上的最远可延伸点, 各方向上求得顶点的凸多边形即为表征可行域的空间几何体。单个储能充放电存在时段耦合, 而大规模储能系统运行状态由于时序耦合特性导致其可行域为一个高维多面体, 计算负担重, 难以精准刻画^[20]。并且, 储能聚合后的可行域与实际储能提供的可行域存在聚合偏差, 该类方法难以保证聚合前后调度方案结果的一致^[21-22]。现有研究可将 5~60 台分布式储能进行聚合, 聚合误差范围大致在 15%~25%。此外, 由于储能聚合问题本质上是运行约束的投影问题, 随着参与聚合的储能数目增加导致的约束数

目增加, 投影所产生的点边面数据急剧增加, 可行域形状复杂, 使得上述两类方法的聚合结果误差随之增加, 后续产生较大的经济调度偏差^[17]。可见, 现有的聚合方法在面对大规模分布式储能的聚合应用时, 仍可能对后续的经济调度产生较大影响。

为此, 本文将以聚合结果不准导致的后续调度经济性影响最小化为代价计算储能聚合结果, 从而充分考虑储能聚合结果不准对后续调度经济性的影响, 最终提升储能聚合调用经济性。本文主要贡献如下。

1) 基于实际电力系统数据信息, 提出了一种储能参数决策模型, 该模型既可使虚拟储能并网电力系统的虚拟系统(以下简称虚拟系统)成本与实际系统成本的偏差最小, 又能使虚拟系统的总体运行成本最小。首先通过 KKT 条件将双层模型转化为单层模型, 通过大 M 法消去模型中的非线性约束。最后求解得到聚合的虚拟储能参数。

2) 为提升所提方法的多场景适应性, 构建面向多场景鲁棒运行的大规模储能聚合模型, 求解得到适应于多场景下聚合的虚拟储能参数, 并将多场景下实际灵活性资源调度行为与虚拟储能调度行为进行对比, 说明聚合的精准性。

1 问题描述

1.1 储能聚合本质问题剖析

电力系统中, 储能聚合作为一种新兴的资源管理方式, 对于平衡新能源的波动性和提高电网的稳定性具有重要作用^[23-25]。无论是在需求还是供应方面, 大量分散的储能都可以作为小型可行域的主要来源^[26], 成为传统上用于平衡电网的大规模供应可行域的额外资源。通过储能聚合, 只需提交虚拟储能参数(虚拟储能最大充放电速率和最大容量), 无需向电网直接提交原始大规模储能的参数, 从而以简洁和紧凑的形式计算和表示整个系统的总体可行域, 并减少规划、交易和控制的复杂性^[27-28]。

为解决虚拟储能并网的调度偏差问题, 本文提出面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法。特别地, 本文所提“经济调度偏差抑制”是指: 储能以聚合形式参与电网调度下的调度成本, 与其以非聚合形式参与电网调度所产生的调度成本一致。通过遵循“经济调度偏差抑制”原则, 可在不损失系统经济最优的情况下对储能进行聚合调用。

1.2 面向经济调度偏差抑制的虚拟储能参数决策方法框架

针对现有储能的物理聚合方法时间长及聚合结果难以保证调度方案一致性问题^[29], 本文提出面

向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法, 其参数决策框架如图 1 所示。首先, 根据历史风电、光电、负荷数据, 计算含有大规模储能并网的电力系统经济调度信息。基于此, 本文在单一场景下, 根据经济性等效的思想, 将大规模储能等效为虚拟储能, 构建虚拟系统总体运行成本最小及虚拟系统各类资源各时段运行成本与实际系统各类资源各时段运行成本偏差绝对值最小的双层优化模型, 实现大规模储能聚合为虚拟储能。由于单一场景难以明晰储能实际应用情况, 进一步考虑多场景情况下虚拟储能参数决策, 求解得到虚拟储能参数, 实现储能的有效聚合。

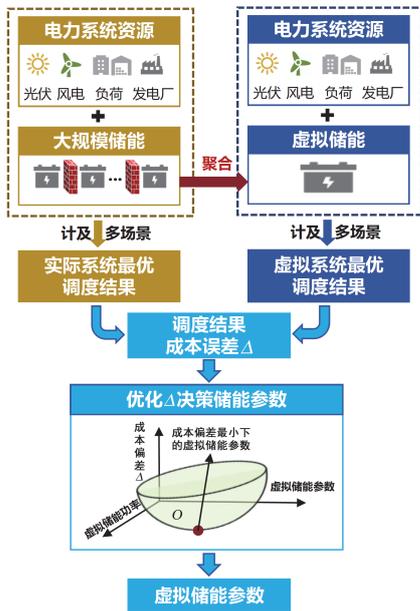


图 1 面向经济调度偏差抑制的虚拟储能参数决策框架

Fig. 1 Virtual energy storage parameter decision framework for minimizing economic dispatch deviation

2 面向经济调度偏差抑制的虚拟储能参数决策模型

本节考虑大量储能并网运行的特点, 通过历史数据, 计算得到电力系统最优调度各时段各类资源的运行成本, 基于经济调度偏差抑制思想, 提出面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法。

2.1 考虑大规模储能的电力系统经济调度模型

在高比例风光新能源并网情况下, 大规模储能参与电力系统调度能有效减少系统总体运行成本, 并有效起到削峰填谷作用, 保证系统安全、经济运行。考虑实际工业界现状, 本文采用直流潮流模型对考虑大规模储能并网的电力系统经济调度进行建模^[30]。

2.1.1 目标函数

$$\min C = \sum_{t=1}^T (C_{\text{gen},t} + C_{\text{wind},t} + C_{\text{light},t} + C_{\text{storage},t}) \quad (1)$$

$$C_{\text{gen},t} = \sum_{i=1}^{N_G} a_i P_{g,i,t} \Delta t \quad (2)$$

$$C_{\text{wind},t} = \sum_{k=1}^{N_W} a_W (P_{w\max,k,t} - P_{w,k,t}) \Delta t \quad (3)$$

$$C_{\text{light},t} = \sum_{r=1}^{N_L} a_L (P_{l\max,r,t} - P_{l,r,t}) \Delta t \quad (4)$$

$$C_{\text{storage},t} = \sum_{j=1}^{N_B} (c_{d,t} P_{j,d,t} - c_{c,t} P_{j,c,t}) \Delta t \quad (5)$$

式中: C 为原始系统运行总成本; T 为总时段数, $T = 24 \text{ h}$; $C_{\text{gen},t}$ 为 t 时段传统机组发电成本; $C_{\text{wind},t}$ 为 t 时段弃风惩罚费用; $C_{\text{light},t}$ 为 t 时段弃光惩罚费用; $C_{\text{storage},t}$ 为 t 时段储能充放电运行总成本; N_G 、 N_W 、 N_L 和 N_B 分别为传统机组、风电厂、光伏电站和储能并网个数; a_i 为第 i 个单位传统机组报价; a_W 为单位弃风量惩罚费用; a_L 为单位弃光量惩罚费用; $P_{g,i,t}$ 为第 i 个传统机组 t 时段的出力; $P_{w,k,t}$ 为第 k 个风电厂 t 时段的实际功率; $P_{l,r,t}$ 为第 r 个光伏电站 t 时段的实际功率; $P_{w\max,k,t}$ 为第 k 个风电厂 t 时段的最大可发电功率; $P_{l\max,r,t}$ 为第 r 个光伏电站 t 时段的最大可发电功率; $c_{d,t}$ 和 $c_{c,t}$ 分别为 t 时段单位储能放电和充电报价; $P_{j,d,t}$ 和 $P_{j,c,t}$ 分别为第 j 个储能 t 时段的放电和充电功率; Δt 为时段间隔, 每时段间隔为 1 h 。

2.1.2 原始系统约束条件

1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{g,i,t} + \sum_{j=1}^{N_B} P_{j,d,t} + \sum_{k=1}^{N_W} P_{w,k,t} + \sum_{r=1}^{N_L} P_{l,r,t} - \sum_{n=1}^{N_N} P_{n,\text{load},t} - \sum_{j=1}^{N_B} P_{j,c,t} = 0, \forall t \quad (6)$$

式中: N_N 为系统负荷总数; $P_{n,\text{load},t}$ 为第 n 个节点 t 时段的负荷, 其中 $t = 1, 2, \dots, T$ 。

2) 支路功率上下限约束

$$P_{b,\min} \leq P_{b,t} \leq P_{b,\max} \quad (7)$$

式中: $P_{b,t}$ 、 $P_{b,\max}$ 、 $P_{b,\min}$ 分别为第 b 条支路的功率及其上下限。

3) 传统机组出力约束

$$P_{g,\min,i,t} \leq P_{g,i,t} \leq P_{g,\max,i,t} \quad (8)$$

式中: $P_{g,\max,i,t}$ 、 $P_{g,\min,i,t}$ 分别为传统机组出力的上下限, 其中 $i = 1, 2, \dots, N_G$ 。

4) 爬坡约束

$$r_{g\min,i,t} \leq P_{g,i,t} - P_{g,i,t-1} \leq r_{g\max,i,t} \quad (9)$$

式中: $r_{g\max,i,t}$ 、 $r_{g\min,i,t}$ 分别为传统机组出力爬坡的上、下限。

5) 风、光功率约束

风、光实际使用功率不可高于当前时刻风、光发电最大功率, 即

$$0 \leq P_{w,k,t} \leq P_{w\max,k,t} \quad (10)$$

$$0 \leq P_{l,r,t} \leq P_{l\max,r,t} \quad (11)$$

式中: $k=1,2,\dots,N_W$; $r=1,2,\dots,N_L$ 。

6) 储能充放电相关约束

储能实际充放电过程中, 充放电功率不可高于储能的额定功率值; 储能设备储能能量具有连续性, 即当前时段储能具有的能量等于上个时段所具有能量和当前时段充放电效率和实际充放电功率决定; 储能存储能量具有上下限; 并且, 储能在同一时段仅存在一种状态, 即充电、放电或静置。

$$0 \leq P_{j,d,t} \leq P_{j,RP} \quad (12)$$

$$0 \leq P_{j,c,t} \leq P_{j,RP} \quad (13)$$

$$E_{B,j,RL} \leq E_{B,j,t} \leq E_{B,j,RC} \quad (14)$$

$$E_{B,j,t} - E_{B,j,t-1} - (\eta_c P_{j,c,t} - P_{j,d,t} / \eta_d) \Delta t = 0 \quad (15)$$

$$P_{j,c,t} P_{j,d,t} = 0 \quad (16)$$

式中: $P_{j,RP}$ 为第 j 个储能的充放电额定功率; $E_{B,j,t}$ 为 t 时段第 j 个储能存储的能量; $E_{B,j,RC}$ 、 $E_{B,j,RL}$ 分别为第 j 个储能可存储能量的上、下限; η_c 、 η_d 分别为储能的充、放电效率。此外, 对于非线性约束式(16), 当储能处于充电状态时, $P_{j,d,t} = 0$; 当储能处于放电状态时, $P_{j,c,t} = 0$; 当储能处于静置状态时, $P_{j,d,t}$ 与 $P_{j,c,t}$ 均为 0。

式(1)一式(16)为考虑大规模储能并网的电力系统经济调度模型。由于后文虚拟储能系统也采用上述模型, 后续需要进行 KKT 条件推导, 而原模型存在确保储能物理可行性(如非同时充放电)的非线性约束。因此, 本文采用文献[31]所提可确保储能物理可行性的线性化方法, 将原始非线性约束替换成线性约束。考虑大规模储能并网的电力系统经济调度模型为式(1)一式(15)。

2.2 面向经济调度偏差抑制的虚拟储能参数决策方法

本节面向经济调度偏差抑制原则, 对大规模储能等效为虚拟储能的参数进行决策。根据 2.1 节电力系统经济调度模型, 将大规模储能相关变量和约束替换为虚拟储能变量和约束, 建立经济调度偏差抑制的虚拟储能双层优化模型, 其中, 上层模型为

最小化原始实际系统各时段各类资源运行成本与虚拟系统各时段各类资源运行成本差值的绝对值总和, 下层为最小化考虑虚拟储能的虚拟系统总体运行成本。具体模型如下。

2.2.1 上层目标函数

$$\min D = \sum_{t=1}^T \left(\left| f_{\text{gen},t} - C_{\text{gen},t} \right| + \left| f_{\text{wind},t} - C_{\text{wind},t} \right| + \left| f_{\text{light},t} - C_{\text{light},t} \right| + \left| f_{\text{storage},t} - C_{\text{storage},t} \right| \right) \quad (17)$$

式中: D 为虚拟系统各时段各类资源与原始系统各时段各类资源运行成本偏差绝对值总和; $f_{\text{gen},t}$ 为虚拟系统里 t 时段传统机组发电成本; $f_{\text{wind},t}$ 为虚拟系统里 t 时段弃风惩罚费用; $f_{\text{light},t}$ 为虚拟系统里 t 时段弃光惩罚费用; $f_{\text{storage},t}$ 为虚拟系统里 t 时段虚拟储能充放电运行总成本。

上层模型旨在从成本的角度去实现储能聚合前后所得调度方案结果差别最小。

2.2.2 上层优化模型约束条件

1) 虚拟储能充电限制

$$P_{S_j,d,t} \leq P_{S_j,\max} \quad (18)$$

$$P_{S_j,\max} \leq \sum_{j=1}^{N_B} P_{j,B\max} \quad (19)$$

式中: $P_{S_j,d,t}$ 为第 S_j 个虚拟储能 t 时段的放电功率; $P_{S_j,\max}$ 为历史调度信息中大规模储能调度时充放电总和最大值, 即虚拟储能充放电最大值; $P_{j,B\max}$ 为第 j 个储能额定功率。

2) 虚拟储能容量限制

$$E_{S_j,\max} \leq \sum_{j=1}^{N_B} E_{B,j,RC} \quad (20)$$

式中: $E_{S_j,\max}$ 为第 S_j 个虚拟储能可存储能量上限。

2.2.3 下层目标函数

$$\min f = \sum_{t=1}^T (f_{\text{gen},t} + f_{\text{wind},t} + f_{\text{light},t} + f_{\text{storage},t}) \quad (21)$$

$$f_{\text{gen},t} = \sum_{i=1}^{N_G} a_i P_{fg,i,t} \Delta t \quad (22)$$

$$f_{\text{wind},t} = \sum_{k=1}^{N_W} a_w (P_{w\max,k,t} - P_{fw,k,t}) \Delta t \quad (23)$$

$$f_{\text{light},t} = \sum_{r=1}^{N_L} a_l (P_{l\max,r,t} - P_{fl,r,t}) \Delta t \quad (24)$$

$$f_{\text{storage},t} = \sum_{S_j=1}^{N_{VB}} (c_{d,t} P_{S_j,d,t} - c_{c,t} P_{S_j,c,t}) \Delta t \quad (25)$$

式中: f 为虚拟系统运行总成本; N_{VB} 为虚拟储能个数; $P_{fg,i,t}$ 为虚拟系统里第 i 个传统机组 t 时段的出

力; $P_{fw,k,t}$ 为虚拟系统里第 k 个风电厂 t 时段的实际功率; $P_{fl,r,t}$ 为虚拟系统里第 r 个光伏电站 t 时段的实际功率; $P_{S_j,c,t}$ 为第 S_j 个虚拟储能 t 时段的充电功率。虚拟系统中, 3 类资源的 $P_{fg,i,t}$ 、 $P_{fw,k,t}$ 、 $P_{fl,r,t}$ 的约束条件与原调度系统相同。

下层模型旨在实现大规模储能等效为虚拟储能的同时, 使虚拟系统达到最优经济调度。

2.2.4 下层优化模型约束条件

1) 虚拟系统功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{fg,i,t} + \sum_{S_j=1}^{N_{VB}} P_{S_j,d,t} + \sum_{k=1}^{N_W} P_{fw,k,t} + \sum_{r=1}^{N_L} P_{fl,r,t} - \sum_{n=1}^{N_N} P_{n,load,t} - \sum_{S_j=1}^{N_{VB}} P_{S_j,c,t} = 0, \forall t \quad (26)$$

2) 支路功率上下限约束

$$P_{f_b,\min} \leq P_{f_b,t} \leq P_{f_b,\max} \quad (27)$$

式中: $P_{f_b,t}$ 、 $P_{f_b,\max}$ 、 $P_{f_b,\min}$ 分别为虚拟系统第 f_b 条支路功率及其上下限。

3) 虚拟储能相关约束

$$0 \leq P_{S_j,d,t} \leq P_{S_j,\max} \quad (28)$$

$$0 \leq P_{S_j,c,t} \leq P_{S_j,\max} \quad (29)$$

$$E_{S_j,\min} \leq E_{S_j,t} \leq E_{S_j,\max} \quad (30)$$

$$E_{S_j,t} - E_{S_j,t-1} - (\eta_c P_{S_j,c,t} - P_{S_j,d,t} / \eta_d) \Delta t = 0 \quad (31)$$

式中: $E_{S_j,\min}$ 为第 S_j 个虚拟储能可存储能量下限。

下层模型的目标函数为式(21)一式(25), 约束条件由式(8)一式(11)、式(26)一式(31)共同构成。

综上可得, 式(8)一式(11)与式(17)一式(31)构成了面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合优化模型。本文是在历史调度中考虑各设备功率/容量、充放电速率等物理约束的差异, 通过历史场景调度得到的信息间接影响虚拟储能的聚合参数。

2.3 基于 KKT 条件和大 M 法的虚拟储能参数决策双层模型转化方法

因面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合模型属于双层优化问题, 当问题规模较大时, 迭代法往往无法求解出问题的解, 故需要采用其他方法求解。分析模型本质, 下层优化模型的目标函数为线性函数, 约束条件也均为线性约束, 同时变量均为连续变量, 不涉及非凸函数或整数变量, 故该下层模型是凸优化问题。因此对下层优化模型进行 KKT 条件推导, 得到满足下层模型的 KKT 条件最优解与原下层问题最优解等价的不等式方程组, 再将下层的 KKT 条件嵌入上层优化模型约束条件中, 实现双层优化模型转为单层优化模型。进一步采用

大 M 法消去 KKT 条件中的非线性约束, 最终将双层优化问题转化为单层混合整数优化问题, 实现大规模储能聚合问题的简化。

为了便于推导, 将上述优化问题表达为以下紧凑形式。

$$\min D = \sum_i |f_i - C_i| \quad (32)$$

$$\text{s.t. } G_p(\mathbf{X}) = \mathbf{0} \\ H_q(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0}, q = 1, 2, \dots, s \quad (33)$$

$$\min f = \mathbf{KX} \quad (34)$$

$$\text{s.t. } g_j(\mathbf{X}) = \mathbf{0}, j = 1, 2, \dots, m \\ h_k(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0}, k = 1, 2, \dots, n \quad (35)$$

式中: D 为虚拟系统运行总成本和原始系统运行总成本的偏差; f_i 为虚拟系统运行成本向量; C_i 为原始系统运行成本向量; \mathbf{K} 为系数向量; \mathbf{X} 为决策向量; p 、 s 、 m 、 n 表示各类方程组的总数。

为求解下层最小化虚拟系统总体运行成本模型的最优解, 对下层模型推导构建拉格朗日函数 L , 如式(36)所示。

$$L(\mathbf{X}, \boldsymbol{\lambda}_j, \boldsymbol{\mu}_k) = f + \sum_{j=1}^m \lambda_j g_j(\mathbf{X}) + \sum_{k=1}^n \mu_k h_k(\mathbf{X}) \quad (36)$$

式中: λ_j 为 $g_j(\mathbf{X})$ 对应的拉格朗日乘子组成的向量; μ_k 为 $h_k(\mathbf{X})$ 对应的拉格朗日乘子组成的向量。

由于下层模型目标函数和约束条件构成凸优化问题, 则下层模型取最优解的充分必要条件为

$$\begin{cases} \nabla_{\mathbf{X}} L = \mathbf{0} \\ \text{式(6)一式(15)} \\ \lambda_j \geq \mathbf{0} \\ \mu_k \geq \mathbf{0} \\ \mu_k h_k(\mathbf{X}) = \mathbf{0} \end{cases} \quad (37)$$

由于约束条件式(37)中含有非线性约束 $\mu_k h_k(\mathbf{X}) = \mathbf{0}$, 不能用商业求解器直接求解, 故采用大 M 法将非线性约束转化为线性约束^[32]。

$$\mathbf{0} \leq \mu_k \leq Mz_k \quad (38)$$

$$-M(\mathbf{1} - z_k) \leq h_k(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0} \quad (39)$$

式中: M 取值为无穷大; z_k 为 0-1 整数变量向量。

综上所述, 将面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合双层模型转化为单层混合整数优化模型, 写成对应的紧凑形式的模型, 如式(40)所示。

$$\begin{cases} \min D = \sum_i |f_i - C_i| \\ \text{s.t. } G_p(\mathbf{X}) = \mathbf{0} & g_j(\mathbf{X}) = \mathbf{0} \\ H_q(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0} & \lambda_j \geq \mathbf{0} \\ \nabla_{\mathbf{X}} L = \mathbf{0} & \mu_k h_k(\mathbf{X}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \leq \mu_k \leq Mz_k \\ -M(\mathbf{1} - z_k) \leq h_k(\mathbf{X}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (40)$$

本文所提聚合方法的核心思想是：以储能聚合前后参与电力系统经济调度成本偏差最小为目标，通过构建双层优化模型确定储能聚合参数。该思想不仅适用于当前配电网主要采用的电化学储能，也适用于其余类型储能(如氢储能等季节性储能)的聚合问题。应当注意，本文以涵盖经济成本与环保成本(以弃风、弃光表示)的调度目标式(17)为例阐述本文所提方法，它也适用于不同类型调度目标场景(如仅考虑经济成本)。

3 计及多场景的虚拟储能参数决策模型

3.1 计及多场景的虚拟储能聚合模型

第2节提出了面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法，该方法简化了储能的建模过程，同时保证了储能并网调度结果偏差最小，然而该方法对于储能的聚合仅实现了在单一场景下的等效，难以适用于广泛的多场景调度。因此，本节考虑该方法的普适性，进一步考虑多场景情况，提出将大规模储能等效为虚拟储能的虚拟储能参数决策方法，具体流程如图2所示。上层模型为多个场景下，虚拟系统成本与实际系统成本差值绝对值总和最小，下层模型为多个场景下的最优经济调度模型，基于第2节的紧凑模型扩展，其具体模型如下。



图2 计及多场景的虚拟储能参数决策流程

Fig. 2 Virtual energy storage parameter decision process considering multiple scenarios

$$\min D = \sum_{a=1}^S \sum_i |f_i^a - C_i^a| \quad (41)$$

$$\text{s.t. } G_p^a(X) = 0, p = 1, 2, \dots, r \quad (42)$$

$$H_q^a(X) \leq 0, q = 1, 2, \dots, s$$

$$\min f^a = \mathbf{KX}^a \quad (43)$$

$$\text{s.t. } g_j^a(X) = 0, j = 1, 2, \dots, m \quad (44)$$

$$h_k^a(X) \leq 0, k = 1, 2, \dots, n$$

式中：上标“a”表示场景序号；S表示共有的场景总数。

进一步基于2.3节所提出的理论对上述模型进行转化，得到计及多场景的虚拟储能参数单层优化模型，如式(45)所示。

$$\left\{ \begin{array}{l} \min D = \sum_{a=1}^S \sum_i |f_i^a - C_i^a| \\ \text{s.t. } G_p^a(X) = 0 \\ H_q^a(X) \leq 0 \\ \nabla_x L = 0 \\ g_j^a(X) = 0 \\ \lambda_j^a \geq 0 \\ \mu_k^a h_k^a(X) = 0 \\ 0 \leq \mu_k^a \leq Mz_k^a \\ -M(\mathbf{1} - z_k^a) \leq h_k^a(X) \leq 0 \end{array} \right. \quad (45)$$

计及多场景的虚拟储能参数决策方法具体步骤如下。

步骤1) 求解储能聚合前实际系统的调度方案。基于考虑大规模储能经济调度模型，求解储能聚合前的调度信息 C_i^a 。

步骤2) 构建虚拟储能参数决策模型。根据步骤1)所得储能聚合前调度信息，基于经济调度偏差抑制思想，建立计及多场景的虚拟储能参数决策双层优化模型，即式(41)一式(44)。

步骤3) 双层模型转化方法。基于KKT条件推导和大M法，将步骤2)建立的双层优化模型转化为单层优化模型，消去模型中的非线性约束，即式(45)。

步骤4) 虚拟储能参数求解。采用商业求解器CPLEX对转化后的计及多场景的虚拟储能参数单层优化模型进行求解，得到保证经济性一致情况下适应于多场景应用的虚拟储能参数。

3.2 虚拟储能分配指令模型

虚拟储能分配指令可通过建立储能运行约束(如储能功率平衡约束、储能充放电约束)、配电网约束、以调控功率偏差响应量与储能调度成本最小为目标函数的优化问题，实现从虚拟储能到各个储能的分配，其“储能分配指令模型”的数学模型如下。

3.2.1 目标函数

$$\min \sum_{t=1}^T \left(w_1 \sum_{j=1}^N (c_{d,t} P_{j,d,t} - c_{c,t} P_{j,c,t}) + w_2 |P_{\text{grid},t} - P_{o,t}| \right) \quad (46)$$

式中: w_1 和 w_2 分别为价格权重和功率权重; N 为储能个数; $P_{\text{grid},t}$ 为 t 时段虚拟储能与电网的交互功率; $P_{o,t}$ 为 t 时段虚拟储能响应功率。

3.2.2 约束条件

1) 储能功率平衡约束

$$\sum_{j=1}^N (P_{j,d,t} - P_{j,c,t}) = P_{\text{grid},t}, \forall t \in T \quad (47)$$

2) 储能配电网功率上下限约束

$$P_{\text{dn},\min,l} \leq P_{\text{dn},l,t} \leq P_{\text{dn},\max,l}, \forall t \in T \quad (48)$$

式中: $P_{\text{dn},l,t}$ 、 $P_{\text{dn},\max,l}$ 、 $P_{\text{dn},\min,l}$ 分别为储能配电网第 l 条支路的功率及其上下限, 其中 $l=1,2,\dots,L_{\text{dn}}$, L_{dn} 为储能配电网系统所含的所有支路总数。

综上, 由目标函数式(46)、约束条件式(12)一式(15)、式(47)和式(48)共同构成了储能分配指令模型。

4 算例分析

本节算例仿真在 MATLAB 2018b 软件环境下进行, 测试所用计算机的硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H CPU @2.30 GHz 和 16 GB RAM, 采用 CPLEX 商业求解器求解文中转化后的线性规划模型。算例中, 负荷曲线和新能源风、光伏发电曲线为国内某省实际数据, 单位弃风惩罚费用 a_w 为 300 元, 单位弃光惩罚费用 a_l 为 350 元。本文关注大规模储能, 不仅考虑锂电池作为储能, 还考虑其他短时储能和长时间储能, 为了方便讨论, 本文重点研究大规模储能的聚合方法, 故采用储能的通用化建模方法和参数^[33], 储能在配电网系统内的设备参数如表 1 所示。

表 1 配电网系统储能参数

Table 1 Energy storage parameters of distribution system

参数	取值(5, 118, 661 节点系统)
储能充电效率 $\eta_c/\%$	90, 90, 90
储能放电效率 $\eta_d/\%$	90, 90, 90
第 j 个储能额定容量 $E_{B,j,\max}/\text{MWh}$	1500, 1500, 1500
第 j 个储能额定功率 $P_{j,B,\max}/\text{MW}$	40, 40, 40
第 j 个储能容量状态下限 $E_{B,j,\min}/\text{MWh}$	300, 300, 300

4.1 面向经济调度偏差抑制的虚拟储能参数决策模型有效性验证

对第 2 节所提方法进行验证, PJM5 节点系统中, 在节点 2 上并入 1 个风电厂, 在节点 3 上并入 1 个光伏电站, 在节点 5 上并入一个 4 节点配电网系统, 在配电网系统中的节点 3 与节点 4 均安装 100 个 800 kW 的储能。

首先对第 2 节所提面向经济调度偏差抑制的储能参数决策模型进行仿真分析, 论证虚拟储能参数

等效的准确性, 以及虚拟储能并网后给电力系统提供的可行域与实际大规模储能给电力系统提供的可行域的一致性。采用以下算例进行对比验证。

M0: 实际大规模储能并网的电力系统经济调度方法, 考虑实际储能并网的系统功率限制。

M1: 本文所提面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法参与电力系统经济调度。

M2: 采用传统模型方法, 对大规模储能提供的可行域相加聚合, 聚合后的可行域参与电力系统经济调度。

表 2 给出了 M0—M2 的优化结果。由表 2 看出, 采用 M1 方法时多个场景的电网总运行成本与 M0 对应场景的电网总运行成本相等, 这说明了 M1 方法能有效保证实际大规模储能聚合并网的经济性, 实现了成本等效, 避免成本浪费。然而, M2 传统聚合方法多个场景的运行成本比 M0 实际调度方法对应场景的总体运行成本减少了, 未能有效保证经济一致性。图 3 给出了 4 个场景各类资源每个时刻

Table 2 Comparison of total operating costs of M0—M2 methods under PJM5-node system

方法	场景 1 成本/元	场景 2 成本/元	场景 3 成本/元	场景 4 成本/元
M0	188 231	209 277	144 477	185 817
M1	188 231	209 277	144 477	185 817
M2	187 690	208 990	143 890	184 900

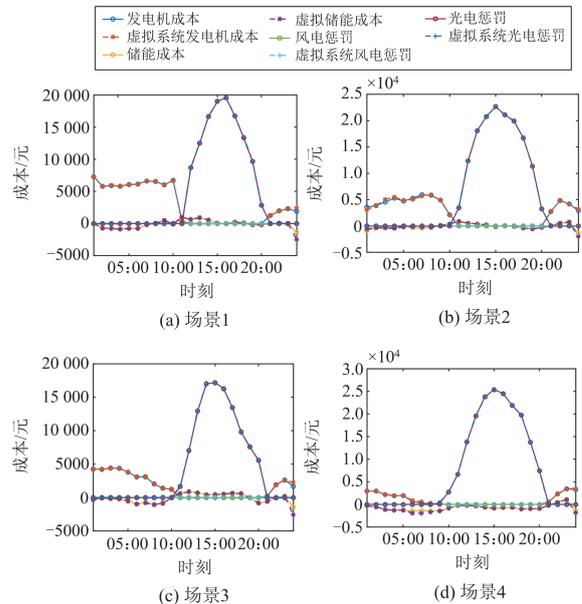


图 3 PJM5 节点系统 4 个场景下 M0 和 M2 方法各类资源经济调度情况

Fig. 3 Economic scheduling of various resources using M0 and M2 methods in four scenarios at PJM5-node system

的 M0 和 M2 的运行成本结果对比, 由图可知, M2 方法下场景 1—4 在 24:00 时的成本均出现了偏差, 场景 4 在 05:00—10:00 出现了成本偏差。因此需进一步对比验证系统实际功率运行特性。

表 3 给出了 PJM5 节点系统下 M1 和 M2 方法储能聚合后的关键参数, 其中, M1 方法求得大规模储能充放电最大功率为 70 MW, 容量为 4558.8 MWh, 由 M2 方法求得聚合等效虚拟储能的最大功率为 160 MW, 容量为 6000 MWh。

表 3 PJM5 节点系统下储能聚合后参数

Table 3 PJM5-node system parameters after energy storage aggregation

储能参数	M1	M2
储能充放电最大功率/MW	70	160
储能容量/MWh	4558.8	6000

为进一步验证大规模储能聚合后的功率特性, 图 4 给出了上述 4 个场景 M0 和 M2 的功率运行特性。由图可知, M2 传统聚合方法在部分场景可实现与 M0 实际调度方法相同的功率运行特性, 如场景 1、3; 但在场景 2 的 01:00—10:00、场景 4 的 05:00—10:00 会出现两个方法下功率调度差异很大的情况, 未能有效保证电网的安全性。

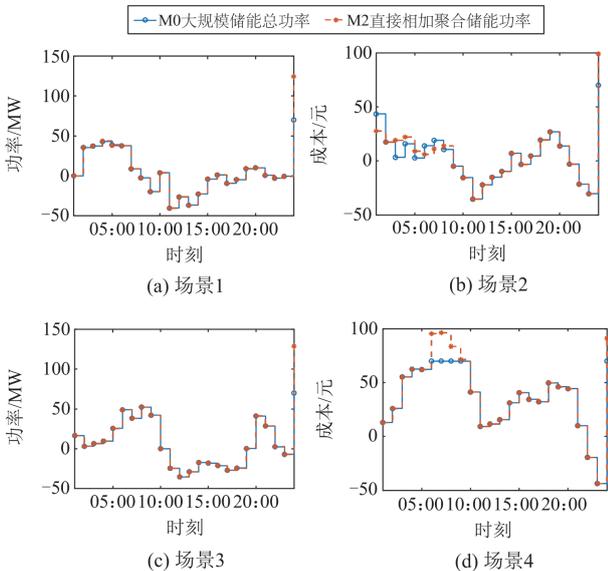


图 4 PJM5 节点系统 4 个场景下 M0 和 M2 方法储能调度
Fig. 4 Energy storage scheduling of M0 and M2 methods in four scenarios of PJM5-node system

图 5 给出了上述 4 个场景 M0 和 M1 的功率运行特性。由图 5 可知, M1 方法每个场景每个时刻都能有效实现大规模储能可行域的聚合, 其系统调度储能的功率结果与 M0 方法的调度储能功率结果完全一致。在保证电网经济一致性的同时实现了大

规模储能可行域的有效聚合。

综上所述, M0 和 M1 方法的经济调度结果和各时刻储能功率调度结果一致, 验证了本文所提面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法能有效将大规模储能等效为虚拟储能。

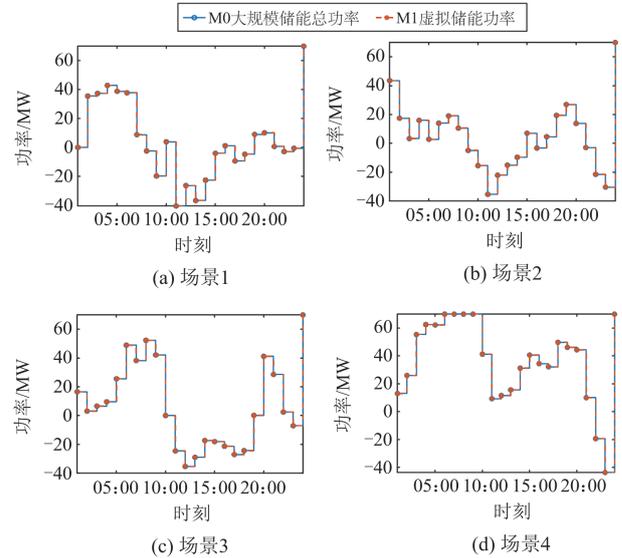


图 5 PJM5 节点系统 4 个场景下 M0 和 M1 方法储能调度
Fig. 5 Energy storage scheduling of M0 and M1 methods in four scenarios of PJM5-node system

4.2 基于 IEEE118 节点测试系统的多场景虚拟储能参数决策方法分析

本节采用 100 个场景进行多场景分析, 其中春、夏、秋、冬各 25 个场景, 以涵盖储能参与电网调度的全年可能应用场景。各个季节场景特征采用某省电网实际季节性负荷曲线、风光发电曲线特征生成 IEEE118 节点数据, 生成 100 个场景。在 IEEE118 节点仿真算例中, 在节点 2 上并入 1 个风电厂, 在节点 3 上并入 1 个光伏电站, 在节点 9 上并入一个 4 节点配电网系统, 在配电网系统中的节点 3 和节点 4 上均安装 250 个 800 kW 的储能。

考虑多场景情况, 先根据 2.1 节模型计算得到多场景下大规模储能并网的经济调度情况。表 4 给出了 IEEE118 节点下 M1 和 M2 方法储能聚合后的关键参数, 其中, M1 方法求得大规模储能充放电最大功率为 320 MW, 容量为 6853.6 MWh, 由 M2 方法求得聚合等效虚拟储能的最大功率为 400 MW, 容量为 15 000 MWh。在相同场景下, 求解虚拟储能并网后虚拟系统的经济调度模型, 选取其中 4 个场景对比 M0 和 M1 方法储能的调度结果, 如图 6 所示。

多场景下, 对比相同场景 M0 方法的大规模储能调度和 M1 方法的虚拟储能调度, 可直观看出,

在相同场景下, 虚拟储能并网电力系统后的调度行为与实际大规模储能的调度行为一致, 验证了多场景下虚拟储能并网调度的有效等效。

表 4 IEEE118 节点系统储能聚合后参数
Table 4 IEEE118-node system parameters after energy storage aggregation

储能参数	M1	M2
储能充放电最大功率/MW	320	400
储能容量/MWh	6853.6	15 000

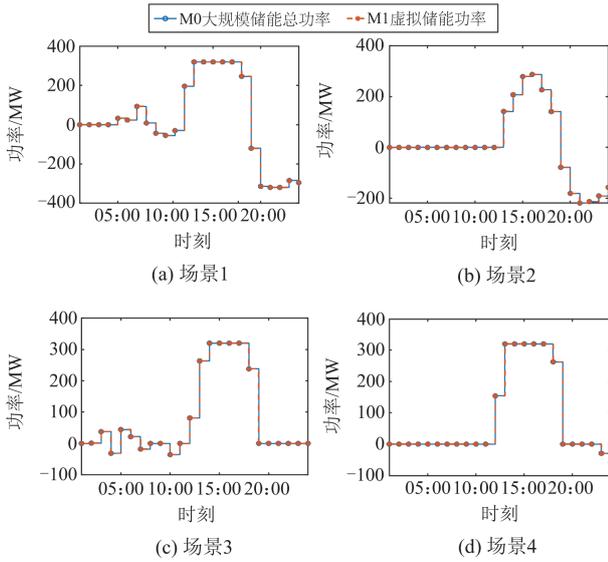
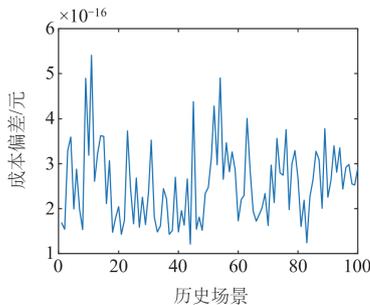


图 6 IEEE118 节点系统部分场景下 M0 和 M1 方法储能调度
Fig. 6 Energy storage scheduling of M0 and M1 methods in partial scenarios of IEEE118-node system

为说明所提方法对多场景的适应性, 本文采用历史场景进行验证, 计算 100 个不同场景下原始系统与虚拟系统的成本相对偏差, 结果如图 7(a)所示。

由图 7(a)可知, 对于 100 个场景的计算结果, 每个场景下原始系统与虚拟系统的总体运行成本偏差均小于 6.0×10^{-16} 元, 该方法下, 每个场景偏差近似为 0, 说明所提方法在各场景下能有效进行虚拟储能等效, 实现相同的调度结果。



(a) 各个历史场景的成本偏差

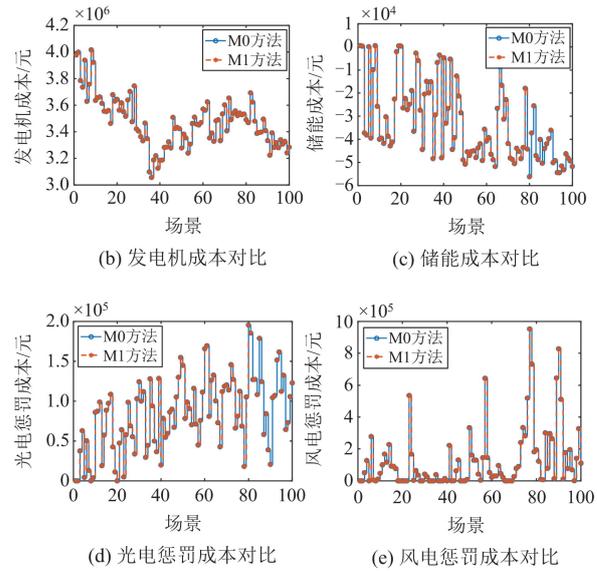


图 7 IEEE118 节点系统在 100 个场景下各类资源成本偏差图

Fig. 7 Deviation chart of various resource costs in 100 scenarios of IEEE118-node system

此外, 为进一步说明各类资源的偏差情况, 图 7(b)~图 7(e)给出了 M0 和 M1 方法在 100 个场景下各类资源成本的对比情况。由图可看出, 所提面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法可在不同季节下实现虚拟系统运行成本与实际系统运行成本的等效。采用 M0 和 M1 方法所得各类资源调度成本相同, 说明本文方法在实现储能聚合的同时, 并不改变大规模储能并网电力系统的经济调度行为, 验证了本文所提考虑多场景下的大规模储能聚合系统-配电网协同经济调度方法的有效性。此外, 对不同场景个数进行测试, 得到其偏差和计算时间如表 5 所示。

表 5 多场景下 M1 方法偏差优化结果及其计算时间

M1 method in multiple scenarios					
场景个数	20	40	60	80	100
偏差/元	8.8×10^{-9}	1.9×10^{-9}	2.8×10^{-9}	5.0×10^{-9}	6.1×10^{-9}
时间/s	66.41	209.49	478.89	694.46	1044.4

由表 5 可知, 不同场景个数求解得到的偏差均远远小于 1.0×10^{-5} 元, 每次优化结果近似为 0。本文所提方法能够在不同场景个数下有效聚合虚拟储能参数, 并且由于上层目标函数考虑了各个历史场景调度信息, 故在该参数下, 不同场景优化求解的结果均能展示出与各自实际系统相似的调度行为, 说明该方法对不同场景个数的计算均有较好效果。此外, 所提方法的计算时间随场景数量的增加而增加, 场均计算时间分别为 3.32 s、5.24 s、7.98 s、8.68 s、

10.44 s, 易得场景数量越少计算时间越短。

上述算例分析都是采用历史数据, 然而实际调度中出现的新场景和上述历史场景必然存在差异, 但仍有一定相关性, 考虑负荷、风光电历史场景的特征及其各自时间关联关系等因素, 进一步采用 Wasserstein 生成对抗网络(Wasserstein generative adversarial network, WGAN)方法^[34-35], 生成新的负荷、风光电场景, 以验证所提方法在复杂场景下的适应性。

图 8 给出了在采用本文所提方法下, 新生成的 100 个场景和历史场景的欧氏距离与两者总体运行成本相对偏差的关系。由图 8 可知, 新生成的 100 个场景采用本文所提方法求得的总体运行成本, 其成本相对偏差均小于 0.3, 新生成场景各自总体运行成本的相对偏差集中在 0.01~0.15, 在可接受范围内。并且, 随着新生成场景和历史场景的欧氏距离增大, 其成本相对偏差也呈现逐渐增大的趋势。由此说明新场景和历史场景越相似, 其欧氏距离越小, 对应的成本相对偏差也越小, 故通过本文所提方法所得的虚拟储能参数在新场景下仍然有效, 具有普适性。

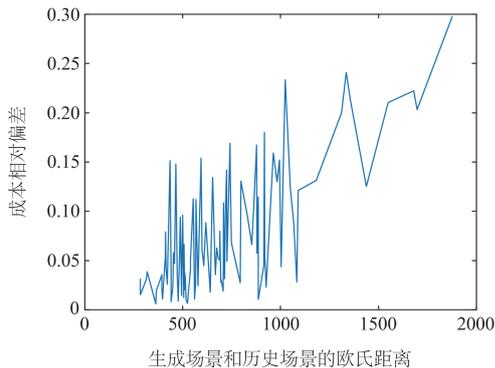


图 8 新生成场景和历史场景的欧氏距离与两者总体运行成本相对偏差关系图

Fig. 8 Euclidean distance between the generated scenario and the historical scenario and the relative deviation of the overall operating cost of the two

4.3 基于 661 节点实际系统的多场景虚拟储能参数决策方法分析

本节采用某省 661 节点系统及其实际数据对第 3 节所提计及多场景的虚拟储能参数决策方法进行仿真分析。各个季节场景特征采用某省电网实际季节性负荷曲线、风光发电曲线特征生成 661 节点数据, 生成 50 个场景。在 661 节点仿真算例中, 在节点 2 上并入 1 个风电厂, 在节点 3 上并入 1 个光伏电站, 在节点 9 上并入一个 4 节点配电网系统, 在配电网系统中的节点 3 和节点 4 上均安装 500 个 800 kW 的电化学储能。

表 4 给出了某省 661 节点下 M1 和 M2 方法储能聚合后的关键参数, 其中, M1 方法求得大规模储能充放电时段最大值为 657.26 MW, 容量为 8666.7 MWh。为说明该方法对多场景的适应性, 本节采用历史场景进行验证, 计算上述 50 个不同场景下原始系统与虚拟系统的成本相对偏差, 结果如图 9 所示。

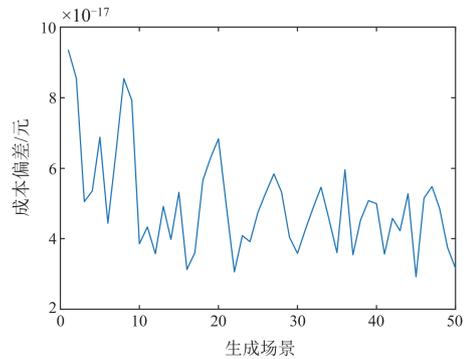


图 9 661 节点系统在 50 个场景下总资源成本偏差
Fig. 9 Deviation of total resource cost of 661-node system in 50 scenarios

由图 9 可知, 对于 50 个场景的计算结果, 在 661 节点系统下每个场景下原始系统与虚拟系统的总体运行成本偏差均小于 1.0×10^{-16} 元, 该方法下, 每个场景偏差近似为 0, 说明该方法在各场景下能有效进行虚拟储能等效, 实现相同的调度结果。

4.4 多场景下的虚拟储能分配指令越限验证分析

当本文所提方法的求解结果存在偏差时, 部分约束在原问题中会存在越限的可能。为验证可能存在的约束越限情况, 除 100 个历史场景外, 本文还对 24 个时段的虚拟储能调度指令进行 1000 次场景随机采样, 将虚拟储能调度指令可否被下属储能分解执行作为约束是否越限判据。若虚拟储能调度指令可被下属储能分解执行, 则说明约束不越限; 反之, 若虚拟储能调度指令不可被下属储能分解执行, 则说明由于约束越限, 将产生指令偏差。本文以指令越限概率作为指标对所提方法进行衡量, 结果如表 6 所示。

表 6 不同场景下越限概率统计表

Table 6 Statistical table of probability of exceeding limits in different scenarios

场景情况	越限概率/%
100 个历史场景	0
1000 个新场景	0.44

由表 6 可知, 在 100 个历史场景下, 虚拟储能通过储能分配指令模型测试得到的越限概率为 0。

在新生成的 1000 个场景下, 虚拟储能通过储能分配指令模型测试得到的越限概率为 0.44%, 说明通过本文所提的聚合方法, 当求解结果存在偏差时, 虚拟储能分解为大规模储能出现越限的概率很小。这是由于本文模型里嵌入了历史信息, 历史信息反映了储能在实际调度里的运行特征和规律, 因此能有效考虑虚拟储能调度指令和下属储能调度指令的偏差最小, 故越限的可能性非常小。

4.5 本文所提方法拓展鲁棒性测试

本文进一步考虑历史数据偏差, 采用高斯噪声扰动对模型进行了补充测试与分析, 根据高斯噪声扰动生成 50 个场景进行算例测试, 考虑数据噪声扰动后所提方法的鲁棒性, 结果如表 7 所示。

表 7 历史数据采用高斯噪声扰动的鲁棒性测试

Table 7 Robustness test of historical data using Gaussian noise perturbation

算例系统	求解误差/元
PJM5 节点系统	1.08×10^{-7}
IEEE118 节点系统	2.16×10^{-7}
661 节点系统	3.61×10^{-6}

由表 7 可知, 3 个算例系统的求解误差均小于 1.0×10^{-5} 元, 说明本文所提方法具有很好的鲁棒性。

此外, 本文还考虑问题规模对计算效率的影响, 测试了多系统对比实验, 均采用 4 节点配电网系统, 800 kW 的储能, 具体结果如表 8 所示。

表 8 所提方法在不同规模系统下的求解时间

Table 8 Solution time of the proposed method under different scale systems

储能安装数量/个	求解时间/s	
	IEEE118 节点系统	661 节点系统
400	233.90	673.48
600	234.36	691.05
800	234.51	699.25

由表 8 可知, 当储能安装数量增加时, IEEE118 节点系统求解时间均在 234 s 左右, 661 节点系统的求解时间均在 690 s 左右。由此可见, 同一系统下, 不同储能规模对计算效率并无显著影响, 这是由于同一系统规模下, 储能数量增加时, 其约束条件的数量呈线性增加, 相比问题约束数量级较少。但是不同算例系统计算效率存在明显差异, 因为网架结构变复杂, 约束数量呈非线性爆炸式增加, 故问题的约束数量大幅增多。

5 结论

大规模储能并网可以有效削峰填谷, 减少系统

总体运行成本。大规模储能与电力系统之间存在信息壁垒, 而虚拟储能可以将大规模储能有效聚合。根据成本等效的思想, 本文提出了一种面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法, 同时考虑多场景情况, 提出了大规模储能聚合系统-配电网协同经济调度方法。最后, 在 PJM5、IEEE118 节点系统验证了本文所提方法的有效性, 主要结论如下。

1) 本文所提面向经济调度偏差抑制的大规模储能聚合方法, 能够获得大规模储能等效为虚拟储能后的可行域, 进而将虚拟储能并网, 实现与大规模储能相同的经济调度行为, 同时, 虚拟储能聚合了大规模储能用户, 满足了并网调度的门槛, 能有效促进储能用户参与电网调度。

2) 本文进一步考虑多场景运行情况, 提出了考虑多场景的大规模储能聚合系统-配电网协同经济调度方法, 充分挖掘了不同场景下大规模储能的应用情况, 实现虚拟储能参数的多场景等效, 以保证聚合的虚拟储能可有效应对不同场景下的系统经济调度, 同时采用 WGAN 方法生成新场景进行理论验证。

此外, 本文研究关注的是预留好安全裕度下的储能聚合问题, 如何合理确定储能备用容量预留比例等问题, 是未来需要深入研究的重要方向。

参考文献

- [1] HOU H, CHEN Y, LIU P, et al. Multisource energy storage system optimal dispatch among electricity hydrogen and heat networks from the energy storage operator prospect[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(2): 2825-2835.
- [2] 彭超逸, 徐苏越, 顾慧杰, 等. 基于主从博弈的虚拟电厂参与多元竞争市场投标策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(7): 125-137.
PENG Chaoyi, XU Suyue, GU Huijie, et al. Bidding strategy for a virtual power plant participating in a multiple competitive market based on the Stackelberg game[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(7): 125-137.
- [3] 张知, 赵海波, 冉晴月, 等. 考虑不同区域电网差异性新能源消纳成本测算与分摊方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(24): 20-31.
ZHANG Zhi, ZHAO Haibo, RAN Qingyue, et al. Calculation and allocation method for absorption costs of new energy considering the differences in regional power grids[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(24): 20-31.
- [4] 余洋, 陆文韬, 陈东阳, 等. 光伏波动平抑下改进 K-means 的电池储能动态分组控制策略[J]. 电力系统保

- 护与控制, 2024, 52(7): 1-11.
- YU Yang, LU Wentao, CHEN Dongyang, et al. Dynamic grouping control strategy for battery energy storage based on improved K-means under photovoltaic fluctuation suppression[J]. *Power System Protection and Control*, 2024, 52(7): 1-11.
- [5] 李建林, 丁子洋, 游洪灏, 等. 构网型储能支撑新型电力系统稳定运行研究[J]. *高压电器*, 2023, 59(7): 1-11.
- LI Jianlin, DING Ziyang, YOU Honghao, et al. Research on stable operation of new power system supported by grid-forming energy storage system[J]. *High Voltage Apparatus*, 2023, 59(7): 1-11.
- [6] 赵欣雨, 张云晓, 万乐, 等. 平抑百兆瓦级风电场功率波动的混合储能充放电协同控制策略[J]. *智慧电力*, 2023, 51(11): 23-29, 68.
- ZHAO Xinyu, ZHANG Yunxiao, WAN Le, et al. Charge-discharge cooperative control strategy for hybrid energy storage system for suppressing power fluctuation of hundred megawatt level wind farm[J]. *Smart Power*, 2023, 51(11): 23-29, 68.
- [7] 山东储能电站并网运行管理实施细则(试行)[EB/OL]. [2024-12-09]. <https://sdb.nea.gov.cn/main/ContentManage/Article/File/2022/07/26/202207262350247039.pdf>
- [8] 国家发展改革委 国家能源局关于印发《“十四五”新型储能发展实施方案》的通知(发改能源〔2022〕209号)[Z].
- Notice of the National Development and Reform Commission and the National Energy Administration on issuing the implementation plan for the development of new energy storage in the 14th five year plan (NDRC Energy [2022] No. 209) [Z].
- [9] XIE K, HUI H, DING Y. Review of modeling and control strategy of thermostatically controlled loads for virtual energy storage system[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(4): 1-13.
- [10] 李明扬, 张智. 基于强化学习的含分布式风-光-储虚拟电厂优化调度[J]. *智慧电力*, 2024, 52(8): 50-56.
- LI Mingyang, ZHANG Zhi. Optimal dispatch of distributed wind-solar-storage virtual power plants based on reinforcement learning[J]. *Smart Power*, 2024, 52(8): 50-56.
- [11] LI Junhui, MU Gang, ZHANG Jiahui, et al. Dynamic economic evaluation of hundred megawatt-scale electrochemical energy storage for auxiliary peak shaving[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2023, 8(3): 851-868.
- [12] ZHANG Y, CHENG V, MALLAPRAGADA D S, et al. A model-adaptive clustering-based time aggregation method for low-carbon energy system optimization[J]. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 2023, 14(1): 55-64.
- [13] MULLER F L, SZABO J, SUNDSTROM O, et al. Aggregation and disaggregation of energetic flexibility from distributed energy resources[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2019, 10(2): 1205-1214.
- [14] ZHAO L, ZHANG W, HAO H, et al. A geometric approach to aggregate flexibility modeling of thermostatically controlled loads[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2017, 32(6): 4721-4731.
- [15] 边晓燕, 孙明琦, 董璐, 等. 计及灵活性聚合功率的源-荷分布式协调调度[J]. *电力系统自动化*, 2021, 45(17): 89-98.
- BIAN Xiaoyan, SUN Mingqi, DONG Lu, et al. Distributed source-load coordinated dispatching considering flexible aggregated power[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(17): 89-98.
- [16] 栗子豪, 李铁, 吴文传, 等. 基于 Minkowski Sum 的热泵负荷调度灵活性聚合方法[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(5): 14-21.
- LI Zihao, LI Tie, WU Wenchuan, et al. Minkowski Sum based flexibility aggregating method of load dispatching for heat pumps[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(5): 14-21.
- [17] 陈会来. 基于成本-效益分析的虚拟电厂可调节功率域聚合算法[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.
- CHEN Huilai. Aggregation algorithm for adjustable power domain of virtual power plants based on cost-benefit analysis[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [18] 童宇轩, 胡俊杰, 杜昊明, 等. 基于虚拟电池模型的外逼近闵可夫斯基热泵负荷调节可行域聚合方法[J]. *电网技术*, 2024, 48(8): 3340-3349.
- TONG Yuxuan, HU Junjie, DU Haoming, et al. Feasible region aggregation method for load regulation of Minkowski heat pump based on external approximation of VB model[J]. *Power System Technology*, 2024, 48(8): 3340-3349.
- [19] TAN Zhenfei, ZHONG Haiwang, WANG Jianxiao, et al. Enforcing intra-regional constraints in tie-line scheduling: a projection-based framework[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2019, 34(6): 4751-4761.
- [20] LIN Wei, CHEN Yue, LI Qifeng, et al. An AC-feasible linear model in distribution networks with energy storage[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 1224-1239.
- [21] HREINSSON K, SCAGLIONE A, ALIZADEH M, et al. New insights from the Shapley-Folkman Lemma on dispatchable demand in energy markets[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2021, 36(5): 4028-4041.
- [22] MÜLLER F L, SZABÓ J, SUNDSTRÖM O, et al.

- Aggregation and disaggregation of energetic flexibility from distributed energy resources[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(2): 1205-1214.
- [23] 李宏仲, 房宇娇, 肖宝辉. 考虑广义储能的区域综合能源系统优化运行研究[J]. 电网技术, 2019, 43(9): 3130-3138. LI Hongzhong, FANG Yujiao, XIAO Baohui. Research on optimized operation of regional integrated energy system considering generalized energy storage[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3130-3138.
- [24] ATZEN I, ORDÓÑEZ L G, SCUTARI G, et al. Demand-side management via distributed energy generation and storage optimization[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2013, 4(2): 866-876.
- [25] 张江丰, 郭斌琪, 王天宇, 等. 基于广域信息交互的电网侧储能省地有功协同控制技术[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(17): 128-136. ZHANG Jiangfeng, GUO Binqi, WANG Tianyu, et al. Provincial and regional active power cooperative control technology for energy storage on power grid side based on wide-area information interaction[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 128-136.
- [26] 黄宇翔, 陈皓勇, 牛振勇, 等. 基于“能量-信息-价值”三层网络的虚拟电厂架构及运行关键技术综述[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(24): 169-187. HUANG Yuxiang, CHEN Haoyong, NIU Zhenyong, et al. A review of virtual power plant architecture and key operation technologies based on a “energy-information-value” three-layer network[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(24): 169-187.
- [27] 袁晓冬, 费骏韬, 胡波, 等. 资源聚合商模式下的分布式电源、储能与柔性负荷联合调度模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(22): 17-26. YUAN Xiaodong, FEI Juntao, HU Bo, et al. Joint scheduling model of distributed generation, energy storage and flexible load under resource aggregator mode[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(22): 17-26.
- [28] 王梓旭, 林伟, 杨知方, 等. 考虑负荷弹性空间的配电网可靠性扩展规划方法[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(18): 6655-6668. WANG Zixu, LIN Wei, YANG Zhifang, et al. A reliability-constrained distribution network expansion planning method considering flexibility space of power demand[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(18): 6655-6668.
- [29] 唐权, 胥威汀, 叶希, 等. 考虑聚合商参与的配电网分布式储能系统优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(17): 83-92. TANG Quan, XU Weiting, YE Xi, et al. Optimized configuration of distributed energy storage system in distribution network considering the participation of aggregators[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(17): 83-92.
- [30] YANG Yan, YANG Zhifang, YU Juan, et al. Fast economic dispatch in smart grids using deep learning: an active constraint screening approach[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(11): 11030-11040.
- [31] LIN Wei, CHUNG C Y, ZHAO Changhong. Relaxing complementarity constraints of energy storage with feasibility and optimality guarantees[C] // 2023 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), July 16-20, 2023, Orlando, FL, USA: 1-5.
- [32] DING Tao, BO Rui, GU Wei, et al. Big-M based MIQP method for economic dispatch with disjoint prohibited zones[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2014, 29(2): 976-977.
- [33] 陈启鑫, 房曦晨, 郭鸿业, 等. 储能参与电力市场机制: 现状与展望[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(16): 14-28. CHEN Qixin, FANG Xichen, GU Hongye, et al. Participation mechanism of energy storage in electricity market: status quo and prospect[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(16): 14-28.
- [34] CHEN Y, WANG Y, KIRSCHEN D S, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 3265-3275.
- [35] 薛展豪, 陈力, 林志颖, 等. 基于双向长短期记忆生成对抗网络的电力系统次同步振荡数据生成方法[J]. 智慧电力, 2024, 52(5): 60-66. XUE Zhanhao, CHEN Li, LIN Zhiying, et al. Subsynchronous oscillation data generation method of power system based on bidirectional long short term memory generative adversarial network[J]. Smart Power, 2024, 52(5): 60-66.

收稿日期: 2025-01-15; 修回日期: 2025-09-12

作者简介:

李启源(2001—), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统优化与调度; E-mail: 924206040@qq.com

林伟(1994—), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力系统运筹优化、可信 AI 技术、新能源电力市场; E-mail: wlin1994@hotmail.com

杨知方(1992—), 男, 通信作者, 教授, 博士生导师, 研究方向为电力系统运行优化与分析。E-mail: zfyang@cqu.edu.cn

(编辑 周金梅)