

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230048

数据驱动下基于风电场景的多时间尺度调峰调度研究

郝文波¹, 景菲¹, 颜庆宇², 胡本然², 郭子齐³

(1. 国网黑龙江省电力有限公司电力科学研究院, 黑龙江 哈尔滨 150030; 2. 国网黑龙江省电力有限公司, 黑龙江 哈尔滨 150090; 3. 电力电子节能与传动控制河北省重点实验室(燕山大学), 河北 秦皇岛 066004)

摘要: 风电具有明显的波动性和反调峰特性。为减少风电大规模并网对电力系统调峰带来的影响, 提出了一种基于风电调峰场景的多时间尺度调度策略, 提高了极端风电场景下电网调度的执行效率。首先, 构建了风电-负荷数据驱动模型。提出了风电调峰功率的多时间尺度评估指标, 根据该指标对一年的风电功率进行时域分解并生成典型的风电调峰场景。其次, 为保证在调峰场景下电网的功率平衡, 针对历史场景构建了风火储协同调峰模型, 并制定典型场景的经济最优调度预案。在此基础上提出多时间尺度调度策略, 通过对调度预案进行滚动修正以应对风电的不确定性。最后, 通过算例分析验证了所提方法在保证电网经济稳定运行的前提下可有效地提高调峰调度的计算速度并及时实施调峰调度。

关键词: 调峰; 场景生成; 多时间尺度; 调度策略; 数据驱动

A multi-time scale peak shaving scheduling strategy based on wind power scenario using a data-driven method

HAO Wenbo¹, JING Fei¹, YAN Qingyu², HU Benran², GUO Ziqi³

(1. State Grid Heilongjiang Electric Power Research Institute, Harbin 150030, China; 2. State Grid Heilongjiang Electric Power Company Limited, Harbin 150090, China; 3. Key Laboratory of Power Electronics for Energy Conservation and Motor Drive of Hebei Province (Yanshan University), Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: Wind power has obvious volatility and anti-peak shaving characteristics. To reduce the impact of large-scale wind power grid connection on power system peak shaving, this paper proposes a multi-time scale scheduling scheme based on wind power peak shaving scenarios. This improves the implementation efficiency of a power grid scheduling scheme in extreme wind power scenarios. First, this paper constructs a wind power load data-driven model, and then a multi-time scale evaluation index of wind power peak shaving power is proposed. From this index, the wind power of a year is decomposed in the time domain and typical wind power peak shaving scenarios are generated for analysis. Second, in order to ensure the power balance of the power grid in the peak shaving scenario, a wind-thermal-energy storage coordinated peak shaving model is built for the historical scenario, and the economic optimal dispatching plan for typical scenarios is formulated. Then a multi-time scale scheduling scheme is proposed to deal with the uncertainty of wind power through rolling revision of the scheduling plan. Finally, the analysis of an example shows that the proposed method can effectively improve the calculation speed of the dispatching scheme and implement the dispatching scheme in time to ensure economic and stable operation of the power grid.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51877186).

Key words: peak regulation; scenario generating; multi-time scale; scheduling scheme; data-driven method

0 引言

在“双碳”战略目标下, 风电等发电成本低的

可再生能源正逐步替代传统能源, 构建以新能源为主体的新型电力系统成为电网发展的必然趋势^[1]。截至2021年, 我国风电总装机容量已超过30万MW, 装机规模居于世界首位^[2]。一方面, 风电的波动性及不确定性导致风电功率难以被精准预测; 另一方面风电的反调峰特性增加了电力系统的峰谷差, 给

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51877186); 国网黑龙江省电力有限公司科技项目资助(52240122000A)

系统调峰带来了巨大压力^[3-5]。因此,高比例风电并网带来的调峰问题亟需解决。

由于风电功率随着风速等气象因素的变化而波动,具有一定的季节规律性,因此可通过历史风速数据驱动生成风电场景。文献[6]在引入 Copula 函数分析多风电场出力相关性的基础上,通过条件分布生成具有时空相关性的风电场景。文献[7]利用深度神经网络和大量历史数据集生成符合历史数据分布的风电出力场景。文献[8]对历史风电数据进行清洗并采用扩展卡尔曼滤波算法降噪处理,并对数据进行标准化处理。由于场景越多优化求解越复杂,所以在得到大量的风电场景后可通过场景削减来生成典型的风电场景,目前用于优化调度的场景缩减方法主要有 K-means 聚类^[9]和同步回代消除算法^[10]。但上述文献并未考虑负荷场景与风电场景之间的相关性,难以生成对调峰有特定影响的风电场景集。

在我国北方主要通过对火电机组灵活性改造进行深度调峰来促进风电消纳^[11]。文献[12]根据运行状态和能耗特性将火电机组调峰过程分为 3 个阶段,并给出了各阶段的成本模型。文献[13]基于区间优化,提出了一种考虑火电机组深度调峰的多目标机组组合方法。当火电机组调峰压力过大时,可以通过合理弃风来保证电力系统的稳定运行,同时提高调度的经济性^[14]。文献[15]研究了深度调峰程度和风力大小的关系,并制定了每小时的最优弃风量和弃风临界值指标。文献[16]对现有电源结构进行分析,指出由于风电具有反调峰特性,因此可通过合理弃风对系统调峰进行改善。电池储能电站具有快速充放电灵活调度的特性,可以作为辅助手段参与系统调峰。文献[17]采用分层调度策略利用储能电站的削峰填谷能力来改善火电机组深度调峰,在减少弃风的同时降低了系统的总调峰成本。文献[18]在制定火-储深度调峰定价策略的基础上,对调峰报价进行决策,提高了深度调峰的积极性。然而以上文献都是在风电高发期负荷低谷期进行调峰研究,鲜有考虑在风电功率波动较大的场景下,火电机组由于受到爬坡率的限制难以实时调节的情况。

由于风电的预测精度随时间尺度的缩短而提高,因此单独制定日前调度计划难以满足实际调峰需求。为发挥储能和柔性负荷的多时间尺度调度优势,文献[19]基于源荷储 3 方面的调节能力,制定了日前-日内两阶段的调度计划,在日前制定调度方案并在日内针对预测误差滚动修正。文献[20]考虑了风电预测误差的时变特性,建立了多时间尺度需

求响应调度模型。文献[21]提出了一种交直流混合配电系统的多时间尺度调度方案,并采用模糊机会约束规划来处理柔性负荷的响应不确定性问题。然而上述文献在滚动优化的过程中存在制定方案次数过多,调控资源复杂等问题,导致滚动优化计算速度慢、难以保证调度方案有效实施,因此如何在保证调度精度的同时提高计算速度仍需研究。

针对上述问题,本文考虑风电和负荷的季节出力特性,建立风电-负荷数据驱动模型,在历史数据驱动下根据电力系统中风电、负荷和火电机组调峰能力三者的相关性,从多时间尺度提出风电调峰功率的评估指标,并对风电功率进行时域分解,进而生成风电的调峰场景。同时,本文构建风火储协同调峰模型,通过对典型调峰场景进行优化,制定了典型场景下的最优调度预案,并以此为基准提出了基于风电调峰场景的多时间尺度调度策略,并根据预测数据对预案进行修正,以应对风电的不确定性,保证在风电高发或波动较大的场景下调度计划的有效执行。最后通过算例分析验证本文所提方法的有效性和优越性。

1 风电-负荷数据驱动建模

1.1 风速-功率模型建立

风电功率受风速、风向、温度、空气密度等多因素共同影响,其中风速是风电功率最根本的影响因素,因此选取风速作为该区域电网的历史气象特征,生成历史风速样本数据集。

风力发电机的有功出力与风速的 3 次方近似成正比,表达式为

$$w_{j,t} = \begin{cases} 0, & v < v_r \text{ 或 } v > v_c \\ \frac{v^3 - v_r^3}{v_w^3 - v_r^3} w_{j,\max}, & v_r \leq v < v_u \\ w_{j,\max}, & v_u \leq v \leq v_c \end{cases} \quad (1)$$

式中: $w_{j,t}$ 为第 j 台风电机组 t 时刻的有功出力; v_r 、 v_u 和 v_c 分别为切入风速、额定风速和切出风速; $w_{j,\max}$ 为风电机组 j 的额定功率。

可根据风速-功率模型生成风电机组功率,如图 1 所示。

风在空间上的连续性决定了同一风电场的风电机组具有时空相关性,处在同一风向上的风电机组会表现出相似的风速波动规律,且具有一定的时延特性,通常风速越大,相邻风电机组的时延越小^[22],因此可根据部分风机风速数据生成风电场出力数据。

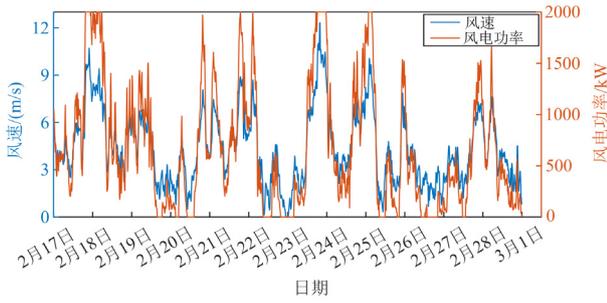


图 1 风速曲线和风电功率曲线

Fig. 1 Wind speed curve and wind power curve

1.2 风电-负荷数据驱动模型生成

当大规模风电并网时, 因电力系统是否进入调峰状态由风电出力大小和负荷大小两方面决定, 所以需要同时采集风电和负荷的历史数据, 通过深度学习训练, 生成风电-负荷数据驱动模型, 具体流程图如图 2 所示。

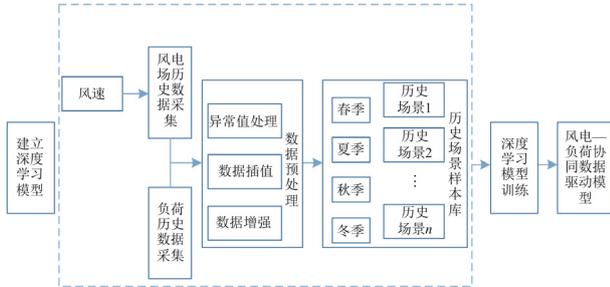


图 2 风电-负荷数据驱动流程图

Fig. 2 Flow chart of data-driven wind power and load

在数据采集的过程中, 难免受到设备故障、环境因素和人为因素等多方面因素影响, 使得原始数据存在异常数据或数据缺失, 需要对其进行异常值处理和数据插值。如样本数据不足, 则可通过数据增强来生成所需样本数据。图 3 为对风速缺失数据进行插值处理得到的单台机组风速图像。

由于在我国北方地区, 受季风气候的影响, 风电出力在四季差异明显^[23]。夏季风力匮乏, 易长时

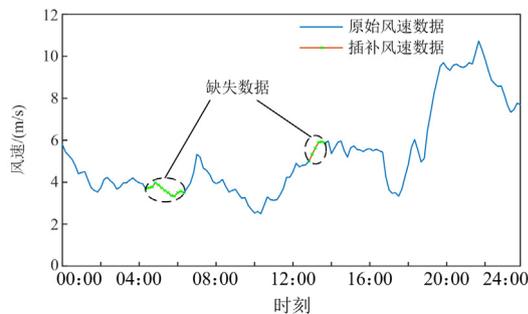


图 3 单台风电机组风速数据插值曲线

Fig. 3 Interpolation curve of wind speed data for a wind turbine

间出现少风甚至无风的情况; 冬季风电出力充足, 且主要出力集中在夜间, 使得风电的季节电量分布与负荷季节需求量不匹配, 在风电占比高的电力系统中易出现较为严重的弃风情况。同时, 不同季节的温度、湿度等气象因素差异明显, 对用电负荷出力也有较为明显的影响。因此, 在对采集到的风电场和负荷数据进行预处理后, 可利用季节特性对场景进行分类, 建立历史场景样本库。在此基础上, 将历史场景样本库中的场景代入神经网络进行训练, 建立风电与负荷的耦合关系, 进而建立风电-负荷协同数据驱动模型。

2 数据驱动下的调峰场景生成

2.1 调峰功率评估指标构建

为满足大规模风电并网的调峰需求, 本文在长时间尺度下从系统相对峰谷差变化率、幅值和波动率 3 个方面给出了风电调峰功率的评估指标。

1) 日前时间尺度下系统相对峰谷差变化率

该指标表征一天内风电并网前后系统最大峰谷差的变化情况, 可通过日前预测所得风电及负荷功率进行计算, 若该指标大于 1, 可将该日划分为风电调峰日, 并进行日内时间尺度下的风电功率评估, 具体表达式为

$$\varepsilon_p = \frac{P_{\max}^{vi} - P_{\min}^{vi}}{Q_{\max} - Q_{\min}} \times 100\% \quad (2)$$

式中: P_{\max}^{vi} 和 P_{\min}^{vi} 分别为风电并网后一天内电力系统的最大等效负荷与最小等效负荷, 等效负荷为系统负荷与风电功率的差值; Q_{\max} 和 Q_{\min} 分别为系统最大负荷和最小负荷。

2) 日内时间尺度下调峰功率幅值指标

该指标表征日内阶段电力系统进入调峰状态的风电功率幅值的限制, 风电功率幅值低于该指标则该区域电网可依靠火电机组常规调峰(regular peak regulation, RPR)达到功率平衡, 否则需要火电机组进入深度调峰状态或其他措施进行调节。

日内时间尺度下风电调峰功率指标由负荷出力和火电机组常规调峰状态下最低出力共同决定, 具体表示如式(3)所示。

$$P_{\text{wind},t} = \sum_{q=1}^{N_L} p_{q,t}^{\text{load}} - \sum_{i=1}^{N_G} \phi_{i,t} p_{i,\max} \quad (3)$$

$$\phi_{i,t} \geq \phi_{i,\min} \quad (4)$$

式中: $P_{\text{wind},t}$ 为风电调峰功率在 t 时刻的幅值指标; N_L 和 N_G 分别为系统中负荷和火电机组的数量; $p_{q,t}^{\text{load}}$ 为负荷 q 在 t 时刻的实际出力; $p_{i,\max}$ 为第 i 个

火发电机组的额定出力； $\phi_{i,t}$ 为第 i 个火电机组在常规调峰状态下 t 时刻的出力系数； $\phi_{i,\min}$ 为第 i 个火电机组的最低出力系数。

3) 日内时间尺度下调峰功率波动率指标

该指标表征电力系统进入调峰状态的风电功率波动率的限制，风电功率波动率低于该指标，则该区域电网可依靠火电机组爬坡调节到功率平衡，否则需要储能设备等实时调节从而达到功率平衡状态。

首先风电场应按一定采样率实时采集风速数据，从而生成风电场功率数据，设功率序列为 $P_{\text{wind}}(k), k = 0, 1, \dots, T_k$ 为时间序列间隔，短时间尺度下风电功率波动率为

$$\Delta P_{\text{wind}} = \frac{P_{\text{wind}}(k+1) - P_{\text{wind}}(k)}{T_k} \quad (5)$$

依据火电机组的出力大小和能耗特性，其运行状态可包括 RPR、不投油深度调峰 (deep peak regulation without oil, DPR) 和投油深度调峰 (deep peak regulation with oil, DPRO) 3 个阶段，如图 4 所示。图中， P_{\max} 为火电机组最大出力； P_a 为机组 RPR 阶段最小出力； P_b 为机组 DPR 阶段稳燃时最小出力； P_{\min} 为 DPRO 阶段最小出力。且机组负荷越低，爬坡率越小。

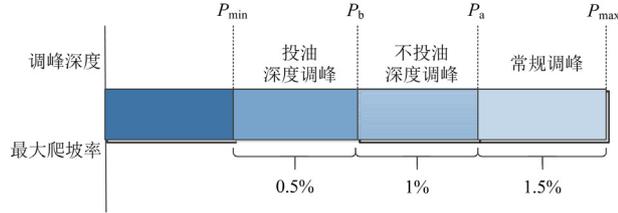


图 4 火电机组调峰示意图

Fig. 4 Schematic diagram of thermal power unit peak regulation

相邻时间序列下的等效负荷变化率高于该地区火电机组在 RPR 状态下的爬坡率时，则需要其他资源辅助火电机组实时调节达到功率平衡，即进入风电调峰状态，故可将长时间尺度下风电调峰功率波动率指标等效为负荷变化率与火电机组 RPR 状态下最大爬坡率的差值，其表达式为

$$\delta_{\text{wind}} = \frac{\sum_{q=1}^{N_L} p_{q,t+1}^{\text{load}} - \sum_{q=1}^{N_L} p_{q,t}^{\text{load}}}{T_k} - \sum_{i=1}^{N_G} \Delta p_{i,\max} \quad (6)$$

式中， $\Delta p_{i,\max}$ 为第 i 个火电机组在相邻时间序列下的爬坡限值。

2.2 调峰功率分解及调峰场景生成

在风电-负荷数据驱动下，结合 2.1 节所建立的调峰功率评估指标，可对历史功率数据进行功率分

解。首先根据日前时间尺度下系统相对峰谷差变化率指标以日为时间尺度对历史数据进行分析，将该指标大于 1 的场景保留得到日前时间尺度下的风电调峰日；在此基础上根据日内的波动率和幅值指标对风电调峰日进一步进行时域分解，以 15 min 为时间尺度，将满足日内指标的风电功率曲线定义为风电调峰功率，并从风电调峰日中进行日内时间尺度下的功率分解，日内分解示意图如图 5 所示。在分解得到风电调峰功率后，可结合对应时段的负荷出力场景生成调峰场景，如图 6 所示。

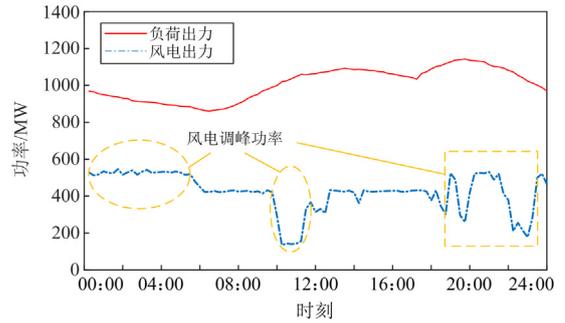


图 5 风电调峰功率分解示意图

Fig. 5 Schematic diagram of wind power peak shaving power decomposition

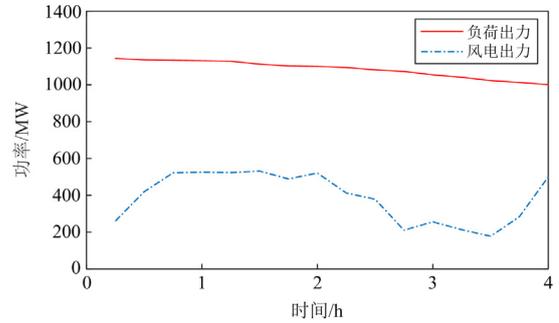


图 6 调峰场景生成示意图

Fig. 6 Schematic diagram of peak shaving scenario generation

3 基于调峰场景的多时间尺度风-火-储协同调峰方案

随着风电大规模并网，其反调峰特性和波动性增加了电网调度工作的复杂性和不确定性。为保证电力系统经济稳定运行，本文构建了基于调峰场景的多时间尺度风-火-储协同调峰模型。一方面，该模型以历史场景为基准，综合考虑了源侧火电机组深度调峰能力、风电机组的弃风调节能力以及储能电站的实时调节能力，协同参与到系统的调峰调度当中。另一方面，本文先对调峰场景进行优化制定调峰预案；同时在日前根据风电及负荷功率预测数

据, 判断该日是否为风电调峰日, 并制定日前调度计划并确定日内调峰时段, 而在日内调峰阶段根据短期预测结果通过储能装置和合理弃风对调峰预案进行修正, 以应对风电的不确定性。

3.1 历史场景下的风-火-储协同调峰模型

3.1.1 目标函数

本文以系统综合成本最小化为目标, 构建目标函数如式(7)所示。

$$f_z = \min(F + W + C) \quad (7)$$

式中: f_z 为系统综合成本; F 为火电成本; W 为风电成本; C 为储能成本。

1) 火电机组调峰成本模型

火电机组调峰成本分为火电机组启动成本和火电机组运行成本。在 RPR 阶段, 火电机组调峰成本即为火电机组煤耗成本, 通常采用耗量特性进行计算。DPR 和 DPRO 阶段需要计算机组损耗成本, 同时在 DPRO 阶段, 机组需要投油助燃以保证机组安全运行, 还应计算投油油耗成本, 此阶段还会排放大量污染物, 需要考虑环境附加成本。

(1) 火电机组启动成本

$$F_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N_G} u_{i,t} (1 - u_{i,t-1}) f_i^{\text{on}} \quad (8)$$

式中: T 为调度周期的总时间; $u_{i,t}$ 为 t 时刻机组 i 的启停状态变量, $u_{i,t} = 0$ 为停机状态, $u_{i,t} = 1$ 为启动状态; f_i^{on} 为第 i 台火电机组的启动成本。

(2) 火电机组运行成本

$$F_2 = \begin{cases} f(P) & P_a < P \leq P_{\max} \\ f(P) + f_{\text{cost}}(P) & P_b < P \leq P_a \\ f(P) + f_{\text{cost}}(P) + f_{\text{oil}} + f_{\text{ev}}(P) & P_{\min} < P \leq P_b \end{cases} \quad (9)$$

式中: P 为火电机组出力大小; $f(P)$ 为火电机组煤耗成本; $f_{\text{cost}}(P)$ 为火电机组损耗成本; f_{oil} 为投油成本; $f_{\text{ev}}(P)$ 为附加环境成本。

① 火电机组煤耗成本

在深度调峰阶段, 由于火电机组在该阶段运行的燃烧效率降低, 煤耗率增大, 其煤耗成本系数与 RPR 阶段有所不同^[24], 具体为

$$f(P) = \begin{cases} a_1 P^2 + b_1 P + c_1 \\ a_2 P^2 + b_2 P + c_2 \\ a_3 P^2 + b_3 P + c_3 \end{cases} \quad (10)$$

式中, a_1 、 b_1 、 c_1 、 a_2 、 b_2 、 c_2 和 a_3 、 b_3 、 c_3 分别为火电机组在 RPR、DPR 和 DPRO 阶段的煤耗成本系数, 其取值与机组类型、锅炉型号和煤质有关。

② 火电机组损耗成本

可依据转子金属材料的受交变力情况进行低周疲劳寿命损耗计算, 近似得到机组损耗成本为

$$f_{\text{cost}}(P) = \frac{k \times f_j}{2N(P)} \quad (11)$$

式中: k 为火电机组损耗系数; f_j 为建造成本; $N(P)$ 为转子致裂周次, 与机组出力 P 有关。

③ 投油成本

$$f_{\text{oil}} = K_{\text{oil}} \times T_{\text{oil}} \quad (12)$$

式中: K_{oil} 为当季油价; T_{oil} 为油耗量。

④ 附加环境成本

随着调峰深度增加, 机组出力降低, 污染物排放也随之增加, 因此会对环境产生附加成本。

$$f_{\text{ev}}(P) = K_S T_S \Delta \mu_S + K_N T_N \Delta \mu_N \quad (13)$$

式中: K_S 、 K_N 分别为 SO_2 和 NO_x 的超标罚款金额; T_S 、 T_N 分别为 SO_2 和 NO_x 的气体排放标准; $\Delta \mu_S$ 、 $\Delta \mu_N$ 分别为 SO_2 和 NO_x 的排放超标率。

综上, 火电机组调峰成本为

$$F = F_1 + F_2 \quad (14)$$

2) 风电成本模型

由于风是清洁能源, 相较于火电机组, 其生产成本可忽略不计。所以, 风电机组成本主要来源于风电运行维护成本、弃风惩罚成本以及系统备用容量成本。

(1) 风电运行维护成本

$$W_1 = \sum_{t=1}^T \sum_{j=1}^{N_w} k_{j,w} \times w_{j,t} \quad (15)$$

式中: N_w 为系统中风电机组的数量; $k_{j,w}$ 为风电机组 j 运行维护成本系数。

(2) 弃风惩罚成本

为防止各时段弃风率过高, 本文对弃风惩罚成本建立了二次函数模型。

$$W_2 = \sum_{t=1}^T (\psi_w \times (P_{w,t}^Q)^2) \quad (16)$$

式中: $P_{w,t}^Q$ 为风电机组弃风功率; ψ_w 为弃风惩罚系数。

(3) 系统的备用容量成本

为应对风电不确定性而带来的预测误差, 电力系统会增加备用容量, 从而带来额外的成本^[25], 如式(17)所示。

$$W_3 = \sum_{t=1}^T k_r (L \times P_t^{\text{load}} + D \times P_t^{\text{wind}}) \quad (17)$$

式中: k_r 为系统备用容量成本系数; L 、 D 分别为

负荷、风电的预测误差率； P_t^{load} 和 P_t^{wind} 分别为 t 时刻系统的总负荷值和风电总功率。

综上，风电综合成本可表示为

$$W = W_1 + W_2 + W_3 \quad (18)$$

3) 储能成本模型

本文所构建的储能成本模型由储能电站充放电运行成本 C_1 、储能电站寿命损耗成本 C_2 以及储能电站附加环境成本构成。

(1) 储能电站充放电运行成本

$$C_1 = \sum_{k=1}^{N_K} \sum_{t=1}^T (E_{k,t}^c + E_{k,t}^d) \times C_{cs} \quad (19)$$

式中： N_K 为系统中储能设备的数量； $E_{k,t}^c$ 、 $E_{k,t}^d$ 分别为储能设备 k 在 t 时刻的充电与放电功率； C_{cs} 为储能电站单位功率充放电费用。

(2) 储能电站寿命损耗成本

$$C_2 = \frac{C_{\text{invest}}}{N_x} \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^{N_K} \frac{c_{k,t} + d_{k,t}}{2} \quad (20)$$

式中： C_{invest} 为储能电站投资成本； N_x 为循环寿命； $c_{k,t}$ 和 $d_{k,t}$ 分别为储能设备 k 在 t 时刻的充、放电状态，取 1 时表示该设备处于充电或放电状态，取 0 时表示该设备未处于充电或放电状态。

综上，储能电站综合成本可表示为

$$C = C_1 + C_2 \quad (21)$$

3.1.2 约束条件

1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} p_{i,t} + \sum_{j=1}^{N_W} w_{j,t} + \sum_{k=1}^{N_K} (E_{k,t}^d - E_{k,t}^c) = \sum_{q=1}^{N_L} p_{q,t}^{\text{load}} \quad (22)$$

式中， $p_{i,t}$ 为火电机组 i 在 t 时刻的出力。

2) 火电机组约束

(1) 火电机组功率约束

$$p_{i,\min} \leq p_{i,t} \leq p_{i,\max} \quad (23)$$

式中， $p_{i,\min}$ 为第 i 个火电机组的最小出力。

(2) 最小启停时间约束

$$\begin{aligned} (u_{i,t-1} - u_{i,t})(T_{i,t-1}^{\text{on}} - T_i^{\text{on}}) &\geq 0 \\ (u_{i,t} - u_{i,t-1})(T_{i,t-1}^{\text{off}} - T_i^{\text{off}}) &\geq 0 \end{aligned} \quad (24)$$

式中： T_i^{on} 和 T_i^{off} 分别为机组 i 允许最小连续开机时间和允许最小连续停机时间； $T_{i,t-1}^{\text{on}}$ 和 $T_{i,t-1}^{\text{off}}$ 分别为机组 i 在 t 时刻已持续开机和持续停机的时间。

(3) 火电机组爬坡约束

$$p_{i,D}^{\text{ramp}} \leq p_{i,t} - p_{i,t-1} \leq p_{i,U}^{\text{ramp}} \quad (25)$$

式中， $p_{i,U}^{\text{ramp}}$ 和 $p_{i,D}^{\text{ramp}}$ 分别为火电机组 i 的上爬坡率限值和下爬坡率限值，不同调峰状态的爬坡限值不同。

3) 不同调峰状态下最小运行时间约束

$$\begin{cases} (\beta_{i,t-1}^{\text{RPR}} - \beta_{i,t}^{\text{RPR}})(T_{i,t-1}^{\text{RPR}} - T_i^{\text{RPR}}) \geq 0 \\ (\beta_{i,t-1}^{\text{DPR}} - \beta_{i,t}^{\text{DPR}})(T_{i,t-1}^{\text{DPR}} - T_i^{\text{DPR}}) \geq 0 \\ (\beta_{i,t-1}^{\text{DPRO}} - \beta_{i,t}^{\text{DPRO}})(T_{i,t-1}^{\text{DPRO}} - T_i^{\text{DPRO}}) \geq 0 \end{cases} \quad (26)$$

$$\beta_{i,t}^{\text{RPR}} + \beta_{i,t}^{\text{DPR}} + \beta_{i,t}^{\text{DPRO}} = u_{i,t} \quad (27)$$

式中： $\beta_{i,t}^{\text{RPR}}$ 、 $\beta_{i,t}^{\text{DPR}}$ 和 $\beta_{i,t}^{\text{DPRO}}$ 均为 0-1 变量，分别表示在第 t 个调度时段内第 i 台火电机组在 RPR、DPR、DPRO 的运行状态，等于 1 表示当前处于运行状态，等于 0 表示当前不处于运行状态； $T_{i,t-1}^{\text{RPR}}$ 、 $T_{i,t-1}^{\text{DPR}}$ 和 $T_{i,t-1}^{\text{DPRO}}$ 分别为第 i 台火电机组在第 $t-1$ 个调度时段时已在 RPR、DPR、DPRO 状态下连续运行的时间； T_i^{RPR} 、 T_i^{DPR} 和 T_i^{DPRO} 分别为第 i 台火电机组在 RPR、DPR、DPRO 状态下的最小连续运行时间。

4) 风电机组功率约束

$$0 \leq w_{j,t} \leq w_{j,\max} \quad (28)$$

5) 储能系统运行约束

(1) 充电、放电状态不同约束

$$c_{k,t} + d_{k,t} \leq 1 \quad (29)$$

(2) 荷电状态约束

$$\begin{cases} 0 \leq E_{k,t}^c \leq c_{k,t} E_k \\ 0 \leq E_{k,t}^d \leq d_{k,t} E_k \end{cases} \quad (30)$$

$$E_{k,t} = \begin{cases} E_{k,s} - \frac{E_{k,t}^d}{\gamma_{\text{di}}} + \gamma_{\text{ci}} E_{k,t}^c & t = 1 \\ E_{k,t-1} - \frac{E_{k,t}^d}{\gamma_{\text{di}}} + \gamma_{\text{ci}} E_{k,t}^c & 2 \leq t \leq T \end{cases} \quad (31)$$

式中： E_k 为储能设备 k 的额定功率； γ_{ci} 、 γ_{di} 分别为储能电站的充、放电效率； $E_{k,t}$ 和 $E_{k,s}$ 分别为储能设备 k 在 t 时刻的蓄电量和一天内初始蓄电量。

(3) 储能系统在调度时段始末蓄电量不变约束

$$\sum_{t=1}^T \frac{E_{k,t}^d}{\gamma_{\text{di}}} = \sum_{t=1}^T \gamma_{\text{ci}} E_{k,t}^c \quad (32)$$

通过对历史调峰场景进行风-火-储联合调峰调度，可制定历史调峰场景的调峰方案，并得到以下调度结果：① 火电机组出力计划；② 储能设备充放电计划；③ 风电场弃风计划。

3.2 多时间尺度调峰模型的建立

由于风电和负荷的预测准确性难以做到零误差，单一时间尺度的调控模型难以满足大规模风电并网的调峰需求。本文基于 3.1 节所构建的历史典型调峰场景下的风-火-储协同调峰模型，建立了日前-日内两阶段滚动优化调峰模型，具体框架如图

7 所示。该模型可合理调控调峰资源, 在保证系统安全稳定运行和优化调度成本的同时, 极大地提高调度方案的计算速度, 以及时应对风电的不确定性和波动性。

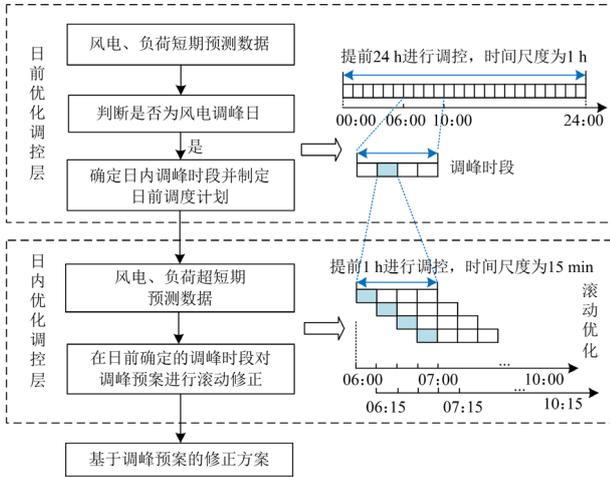


图 7 多时间尺度调度框架

Fig. 7 Multiple time scale scheduling framework

1) 日前调峰阶段

日前调峰阶段主要根据短期预测得到的风电和负荷数据与本文构建的日前时间尺度下系统相对峰谷差变化率指标进行对比, 判断该日是否为风电调峰日。若为风电调峰日, 则将预测所得功率曲线与本文生成的调峰场景进行对比, 确定次日调峰时段并提前 24 h 制定调峰计划, 时间尺度为 1 h。该阶段需要确定火电机组启停状态, 并作为已知量代入日内调峰调度当中。

2) 日内调峰阶段

日内调峰阶段主要根据超短期预测得到的风电和负荷数据, 在日前确定的调峰时段, 每 15 min 滚动一次, 优化 1 h 后的调峰方案, 目的是解决由于风电不确定性带来的影响, 主要通过弃风和储能装置来修正根据调峰场景生成的预案与实时场景的偏差量, 在减少失负荷的情况下, 保证调峰方案的经济性。在日内调峰阶段, 需要确定火电机组出力、储能设备的充放电情况以及风电场的实时弃风量。

一方面, 该多时间尺度调峰模型可有效应对实时阶段风电的不确定性及波动性问题; 另一方面, 该模型只需要在调峰时段对已制定的调峰预案进行滚动修正, 在保证所制定的调度方案精度的同时, 缩短了调度计算时间, 保证了在风电高发负荷低谷及风电波动率较大场景下调度方案的响应速度, 提高了调度效率。

4 算例分析

4.1 算例说明

4.1.1 参数设置

为验证本文所提方案的有效性, 以我国东北某区域电网作为算例系统进行分析: 该区域包含 3 台火电机组、两个风电场以及两个大型储能电站。火电机组参数如表 1 所示。风电场相关参数如表 2 所示。储能电站参数如表 3 所示。

表 1 火电机组参数

项目	参数 1	参数 2
机组容量/MW	600	300
机组数量/台	2	1
出力上限/MW	600	300
出力下限/MW	180	90
最小停机时间/h	4	3
最小开机时间/h	6	4
启动成本/(元/次)	240 000	160 000
关停成本/(元/次)	120 000	80 000
爬坡限值/(MW/min)	9	4.5

表 2 风电机组参数

项目	参数
风电机组容量/MW	3
风电机组数量/台	200
弃风惩罚费用/(元/MWh ²)	2.43
运行维护系数/(元/MW)	1.8
系统备用容量成本系数/(元/MW)	0.353

表 3 储能电站参数

项目	参数
额定容量/MWh	400
额定功率/MW	100
充电效率/%	95
放电效率/%	95
投资成本/万元	15 000
单位充放电费用/(元/MWh)	10
循环寿命/次	10 000
初始容量/MWh	100

火电机组深度调峰的相关数据参考文献[14], 参数如下:

1) 火电机组在 RPR、DPR 和 DPRO 3 个阶段的最低负荷率分别为 60%、45%和 30%; 3 个阶段的最大爬坡率分别为机组额定功率的 1.5%/min、1%/min 和 0.5%/min; 机组在 3 个阶段的最小运行

时间均为 1 h。

2) 火电机组在 RPR、DPR 和 DPRO 阶段的煤耗成本系数如表 4 所示。

表 4 煤耗成本系数

Table 4 Cost factor of coal consumption

调峰阶段	成本系数 a/ (元/MW ²)	成本系数 b/ (元/MW)	成本系数 c/元
RPR	0.033	40.397	2590
DPR	0.039	38.306	3960
DPRO	0.041	36.327	4780

3) 机组在 DPR 阶段的运行损耗系数 $k=1.2$ ，在 DPRO 阶段的运行损耗系数 $k=1.5$ ；机组单位造价成本为 3464 元/kW；在深度调峰阶段的转子致裂周次 $N(P)$ 与机组功率 P 的关系式为

$$N(P) = 0.005778P^3 - 2.682P^2 + 484.8P - 8411 \quad (33)$$

4) 机组在 DPRO 阶段的油耗量为 4.8 t/h，油价为 6130 元/t。

5) 算例中火电机组在深度调峰阶段 SO_2 、 NO_x 超标罚款金额分别设定为 842 元/($mg \cdot m^{-3}$)、667 元/($mg \cdot m^{-3}$)。

4.1.2 仿真数据

基于本文所构建的风电-负荷数据驱动模型及风电调峰功率评估指标，结合该区域电网的风电及负荷历史数据并以算例容量为基准进行数据驱动建模，同时对历史数据进行风电功率时域分解，在此基础上通过聚类分析得到冬季典型调峰场景 3 个、夏季典型调峰场景 2 个、春秋季典型调峰场景 1 个，如图 8 所示。

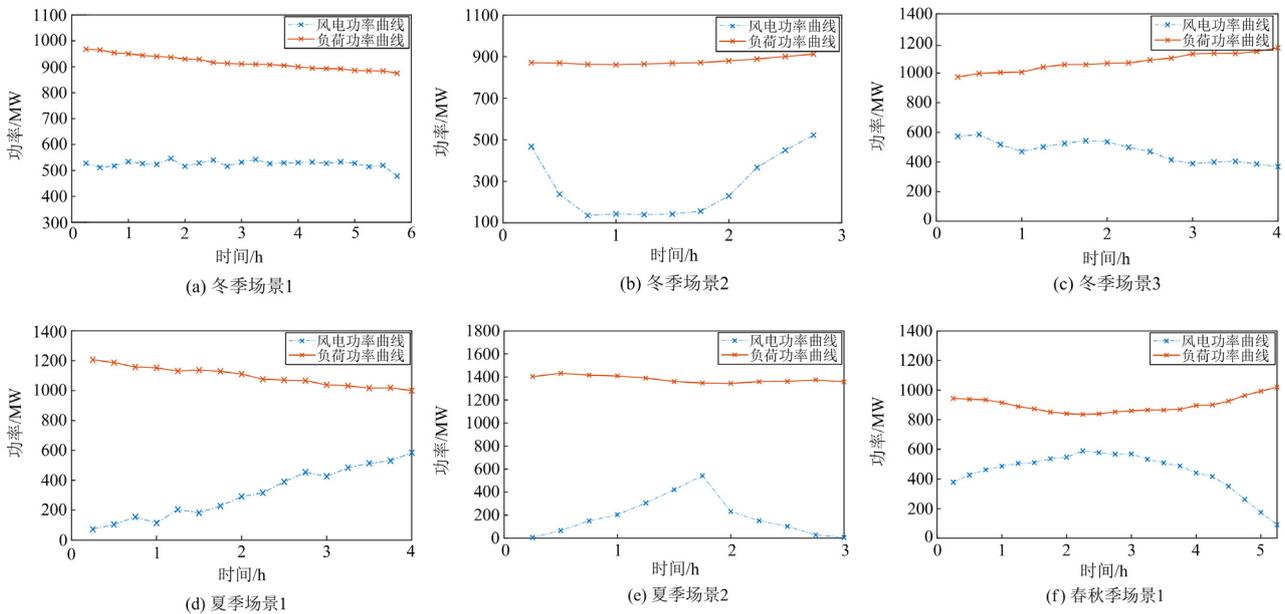


图 8 典型调峰场景

Fig. 8 Typical peak regulating scenarios

其中冬季场景 1 为风电高发负荷低谷时段，风电波动较小；冬季场景 2 为风电波动较大场景，风电功率在满发和零出力之间波动；冬季场景 3 为风电高发且波动较大的场景。我国北方地区受温度的影响，与冬季场景相比，夏季场景的用电负荷出力更大，夏季场景 1 为风峰负荷谷阶段，负荷功率缓慢减少，风电功率迅速增加；夏季场景 2 风电波动较大，但负荷出力较为平缓。春秋季场景 1 为负荷低谷、风电功率波动较大的时段。

本算例在 Matlab 环境下通过 Yalmip 工具箱调用 Cplex 求解器进行求解。为验证本文所提方案的有效性和优越性，本算例先对各场景运用本文所提

风-火-储协同调峰模型进行优化求解，在保证系统稳定运行的前提下得到最优成本调峰预案，在此基础上对比分析是否采用调峰预案进行多时间尺度的经济性与计算速度。

4.2 结果分析

4.2.1 各场景最优调峰预案制定

为制定各场景的最优调峰预案，并验证本文风-火-储调峰模型的经济性，选择以下 3 种模型进行对比分析。

模型 1：不考虑合理弃风和储能调节，只通过火电机组进行调峰。

模型 2：确定各时段最优弃风量，通过合理弃

风辅助火电机组进行调峰。

模型 3: 通过储能设备和合理弃风辅助火电机组进行调峰。

3 种模型以本文生成的冬季场景 1 和冬季场景 2 为基础, 从风电出力幅值和长时间尺度下风电功率波动率两个方面进行调峰方案研究, 并对比分析经济性和有效性。

图 9 为模型 2 在冬季场景 1 下各时段的成本最优调度方案, 与模型 1 和模型 3 的成本对比结果如表 5 所示。

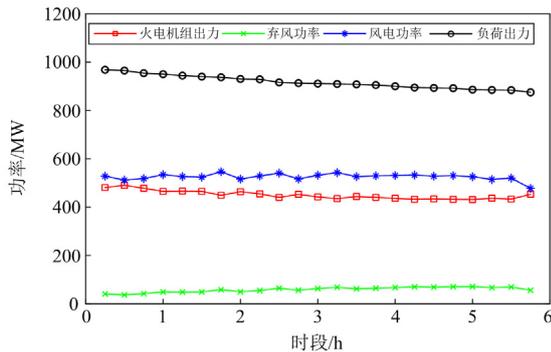


图 9 各时段火电机组最优出力及弃风情况

Fig. 9 Optimal output of thermal power units and wind curtailment in each period

表 5 冬季场景 1 的 3 种模型计算结果对比

Table 5 Comparison of calculation results of three models in winter scenario 1

模型	系统运行成本/万元	火电机组运行成本/万元	风电成本/万元	储能成本/万元	弃风率/%
1	77.216	73.442	3.774	0	0
2	68.031	59.266	8.765	0	11.21
3	71.380	60.047	6.465	4.868	5.76

由表 5 可知, 模型 2 的系统运行成本为 68.031 万元, 在 3 种模型中成本最低, 可见在风电高发负荷低谷的平缓期可通过合理弃风来降低系统运行成本, 各时段的最优弃风率和弃风惩罚成本如图 10 所示。

模型 1 虽然可以通过加深火电机组调峰深度来减少弃风率, 降低弃风惩罚成本, 但随着火电机组出力的降低会显著增加机组损耗成本及附加环境成本, 使得模型 1 在该场景下的火电机组运行成本相比模型 2 增加了 14.176 万元, 总成本增加了 9.184 万元。对比模型 2, 模型 3 虽然通过合理弃风和储能电站充电的共同作用将弃风率从 11.21% 降低至 5.76%, 但总成本却增加了 3.349 万元, 这是由于本文储能电站配置容量较大、建造成本高, 导致储能

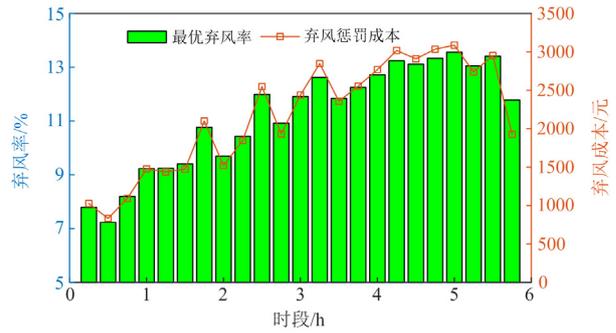


图 10 各时段最优弃风率及弃风惩罚成本

Fig. 10 Optimal wind curtailment rate and penalty cost in each period

电站的寿命损耗成本过多。由于本文仅考虑系统运行成本问题, 因此在冬季场景 1 选取模型 2 进行调峰来降低系统运行成本, 若考虑风电弃风率问题可采用模型 3 调峰。

对于长时间尺度下风电波动率较大的场景, 如冬季场景 2 的 3 种模型对比成本如表 6 所示。

表 6 冬季场景 2 的 3 种模型计算结果对比

Table 6 Comparison of calculation results of three models in winter scenario 2

模型	1	2	3
系统运行成本/万元	22.371	20.617	21.247
火电机组成本/万元	21.436	19.134	18.615
风电成本/万元	0.935	1.483	1.257
储能成本/万元	0	0	1.375
失负荷率/%	3.06	1.08	0
弃风率/%	0	5.90	4.53

模型 1 由于受到火电机组爬坡约束和启停时间约束, 在风电出力骤减、负荷缓慢增加的时段, 火电机组爬坡难以调节风电的波动, 会造成大量失负荷的情况, 严重影响电力系统的安全稳定运行, 且在风电高发期火电机组调峰压力增加, 机组进入投油深度调峰状态, 调峰成本较高。模型 2 虽然通过合理弃风缓解了火电机组调峰压力, 相比较模型 1 系统总成本减少了 1.754 万元, 但模型 2 依旧存在 1.08% 的失负荷率, 可见在风电波动较大的情况下, 仅通过弃风辅助火电机组调节在个别时段无法达到电力系统功率平衡状态。相比较模型 2, 尽管模型 3 由于储能系统的参与调度使得系统总成本略有增加, 但失负荷率可降低至 0%, 且弃风率下降了 1.37%, 在实现电力系统安全稳定运行的前提下, 保证了电网运行的经济性, 在长时间尺度风电波动率较大的场景下调度效果良好, 对于冬季场景 2 各资源调度结果如图 11 所示。其余各场景最优调度成

本如表 7 所示。

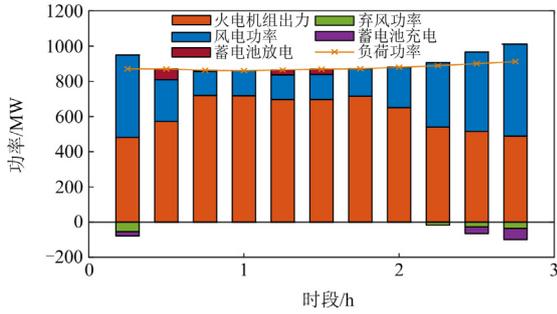


图 11 冬季场景 2 各资源调度结果

Fig. 11 Results of various resources scheduling in winter scenario 2

表 7 各场景最优调度成本

Table 7 Optimal scheduling cost of each scenario

调度结果	冬季场 景 3	夏季场 景 1	夏季场 景 2	春秋季 场景 1
系统运行成本/万元	35.087	36.688	29.982	54.302
火电机组运行成本/万元	30.617	33.929	27.765	46.349
风电成本/万元	4.068	2.107	0.894	5.417
储能成本/万元	0.402	0.652	1.323	2.536
弃风率/%	6.87	4.59	2.23	9.81

4.2.2 多时间尺度调峰方案对比分析

为了验证本文所提基于典型场景的多时间尺度调峰方案的有效性，本算例采用该区域电网冬季某日的风电功率和负荷的预测及实测数据曲线进行仿真，如图 12 所示，并与传统的日前-日内两阶段滚动调度方案进行对比分析。

方案 1：本文所提的基于典型调峰场景的多时间尺度调峰方案。

方案 2：传统的日前-日内两阶段滚动优化调度方案。

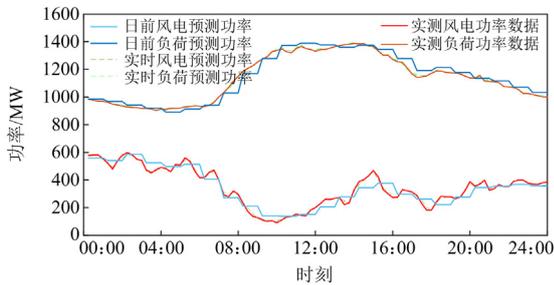


图 12 风电及负荷功率曲线

Fig. 12 Wind power and load curve

在日前阶段，方案 1 根据本文所建立的日前风电调峰功率评估指标，结合风电日前预测数据，计算得到日前时间尺度下系统相对峰谷差变化率为

177.14%，可确定该日为风电调峰日。

在此基础上，可将日前预测所得风电及负荷功率曲线与本文所生成的典型调峰场景进行对比，并结合日内风电调峰功率评估指标进行分析，进而确定次日的调峰调度时段，如图 13 所示，并制定火电机组启停计划。方案 2 则直接对日前预测所得的功率曲线进行优化，制定日前调度方案。

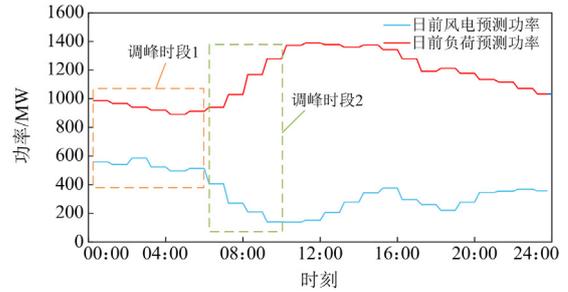


图 13 日前阶段确定调峰时段

Fig. 13 Determine peak shaving period in the day-ahead stage

在日内阶段，方案 1 可根据日内预测所得的功率曲线与典型场景进行匹配，并通过风电机组弃风及储能装置充放电对已有的调峰预案进行日内修正，在满足电力系统功率平衡的前提下，尽可能降低运行成本。方案 1 在调峰时段 I 和调峰时段 II 分别与冬季场景 1 与夏季场景 1 进行匹配，并对已有调峰预案滚动修正；方案 2 则直接根据日内预测数据进行滚动优化并制定调度方案。其中两种方案在调峰时段 I 的调度结果如图 14 和表 8 所示。

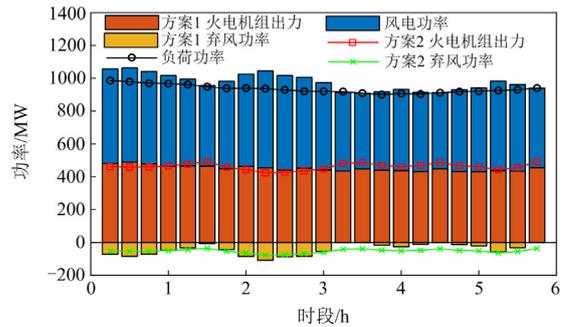


图 14 调峰时段 I 各资源调度结果

Fig. 14 Results of various resources scheduling in peak shaving scenario I

表 8 调峰时段 I 方案对比

Table 8 Comparison of peak shaving scenario I

方案	系统运行成本/万元	火电机组运行成本/万元	风电成本/万元	弃风率/%	计算时长/s
1	66.816	59.106	7.709	7.89	36.4
2	65.226	57.520	7.706	9.92	353.8

对于调峰时段 1, 方案 1 通过对已有的调度预案进行弃风量滚动修正及火电机组出力微调进而达到功率平衡, 与方案 2 相比, 该方案在日内调度阶段应对可能出现的极端调峰场景时, 可极大地缩短调度方案制定的计算时长, 保证方案的及时有效实施。由表 8 可知, 方案 1 虽然增加了火电机组运行成本以及系统总运行成本, 但是却将弃风率降低了 2.02%, 同时极大地提高了调度方案的计算速度, 计算时长由原来的 353.8 s 降低至 36.4 s, 避免出现方案制定过慢而导致无法有效执行调度计划的情况出现。

5 结论

本文在风电和负荷的历史数据驱动下提出了多时间尺度下的风电调峰功率评估指标, 进而对风电调峰日进行功率分解并生成调峰场景。同时本文建立风-火-储协同调峰模型并分析典型调峰场景制定最优调度预案, 在此基础上提出了基于典型调峰场景的多时间尺度调峰方案。具体结论如下:

1) 本文通过分析风电、负荷和火电机组出力三者的相关性, 并考虑了火电机组的爬坡特性, 从多时间尺度提出风电功率评估指标并对风电功率进行分解生成风电调峰场景。根据该场景生成的调峰预案可有效应对极端场景出现电网火电机组调峰能力不足的问题。

2) 本文在风电高发负荷低谷的场景下求解了各时段的最优弃风率, 通过合理弃风解决了火电机组下调能力不足及储能装置容量过大、调度成本过高的问题。而在长时间尺度下风电波动率较大的场景下, 火电机组受到爬坡率以及各调峰状态下最小运行时间的限制, 出现大量失负荷的情况, 储能电站和合理弃风协同辅助火电机组调度可在保证电网稳定运行的前提下降低系统的运行成本。

3) 本文针对生成的典型调峰场景, 根据本文所构建的风火储协同调峰模型制定了最优调度预案, 并以此为基准提出了基于典型调峰场景的多时间尺度调度方案。仿真结果表明, 该方案可以在保证电力系统经济稳定运行的前提下, 有效缩短调度方案的计算时长, 确保在风峰荷谷或风电波动较大的场景下调度方案可以有效实施, 以应对风电的不确定性。

如何合理利用本文所提模型的弃风电量以及如何生成更完备的调峰场景将在今后的研究工作继续进行。

参考文献

[1] YU Xiaowei, WANG Bin, WANG Wei, et al. Analysis of

- renewable resources in Central China under the “double carbon strategy[J]. *Energy Reports*, 2022, 8(8): 361-373.
- [2] 张智刚, 康重庆. 碳中和目标下构建新型电力系统的挑战与展望[J]. *中国电机工程学报*, 2022, 42(8): 2806-2819.
- ZHANG Zhigang, KANG Chongqing. Challenges and prospects for constructing the new-type power system towards a carbon neutrality future[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(8): 2806-2819.
- [3] 孙勇, 魏敏, 王磊, 等. 基于系统调峰约束的电网风电消纳水平研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(19): 107-112.
- SUN Yong, WEI Min, WANG Lei, et al. Study on wind power consumption based on system peak regulation capability constrain[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(19): 107-112.
- [4] NEGNEVITSKY M, NGUYEN D H, PIEKUTOWSKI M. Risk assessment for power system operation planning with high wind power penetration[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2015, 30(3): 1359-1368.
- [5] WEN Shuli, WANG Yu, TANG Yi, et al. Proactive frequency control based on ultra-short-term power fluctuation forecasting for high renewables penetrated power systems[J]. *IET Renewable Power Generation*, 2019, 13(12): 2166-2173.
- [6] 丁明, 宋晓皖, 孙磊, 等. 考虑时空相关性的多风电场出力场景生成与评价方法[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(10): 39-47.
- DING Ming, SONG Xiaowan, SUN Lei, et al. Scenario generation and evaluation method of multiple wind farms output considering spatial-temporal correlation[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(10): 39-47.
- [7] CHEN Yize, WANG Yishen, DANIEL K, et al. Model-free renewable scenario generation using generative adversarial networks[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2018, 33(3): 3265-3275.
- [8] 白斌, 韩明亮, 林江, 等. 含风电和光伏的可再生能源场景削减方法[J]. *电力系统保护与控制*, 2021, 49(15): 141-149.
- BAI Bin, HAN Mingliang, LIN Jiang, et al. Scenario reduction method of renewable energy including wind power and photovoltaic[J]. *Power System Protection and Control*, 2021, 49(15): 141-149.
- [9] 吴杰, 丁明, 张晶晶. 基于云模型和 k-means 聚类的风电场储能容量优化配置方法[J]. *电力系统自动化*, 2018, 42(24): 67-73.
- WU Jie, DING Ming, ZHANG Jingjing. Capacity configuration method of energy storage system for wind

farm based on cloud model and k-means clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(24): 67-73.

[10] STURT A, STRBAC G. Efficient stochastic scheduling for simulation of wind-integrated power systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(1): 323-334.

[11] MA Hongyan, YAN Zeng, LI Mingjie, et al. Benefit evaluation of the deep peak-regulation market in the northeast China grid[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2019, 5(4): 533-544.

[12] 林俐, 邹兰青, 周鹏, 等. 规模风电并网条件下火电机组深度调峰的多角度经济性分析[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(7): 21-27.

LIN Li, ZOU Lanqing, ZHOU Peng, et al. Multi-angle economic analysis on deep peak regulation of thermal power units with large-scale wind power integration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(7): 21-27.

[13] YANG Yiping, QIN Chao, ZENG Yuan, et al. Interval optimization-based unit commitment for deep peak regulation of thermal units[J]. Energies, 2019, 12(5): 922.

[14] LEI Shunbo, HU Yunhe, WANG Xi, et al. Unit commitment incorporating spatial distribution control of air pollutant dispersion incorporating[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 995-1005.

[15] YANG Bin, CAO Xiangyang, CAI Zhenhua, et al. Unit commitment comprehensive optimal model considering the cost of wind power curtailment and deep peak regulation of thermal unit[J]. IEEE Access, 2020, 8: 71318-71325.

[16] 刘新东, 方科, 陈焕远, 等. 利用合理弃风提高大规模风电消纳能力的理论研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(6): 35-39.

LIU Xindong, FANG Ke, CHEN Huanyuan, et al. Research on rational wind power casting theory for large-scale wind power integration improvement[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(6): 35-39.

[17] 李军徽, 张嘉辉, 穆钢, 等. 储能辅助火电机组深度调峰的分层优化调度[J]. 电网技术, 2019, 43(11): 3961-3970.

LI Junhui, ZHANG Jiahui, MU Gang, et al. Hierarchical optimization scheduling of deep peak shaving for energy-storage auxiliary thermal power generating units[J]. Power System Technology, 2019, 43(11): 3961-3970.

[18] YIN Guangzhi, DUAN Maosheng. Pricing the deep peak regulation service of coal-fired power plants to promote renewable energy integration[J]. Applied Energy, 2022, 321: 119391.

[19] 唐杰, 吕林, 叶勇, 等. 多时间尺度下主动配电网源-储-荷协调经济调度[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 53-64.

TANG Jie, LÜ Lin, YE Yong, et al. Source-storage-load coordinated economic dispatch of an active distribution network under multiple time scales[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 53-64.

[20] XU Jiayin, MA Yinghao, LI Kun, et al. Unit commitment of power system with large-scale wind power considering multi time scale flexibility contribution of demand response[J]. Energy Reports, 2021, 7(7): 342-352.

[21] ZHAO Dongmei, WANG Haoxiang, TAO Ran. Multi-time scale dispatch approach for an AC/DC hybrid distribution system considering the response uncertainty of flexible loads[J]. Electric Power Systems Research, 2021, 199: 107394.

[22] 马喜平, 何世恩, 姚寅, 等. 计及风速不确定性及相关性的风电场分区虚拟惯量估计[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(10): 123-131.

MA Xiping, HE Shien, YAO Yin, et al. Virtual inertia estimation of wind farm zones with wind speed uncertainty and correlation[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(10): 123-131.

[23] LIN Shunfu, LIU Chitao, SHEN Yunwei, et al. Stochastic planning of integrated energy system via Frank-Copula function and scenario reduction[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2022, 13(1): 202-212.

[24] 李明扬, 蒋媛媛. 考虑煤耗率的火电机组灵活调峰对风电消纳的影响效果研究[J]. 热力发电, 2020, 49(2): 45-51.

LI Mingyang, JIANG Yuanyuan. Effect of flexible load regulation of thermal power units considering coal consumption rate on wind power utilization[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(2): 45-51.

[25] 张高航, 李凤婷. 计及运行风险和备用可用性的含风电系统两阶段优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(11): 139-148.

ZHANG Gaohang, LI Fengting. Two-stage optimal dispatch for wind power integrated power system considering operational risk and reserve availability[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(11): 139-148.

收稿日期: 2023-01-12; 修回日期: 2023-02-08

作者简介:

郝文波(1976—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电力系统分析与控制; E-mail: hwb150030@163.com

郭子齐(1998—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为新能源发电优化调度。E-mail: guoziqi777@163.com

(编辑 周金梅)