[风电]

数据驱动下基于风电场景的多时间尺度调峰调度

文/王琳会
大庆油田售电有限责任公司

风电的并网应用需要解决如何提升其调峰能力以满足电网安全稳定运行要求的问题。为此，首先基于风电-负荷数据驱动建模建立了风电场、负荷及传统电源等多时间尺度场景库；然后基于数据驱动场景生成算法生成了历史、日内及实时时段调峰场景库；最后构建了风-火-储协同调峰模型并对其进行了算例分析，验证了所提模型的有效性。

随着我国“双碳”目标的提出，作为清洁低碳的重要能源之一，风电迎来了新的发展机遇。截至2021年年底，我国风电并网装机容量达到2.36亿kW，占电力总装机的比重达到12.4%。然而，随着大规模风电接入电网，风电出力具有波动性和间歇性，且难以跟踪计划出力，无法满足电网实时调度中对调峰的需求。因此，为解决大规模风电接入电网带来的调峰难题，本文提出基于数据驱动建模下的多时间尺度调峰调度框架：首先建立风电场、负荷及传统电源等多时间尺度场景库；其次基于数据驱动生成算法生成历史、日内及实时时段调峰场景库；最后构建风-火-储协同调峰模型。

风电-负荷数据驱动建模

1. 风速-功率模型建立

基于对风力发电机组输出功率与气象特征间关系的分析，在考虑了气象条件影响因素下，将风电机组输出功率的变化划分为四个阶段。

1）基于气象数据和风电机组运行参数，根据风速与气象条件的关系，可得到风电机组输出功率模型，其中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

$$w_{j,t}=\begin{cases}0, & v<v_{\mathrm{r}}\text{或}v>v_{\mathrm{e}}\\ \dfrac{v^3-v_{\mathrm{r}}^3}{v_{\mathrm{w}}^3-v_{\mathrm{r}}^3}w_{j,\max}, & v_{\mathrm{r}}\leqslant v<v_{\mathrm{u}}\\ w_{j,\max}, & v_{\mathrm{u}}\leqslant v\leqslant v_{\mathrm{e}}\end{cases}\tag{1}$$

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_{e}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。

2）根据不同的风力等级划分，得到不同风速下的风电场输出功率。

3）将某区域电网中的风电场输出功率作为输入样本，基于某一时刻的风速数据集，通过线性回归方法得到该时刻对应风速下的风电机组输出功率预测模型。

4）在上述预测模型的基础上，建立风电功率-气象特征映射关系。如图1所示。

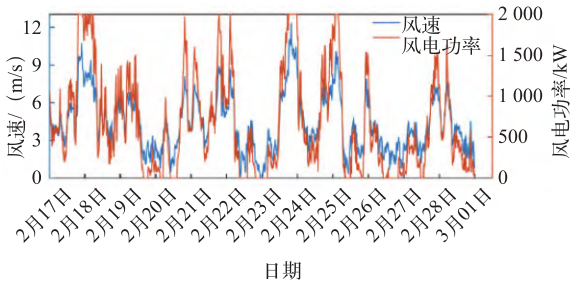

图1　风速曲线和风电功率曲线

2. 风电-负荷数据驱动模型生成

本文在对风电-负荷数据驱动模型的构建过程中，主要是通过获取风电和负荷的历史数据，对数据进行训练，生成风电-负荷数据驱动模型。在使用深度学习算法训练风电-负荷模型时，需提前获取电网历史运行数据和气象资料，然后将相关变量输入到网络中进行训练，该过程能够较为真实地反映电网运行情况。在此过程中，利用深度学习算法对电网历史运行数据和气象资料进行学习，得到的模型具有较强的泛化能力，能够对各种类型的输入数据进行学习。在训练完成后，将其与风电出力、负荷变化等实际情况相结合，实现对电网调峰的优化调度。具体流程图如图2所示。

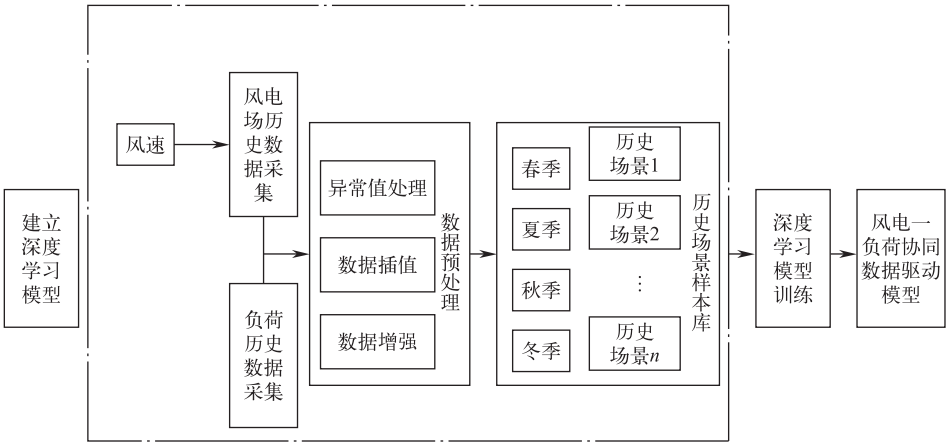

图2　风电—负荷数据驱动流程图

数据驱动下的调峰场景生成

1. 调峰功率评估指标构建

（1）日前时间尺度下系统相对峰谷差变化率

日前风电功率预测的准确性直接影响了系统负荷的波动程度，从而影响了系统的调峰能力。为此，本文提出一种基于日前风电功率预测与日前负荷功率预测的相对峰谷差变化率指标（简称峰谷差变化率）。该指标综合考虑了风电并网对系统调峰能力的影响，可在一定程度上反映风电并网后系统负荷波动情况。若在一天内，某段时间内系统负荷相对于风电的最大峰谷差发生变化，则该时刻的峰谷差变化率为

$$\varepsilon_{\mathrm{p}}=\frac{P_{\max}^{vi}-P_{\min}^{vi}}{Q_{\max}-Q_{\min}}\times 100\% \tag{2}$$

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

日内时间尺度下，可根据日内最大负荷功率与系统相对峰谷差变化率之间的关系，将日内最大负荷功率变化率作为调峰功率幅值的评估指标，实现对火电机组调峰能力的有效评估。根据前文所述，日内负荷变化率之间呈线性关系，而不同机组在不同时段的负荷变化率不同，因此可利用负荷变化率衡量风电机组的调峰能力。基于以上分析，在日内时间尺度下可对火电机组进行调峰功率幅值的评估。

由于不同类型机组间具有较大的差异性，因此在建立日内时间尺度下调峰功率幅值指标时，应对其进行划分和选取。考虑到各类型机组间的差异性，选取各类型机组中最大的6台机组作为代表。在选取调峰功率幅值指标时，需对其进行必要的修正。若机组负荷变化率较大，则其功率变化率可视为无差异；若机组负荷变化率较小，则可将其视为有差异。本文在修正时，选取负荷变化率与最大负荷功率变化率之比作为衡量火电机组调峰能力的指标。

（3）日内时间尺度下调峰功率波动率指标

针对风电机组出力的随机性，可将风电功率的波动率作为评价指标，反映风电功率在日内时间尺度上的波动性。由于日内时间尺度下风电机组出力

的随机性，将风电场的输出功率波动率作为衡量指标，通过比较风电功率波动率与标准差评价风电场的运行状态，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,…,T_k为时间序列间隔，短时间尺度下风电功率波动率为

$$\Delta P_{\text{wind}}=\frac{P_{\text{wind}}(k+1)-P_{\text{wind}}(k)}{T_k} \tag{3}$$

依据火电机组的出力大小和能耗特性，其运行状态可包括常规调峰（Rontine Peak Regulation，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）三个阶段。

实际风电场数据表明，以平均功率标准差作为衡量指标时，能够得到较为准确的评价结果，且计算速度较快。因此，本文中以平均功率标准差作为衡量指标。

2. 调峰功率分解及调峰场景生成

由于电网系统调峰需求具有不确定性，故基于历史数据对各风电机组出力进行修正，根据负荷的需求变化，在预测日前时段内，通过最小二乘法计算得到各风电机组的调峰容量、调峰深度、调峰速度等参数，并通过多时间尺度的协同优化算法进行联合求解。基于此，可采用典型场景生成方法对各风电机组的调峰功率进行分解，并将分解后的结果用于后续调峰场景生成。

对于风电机组出力计算过程中所产生的数据信息，本文主要采用数据驱动方法对其进行处理，以满足后续分析和计算的要求。

1）基于风电出力预测结果和各风电场历史数据，通过线性插值法计算得到各风电场的出力，并将其与系统调峰需求进行比对，得到各风电机组的调峰出力。

2）根据实际调峰负荷需求，通过最小二乘法计算得到各风电机组的调峰容量、调峰深度、调峰速度等参数。

3）将计算得到的参数输入到所搭建的数据驱动模型中，得到风电机组的实际出力以及与系统调峰需求的偏差值。

4）根据该偏差值，确定各风电机组在不同预测日前时段内的有功功率、无功功率、功率因数等参数，并将其与系统实际出力进行对比分析，验证所提出方法的有效性。

历史场景下的风-火-储协同调峰模型

1. 目标函数

为了保证风-火-储系统的安全稳定运行，需要考虑的因素包括：负荷和风电出力的波动、火电机组出力和火电厂净功率的波动、储电设备的功率调节能力、储能设备容量配置、储能电池的充放电时间等。由于火电机组在系统中占比较大，因此本文对火电机组进行联合优化调度，使其承担更多的调峰任务。此外，考虑到储电设备功率调节能力有限，无法完全满足系统调峰需求，本文以储电设备最大可调节容量作为目标函数。

2. 多时间尺度调峰模型的建立

采用风电预测误差概率分布、风功率预测误差概率分布和储热/电蓄热发电模型，建立多时间尺度调峰模型，在各个时间尺度内计算风电预测误差概率分布、储热/电蓄热发电功率和储热/电蓄热出力，实现多时间尺度调峰。多时间尺度调峰模型框架如图3所示。

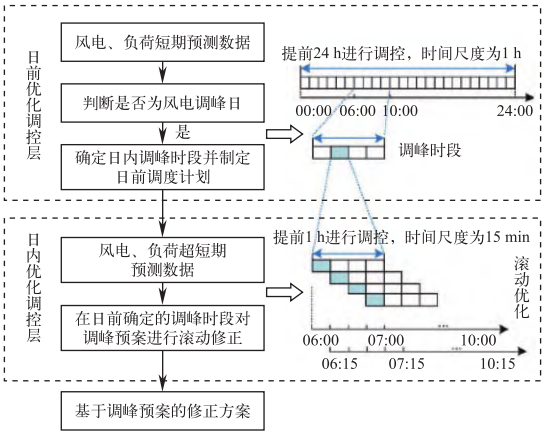

图3　多时间尺度调峰模型框架

（1）日前调峰阶段

在日前调峰阶段，建立多时间尺度风-火-储协同调峰模型，以风电和火电机组出力的最小值为目标函数，以最小化风电功率和火电机组出力为约束条件，建立多时间尺度风-火-储协同调峰优化调度模型。在日前调峰阶段，考虑了风电和火电的运行特性，采用多目标优化方法对出力进行优化。其基本思想是：以目标函数为最小化约束条件，建立风

电功率预测模型、火电机组出力模型和储能充放电模型，同时将各部分变量映射到最优离散点上进行求解。

在日前调峰阶段，建立风电功率预测模型。本文采用自回归滑动平均（ARIMA）模型进行预测，其预测过程如图4所示。

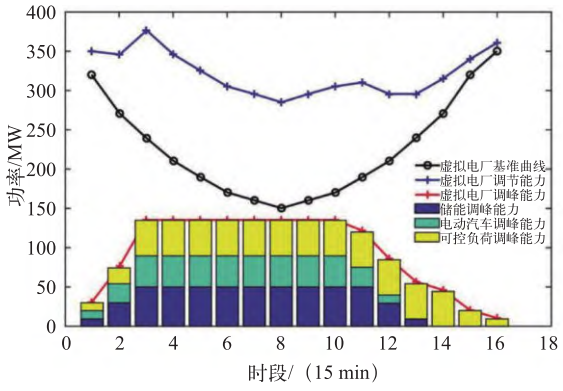

图4　自回归滑动平均（ARIMA）模型预测过程

基于风电功率的历史数据，对未来不同时间段的风电功率进行预测，并得到未来一段时间内风电功率的预测值。在日前调峰阶段，针对日前优化结果中存在的问题，通过采用电化学储能方式对出力进行弥补，并进一步对火电机组出力进行优化。

（2）日内调峰阶段

日内调峰过程主要是在日前调峰的基础上，利用储能设备和风电机组的出力，对电网负荷进行预测，从而进行调峰。当风电出力与负荷变化趋势不一致时，储能设备将自动起动并进行相应的功率调节，保证电力系统的正常运行。储能设备和风电机组的起停过程将对系统中的可再生能源出力产生影响。

日内调峰过程中，在储能设备和风电机组不参与电网运行的前提下，储能设备根据负荷变化情况自动起动并进行相应的功率调节；而在系统中含有风电机组时，由于风电机组具有较强的响应能力和响应速度，其出力变化将引起系统负荷需求变化。

结束语

本文针对大规模风电接入电网后对调峰调度的需求，建立了风电-负荷数据驱动建模框架，提出了一种基于数据驱动场景生成算法的多时间尺度调峰场景库构建方法，并构建了风-火-储协同调峰模型，旨在为电网调度机构提供准确的调峰辅助服务，以满足电网实时调度对调峰的需求。在此基础上，结合“双碳”目标提出了一种数据驱动下，基于风电场景的多时间尺度风-火-储协同调峰方案。算例分析表明，本文所提方法可在保证电网安全稳定运行的前提下有效提升风电消纳能力，有助于推动新能源更好地服务于经济社会发展。EA

（收稿日期：2023-11-5）

参考文献

[1]　赵奇，田江，吕洋，等．考虑风电相关性的改进优化场景法计算电力系统区间潮流[J]．电气应用，2022，41(4)：48-57．

[2]　陈大准．储能系统平抑风电功率波动及容量动态优化控制[J]．电气应用，2022，41(1)：14-20．