

考虑风电功率不确定性的风电场出力计划上报策略

张峰¹, 张鹏², 梁军¹

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

2. 国网山东省电力公司临沂供电公司, 山东 临沂 276003)

摘要:利用多场景生成的方法对次日风电场出力的不确定性进行描述,并对蓄电池储能和旋转备用的购买机制进行了数学建模,将二者纳入风电场日前收益期望模型中。借鉴当前电力市场的分时电价政策,以风电场日收益期望值最大为目标,提出了风电场上报出力计划的最佳策略。该上报策略通过对风电场历史出力数据的统计分析获得风功率预测误差的分布特性,考虑了风功率预测误差对次日风电场运行经济性的影响,以风电场日运行经济性最优为原则确定了风电场的日前上报功率。算例结果表明,所提上报策略不仅提高了风电场的运行经济收益,还增加了储能的利用效率。

关键词:风电;场景生成;蓄电池;旋转备用;收益期望;日前出力计划

中图分类号:TM 715⁺.2;TM 614

文献标志码:A

DOI:10.16081/j.epae.201911012

0 引言

风电接入系统后,风电功率的不确定性增加了电网调度公司的运行难度。为了应对风电功率的快速波动,电网中必须有大量的具有快速调节功能的旋转备用电源。增加备用电源会导致系统运行费用的提升,而风电预测误差所造成的旋转备用电源费用支出,电网调度机构要求由风电场承担。目前,我国风电场的日前出力计划上报策略多是将日前预测曲线直接作为申报值上报。但是现有的风电预测技术效果仍然不是十分理想,因此每年风电场会因为预测准确率过低而扣罚大量的上网电量数额^[1-3]。为降低风电场的惩罚费用支出和提升风电场的运行收益,有必要进行风电场出力计划上报策略的优化。

国外电力市场起步较早,建设比较成熟,关于风电场出力计划上报策略的相关研究也比较充分。文献[4]提出了一种整合了预测不确定性信息的风电场最优参与策略,建立了市场参与者对监管成本灵敏度的模型,利用荷兰的一个兆瓦级风电场验证了所提方法的经济性。文献[5]对美国的风电日前和实时交易市场进行研究,研究表明在风电报价的影响下,风电场出力计划需要做出相应的改变,而且美国电力市场下风电功率预测误差处罚会促使风电场运营商主动提高风电预测精度,使得上报出力计划与实际输出功率的偏差减小。文献[6]对风储系统

的规划与运行问题进行了研究,提出了风储联合系统每小时输出功率调节的方法,根据储能特性和能源价格预测调整出力计划,并在实际风功率环境下验证策略的可行性。国内电力市场相对不成熟,对于风电场出力预测误差的处罚条例也不完善,对出力计划的上报问题研究比较少。文献[7]在风电场出力预测误差随机分布的基础上,考虑自动发电控制的功率补偿费用,建立风电场收益期望模型,在风电场收益最大时确定了风电场申报出力值。文献[8]引入了正、负2种旋转备电源以应对风电功率的波动性和不确定性,通过建模计算实现了电力系统的动态经济调度。国内外的相关研究对预测误差大多是利用正态分布等函数进行处理,而这种处理方法无法将每座风电场预测误差分布的独特性完全表示出来,另外,利用误差分布函数难以进一步实现数学建模的计算。现有研究鲜有考虑将储能参与到日前出力计划上报中,而储能的参与可以实现风电场能量在时间尺度上更加合理、经济分配,进一步提高风电场的收益。

本文利用风电场日前风电功率场景对风电功率的不确定性进行描述,在场景分析的基础上建立了电力市场分时电价政策下的风电场日收益模型,风电场运行经济性最优时获得日前上报曲线。在所建立的模型中,以储能补充风电场日前出力场景值与上报值间的功率差,当储能充放电能力无法满足要求时,购买相应的正向和负向旋转备用电源进一步平衡功率缺额,根据储能的充放电和旋转备用电源的购买情况,分析风电场的相关经济代价。仿真模型在描述次日的实际出力的前提下比较了不同日前出力计划上报策略下风电场的收益情况,验证了所提方案的优越性。

收稿日期:2018-12-23;**修回日期:**2019-09-17

基金项目:国家电网有限公司科技项目(含高比例可再生能源的电网频率协同控制技术研究);山东省自然科学基金资助项目(ZR2018QEE005)

Project supported by the Science and Technology Project of SGCC (Cooperative Frequency Control of High Renewable Penetration Power System) and the Natural Science Youth Foundation of Shandong Province (ZR2018QEE005)

1 描述风电不确定性的功率场景生成法

在电力系统优化计算模型中,对于风电随机性的处理主要有风电功率点预测和风电功率场景预测 2 种方法。前者的表现形式通常是误差分布函数,多用于解决电力系统的规划而非运行问题^[9]。本文采用多场景生成法描述风电场次日出力的不确定性,更适用于建模分析,解决风电场运行的经济性问题^[10-11]。

1.1 风电功率的日前场景生成

本文所采用的风电功率历史数据由风电场在 2015—2017 年的 105 216 个数据组组成,每个数据组包含 2 个数据,即该时刻的当日实测值和其对应的日前预测值。为了提高预测场景生成的精确性,将 $[0, \text{额定出力}]$ 区间等分成一定数量的“预测箱”,并将数据组[实测值,预测值]按照预测值大小放入对应的“预测箱”内。

逆变换抽样方法已广泛应用于随机抽样大量的风电功率样本,具体实现过程见附录 A。通过逆变换抽样,日前风电功率预测随机变量序列 $[P_1, P_2, \dots, P_{96}]$ 可以转化为由标准正态分布变量组成的列向量 $Y=[Y_1, Y_2, \dots, Y_{96}]^T$ 。利用多元协方差矩阵来描述一天之内的 96 个风功率预测变量之间相关性,变量 Y 的期望向量矩阵 μ 和协方差矩阵 C 的形式如式(1)所示。

$$\mu = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}_{96 \times 1}, C = \begin{bmatrix} \text{cov}(Y_1, Y_1) & \cdots & \text{cov}(Y_1, Y_{96}) \\ \text{cov}(Y_2, Y_1) & \cdots & \text{cov}(Y_2, Y_{96}) \\ \vdots & & \vdots \\ \text{cov}(Y_{96}, Y_1) & \cdots & \text{cov}(Y_{96}, Y_{96}) \end{bmatrix}_{96 \times 96} \quad (1)$$

其中, $\text{cov}(Y_i, Y_j)$ 为变量 Y_i 和 Y_j 之间的协方差。

根据研究经验,2 个预测功率变量之间的时间间隔越长,相关性越弱。本文采用单一参数的协方差矩阵模型进行求解,矩阵元素值随着与矩阵对角线距离的增加呈二次指数衰减,式(1)中矩阵各元素为^[12-13]:

$$\text{cov}(Y_i, Y_j) = e^{-(i-j)^2 / \varepsilon} \quad \varepsilon > 0, 1 \leq i \leq 96, 1 \leq j \leq 96 \quad (2)$$

多元协方差矩阵可以唯一确定多元正态随机变量的 Y_i 的分布,而多元协方差矩阵的结构又由参数 ε 唯一确定。当已知次日风电出力预测曲线之后,在不同的参数 ε 下某日的风电功率日前场景的生成步骤如下。

(1) 统计风电场历史实测和预测数据,调用 MATLAB 工具箱中的 `ecdf` 函数估计每个预测箱内的经验分布函数。

(2) 选定参数 ε 的值,确定多元协方差矩阵。调

用 `mvnrnd` 函数随机生成 s 个符合多元正态分布 $N(\mu, C)$ 的原始场景样本。

(3) 逆变换抽样将每个时刻的 s 个正态分布值转化为该时刻的风电功率日前场景值,从而生成 s 个风电功率日前场景。

1.2 确定最佳多元协方差矩阵和场景集

多元正态分布协方差矩阵的不同将影响日前预测场景集不同时刻出力之间的相关性,进而影响整个场景集能够在多大程度上表征风电场的出力特性。本小节将介绍如何根据风电场出力的互信息矩阵这一统计规律来辨识出最佳的多元协方差矩阵^[14-15]。

互信息值用于度量各变量间所共享信息的相关程度。若 2 个变量之间相互独立,那么它们之间的互信息值为 0。如果其中 1 个变量的分布情况确定后,另外 1 个变量的分布情况也随之确定,那么它们之间的互信息值为 1。

以风电场 3 年的历史实际出力数据为基础,对每日同一时刻的出力进行统计,可以得到 96 个风电功率序列, $W_{ij} = \text{mi}(W_i, W_j)$ ($i, j = 1, 2, \dots, 96$) 为每 2 个时刻的风电功率出力序列间的互信息值,形成风电场原始数据不同时刻出力互信息矩阵如下式所示。

$$M = \begin{bmatrix} \text{mi}(W_1, W_1) & \cdots & \text{mi}(W_1, W_{96}) \\ \text{mi}(W_2, W_1) & \cdots & \text{mi}(W_2, W_{96}) \\ \vdots & & \vdots \\ \text{mi}(W_{96}, W_1) & \cdots & \text{mi}(W_{96}, W_{96}) \end{bmatrix}_{96 \times 96} \quad (3)$$

其中, $\text{mi}(\cdot)$ 为求互信息函数,矩阵第 i 行 j 列的数值 M_{ij} 为 i 时刻与 j 时刻出力序列之间的互信息值。

当参数 ε 为某个确定值时,按照上文中的场景生成方法可以生成 s 个日前风电功率场景,计算该 ε 值下所对应预测场景的互信息矩阵 $M'(\varepsilon)$ 。其中,不同 ε 值下生成的场景不同,为找到最优 ε 值所对应的场景集合,使生成的日前风功率场景最符合该风电场不同时刻出力间相关性的分布规律,本文设计的协方差参数辨识目标函数为:

$$\min Z = \sqrt{\sum_{i=1}^{96} \sum_{j=1}^{96} (M_{ij} - M'_{ij}(\varepsilon))^2} \quad (4)$$

其中, $M'_{ij}(\varepsilon)$ 为矩阵 $M'(\varepsilon)$ 第 i 行 j 列数值,即在预测场景下 i 时刻与 j 时刻出力序列之间的互信息值。

指标 Z 从互信息矩阵的差异角度,量化了不同参数 ε 下生成的场景集中各时刻风电功率间的关联性和历史风电功率各时刻间的关联性差异。随着参数 ε 值改变,多元正态分布协方差矩阵的结构随之改变,利用此协方差矩阵生成的场景集也会有所不同,场景集所对应的互信息矩阵 $M'(\varepsilon)$ 与历史实际出力互信息矩阵 M 差异的大小也会发生变化。因此

目标函数 Z 值会随着 ε 的不同而改变,当 Z 值最小时,说明此时的日前风功率场景集最符合风电场实际出力相关特性,也就是本文后续计算所需要的最佳场景集,该场景集所对应的 ε 值即为参数 ε 的最优值。

2 基于风电场日前收益期望模型的风电场出力计划上报优化

当蓄电池储能安装在风电场侧时,蓄电池的参与可以有效提高风电场的经济效益,为此需要对蓄电池储能的充放电机制进行建模,模型的建立见附录 B。储能模型的建立主要考虑蓄电池的充放电功率不仅由充放电指令决定还需要计及蓄电池自身的荷电状态(SOC)约束和充放电功率约束,这样才能保证蓄电池在运行过程中不会发生 SOC 越限以及充放电功率过大损坏蓄电池的情况。

鉴于风电预测误差以及储能运行时相关约束的存在,风电场需要额外的旋转备用容量来保证电力系统的电量平衡。在日前风电功率场景生成和蓄电池储能充放电模型构建的基础上,建立以风电场运行收益期望最大为目标函数的日前出力计划上报优化模型。

风电场的收入主要来自售电收入,在一天时间内风电场的售电收益值为:

$$F_{\text{earn}} = \sum_{t=1}^{96} P_{\text{dis}}(t) \Delta t M(t) \quad (5)$$

其中, F_{earn} 为风电场的日售电收入; $M(t)$ 为电力市场 t 时刻的上网电价; $P_{\text{dis}}(t)$ 为 t 时刻的日前出力计划上报值; Δt 为风电功率预测周期,本文中为 15 min。

风电场在每日运行过程中的成本支出主要为旋转备用的购买成本和蓄电池储能的损耗成本。

(1) 旋转备用的购买成本。

当风储联合出力值大于日前上报值,即由于蓄电池自身的充电功率约束和最高 SOC 的限制,蓄电池的实际充电功率不能满足其充电指令要求时,风电场需要向调度中心支付用于购买负向旋转备用的费用^[16],其费用支出为:

$$F_{\text{negk}} = \alpha \sum_{t=1}^{96} \lambda_{\text{bool, neg}}(t) |\Delta P_k(t) - P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t \quad (6)$$

$$\lambda_{\text{bool, neg}}(t) = \begin{cases} 1 & \Delta P_k(t) \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中, k 为场景序列号; α 为负向旋转备用补偿的单价,单位为元/(kW·h); $\lambda_{\text{bool, neg}}$ 为负向旋转备用补偿的布尔常量; $\Delta P_k(t)$ 为第 k 个场景下 t 时刻的预测功率与日前上报功率之间的差值,即需要由蓄电池来吸收的功率; $P_{\text{bessk}}(t)$ 为考虑蓄电池充放电功率和 SOC 约束下的实际功率。

当风储联合出力值小于日前上报值,即由于蓄电池自身的放电功率约束和最低 SOC 的限制,蓄电池的实际放电功率不能满足其放电指令要求时,风电场需要向调度中心支付用于购买正向旋转备用的费用,其费用支出为:

$$F_{\text{posk}} = \beta \sum_{t=1}^{96} \lambda_{\text{bool, pos}}(t) |\Delta P_k(t) - P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t \quad (8)$$

$$\lambda_{\text{bool, pos}}(t) = \begin{cases} 1 & \Delta P_k(t) \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

其中, β 为正向旋转备用补偿单价,单位为元/(kW·h); $\lambda_{\text{bool, pos}}$ 为正向旋转备用的布尔常量。

(2) 蓄电池储能的损耗成本。

对于某一类型的蓄电池储能而言,其整个寿命周期内所能处理的能量为一个固定值,本文引入单位能量成本参数 C_c , C_c 代表蓄电池每充放 1 kW·h 电对电池所造成的损耗所对应的成本^[17-18],具体计算公式为:

$$C_c = \frac{I_{\text{nve}}}{E_{\text{life}}} = \frac{C_{\text{bat}} E_{\text{bat}}}{2N\eta E_{\text{bat}}} = \frac{C_{\text{bat}}}{2\eta N} \quad (10)$$

其中, I_{nve} 为蓄电池储能的投资建设成本; E_{life} 为蓄电池在寿命期内所能处理的总能量; C_{bat} 为蓄电池储能的单位能量价格; E_{bat} 为蓄电池的额定容量; N 为蓄电池的使用循环次数; η 为蓄电池的充放电效率。

因此蓄电池储能的日损耗成本为:

$$F_{\text{bessk}} = C_c \sum_{t=1}^{96} |P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t \quad (11)$$

考虑不同风功率场景下的收益和购买旋转备用成本以及相关运行以及惩罚成本,风电场所有场景的总收益期望值为:

$$\begin{aligned} f = & \sum_{k=1}^s \rho_k (F_{\text{earn}} - F_{\text{posk}} - F_{\text{negk}} - F_{\text{bessk}}) = \\ & \sum_{k=1}^s \left[\rho_k \left(\sum_{t=1}^{96} P_{\text{dis}}(t) \Delta t M(t) - \beta \sum_{t=1}^{96} \lambda_{\text{bool, pos}}(t) |\Delta P_k(t) - P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t - \right. \right. \\ & \left. \left. P_{\text{bessk}}(t) \Delta t - \alpha \sum_{t=1}^{96} \lambda_{\text{bool, neg}}(t) |\Delta P_k(t) - P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t - \right. \right. \\ & \left. \left. C_c \sum_{t=1}^{96} |P_{\text{bessk}}(t)| \Delta t \right) \right] \quad (12) \end{aligned}$$

其中, s 为根据预测风功率值生成的预测场景数目; ρ_k 为第 k 个场景的存在概率。当目标函数 f 的取值最大时,风电场达到的经济效益最佳,此时所得的功率序列 $P_{\text{dis}}(t)$ 即为最佳日前出力计划上报值。

风储联合系统在运行期间主要满足蓄电池自身的约束和风电场出力波动约束。具体约束如下。

(1) 充放电功率约束。

$$P_{\text{bessdmax}} \leq P_{\text{bess}} \leq P_{\text{bessdmax}} \quad (13)$$

(2)SOC 约束。

$$S_{\min} \leq S_{\text{bess}}(t) \leq S_{\max} \quad (14)$$

$$S_0 = S_{\text{last}} = S_m \quad (15)$$

(3)并网功率的波动水平约束^[19]。

$$\Delta P_{\text{dis}}(t) \leq \Delta P_{\max} \quad (16)$$

其中, P_{bess} 为蓄电池的充放电功率; P_{bessmax} 为蓄电池的最大放电功率; P_{besscmax} 为蓄电池的最大充电功率; $S_{\text{bess}}(t)$ 为 t 时刻蓄电池的 SOC; $S_{\min}$ 为蓄电池的最低 SOC; $S_{\max}$ 为蓄电池的最高 SOC; S_0 为每日初始时刻蓄电池 SOC; S_{last} 为每日终止时刻蓄电池 SOC; S_m 为中间 SOC 值即为理想 SOC 值; ΔP_{dis} 和 $\Delta P_{\max}$ 分别为风电场上报功率的波动以及输出功率波动的最大允许幅度。

本文采用 CPLEX 对模型进行求解,在求解过程中,还需要注意以下 2 点:

(1)当风电场正在购买正向旋转备用电源弥补出力不足时,储能不可处于充电状态,因为正向旋转备用电源的价格高于上网电价,若购买旋转备用电源用于蓄电池充电,蓄电池中的这部分电能始终无法以高于购买价格出售,这样就会给风电场带来额外的经济损失,降低风电场的收益;

(2)当风电场需要购买负向旋转备用电源时,储能不可处于放电状态,因为当需要购买负向旋转备用电源服务时,说明风电场出力已经高于上报值,此时若再加大储能的出力,并购买负向旋转备用电源来消耗,只会无故增大成本支出。

3 算例分析

3.1 风电场日前风电功率场景的生成

本文选用某 50 MW 风电场 2015—2017 年的实际数据和预测数据为例进行相关分析。以 2017 年 2 月 1 日为例,该日的日前预测与实际出力曲线如图 1 所示。改变生成的场景数量 s ,得到多条参数辨识的目标函数值与场景规模之间的关系曲线如图 2 所示。由图 2 可以得出如下结论:①场景数过少时,生成的场景集太过有限,用于互信息分析的数据过少,存在不稳定和错误的情况;②场景数越多,精度越高,但是占用内存增加,模型计算的速度下降,计算时间增加;③3 000 个日前场景数是能够在保证精度的前提下的最小场景规模,数据量足以正确计算出

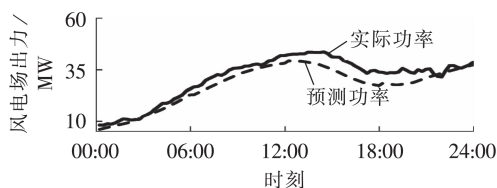


图1 2017年2月1日风电场日前预测功率及实际出力曲线

Fig.1 Wind farm forecasting and actual output power curves on February 1, 2017

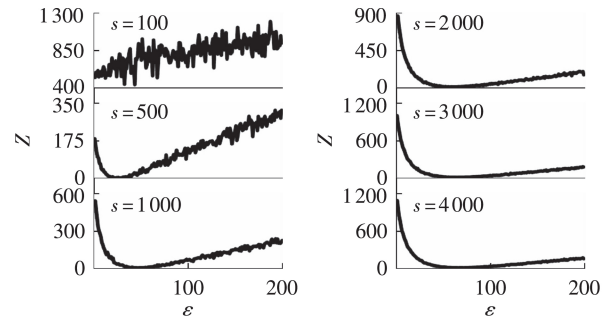


图2 不同场景规模下 ε 与 Z 关系曲线

Fig.2 Relationship between ε and Z under different scene scales

各时刻之间的互信息值。

协方差矩阵关系到不同时刻多元正态随机变量之间相关性的分布规律,由图 2 中场景数 $s=3\,000$ 的 Z 值曲线的变化趋势可以看出,当 $\varepsilon=56$ 时, Z 值最小,为 5.48,此时随机场景的不同时刻互信息分布规律与历史数据的最接近,当参数取值偏大或偏小时,误差都将增大。所以,后续的风电场日前上报计划优化计算将使用参数 $\varepsilon=56$ 时所生成的 3 000 个场景数据。

3.2 考虑风功率不确定性的风电场日前出力计划上报

本文所研究的风电场配置额定功率 10 MW、容量 60 MW·h 的磷酸铁锂电池储能电站,电池使用循环次数为 3 000,储能电站的单位投资成本为 2 000 元/(kW·h),充放电效率为 98%,SOC 的允许范围为 0.2~1,每日的初始 SOC 为 0.6。电网分时上网电价如图 3 所示,正向旋转备用的价格为 0.65 元/(kW·h),负向旋转备用的价格为 0.1 元/(kW·h),为满足风电场接入电力系统技术规定,风电场上报值的 30 min 风功率波动不得超过 5 MW。当选定参数 $\varepsilon=56$ 时,即可仿真得到对应的日前风功率场景。运用 CPLEX 进行数学计算,求得最大日期望收益值为 27.41 万元,并得到最优日前出力计划上报值。通过计算分析,可以将日前场景分为三大类:第一类场景为场景风功率值在 40%~70%的时间低于日前上报值;第二类场景为场景风功率值在大于 70%的时间低于日前上报值;第三类场景为场景风功率值在小于 40%的时间低于日前上报值。

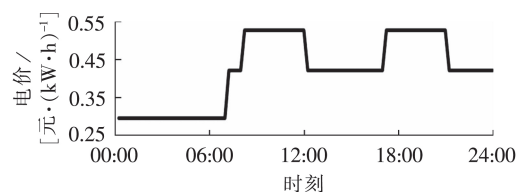


图3 电力市场分时电价曲线

Fig.3 Curve of time-of-use electricity price in electricity market

该风电场日前出力计划的上报功率和3种不同场景下的旋转备用电源容量购买以及储能系统ESS (Energy Storage System)充放电情况分别如图4—6所示。图中, ANCI为所购买的旋转备用, BESS为蓄电池储能系统的充放电功率, SCEN为预测场景的风功率, DISP为风电场的日前上报值, 黑色曲线为优化后的日前上报值, 其对应的日售电收入为31.84万元。优化后的上报曲线在08:00—12:00和18:00—21:00时的高电价区段内存在2个出力高峰, 储能能在电价低时将能量储存, 并在高电价时释放卖出, 赚取差价, 提升利润。

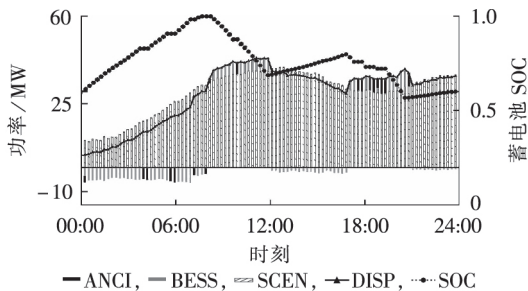


图4 第一类场景中储能以及旋转备用电源的功率情况
Fig.4 ESS and spinning reserve power under Scene 1

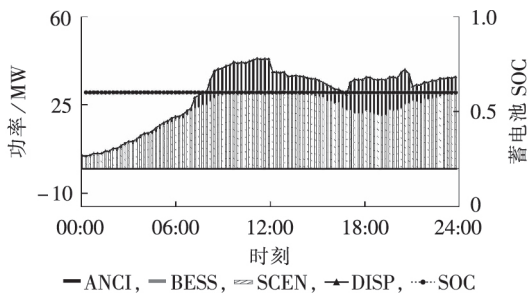


图5 第二类场景中储能以及旋转备用电源的功率情况
Fig.5 ESS and spinning reserve power under Scene 2

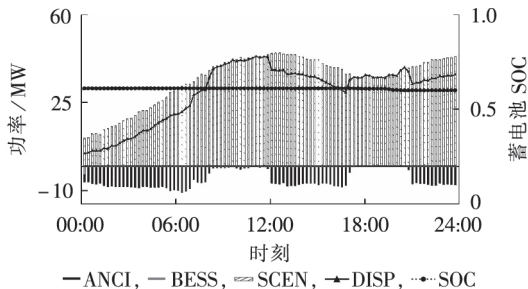


图6 第三类场景中储能以及旋转备用电源的功率情况
Fig.6 ESS and spinning reserve power under Scene 3

第一类场景的具体运行情况如图4所示, 购买旋转备用电源是为了补充风储联合出力与调度值之间的缺额, 此类场景下, 在低谷电价时储能吸收部分风电能量, 进行充电, 此时需要减小风电场的上报出力值, 有时也要购买部分的负向旋转备用以保证全部场景优化的实现, 而当高峰电价时, 储能放电, 获得收益, 当风储联合出力仍然无法满足调度计划时,

就需要购买正向的旋转备用来补充。该类场景中储能系统能量交换比较多, 而储能的单位充放电能量价格低于单位旋转备用容量的购买价格, 因此该类场景中的日收益较为可观, 该类场景在所有场景中所占比例也最高, 达到76%。而对于第二、三类场景, 如图5和图6所示, 若储能在一天的某个时刻处于充电或放电状态, 就无法在另外合适的时间内释放或者吸收电能来保证每日的初始和末时刻SOC相同, 所以第二、三类场景中储能处于少工作甚至不工作状态, 风功率与上报值之间的能量缺额基本由正向或负向的旋转备用来补充, 由此就会增加成本支出, 降低利润。所以第二、三类场景的收益一般低于第一类场景, 二者的数量占比也较低, 分别为6%和18%。

当不考虑风功率不确定性时, 该问题转化为风储联合系统在预测功率单一场景下的优化问题, 同样运用上述模型求解, 计算结果如图7所示, 图中FORE为风电场预测出力曲线。可以看出, 储能同样在低谷电价时充电, 高峰电价时放电, 而且低谷时的风电场出力足以将电池充满以备高峰时放电, 无需购买旋转备用。

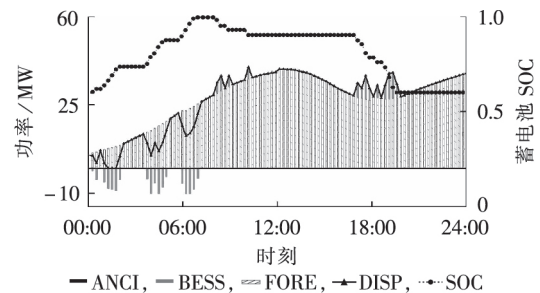


图7 不考虑风功率不确定性时储能及旋转备用情况
Fig.7 ESS and spinning reserve power without considering wind power uncertainty

为比较储能及风功率不确定性对日前处理计划上报策略经济性的影响, 本文对下列3种日前上报计划的制定方法进行了仿真分析: ①本文所提在日前风功率场景下的风电场出力计划上报策略; ②不考虑风功率不确定性的风储联合上报计划; ③预测功率直接作为日前上报计划值。

风电场在2017年2月1日当日分别实施3种上报计划时的储能和旋转备用电源参与情况及成本和收益分别如图8—10和表1所示, 图中ACTU为风电场实际出力。

比较图8—10可以看出, 本文所提出的优化策略制定的风功率上报值与传统确定规划方法①和②的上报值不同, 这是因为确定性规划模型仅考虑风功率预测序列该单一场景下来进行日前上报值的制定, 但是风电场的实际出力受到天气等多种因素的影响, 具有很大的随机性。当天风功率的实际出力

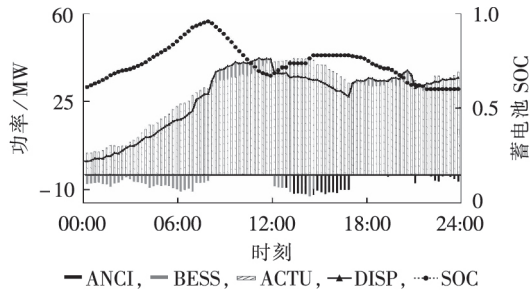


图 8 优化策略下储能实际出力及旋转备用电源的情况

Fig.8 ESS and spinning reserve actual power under optimization strategy

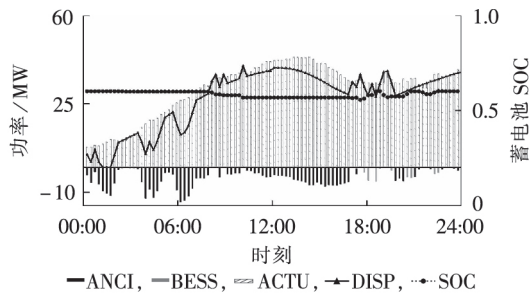


图 9 不考虑风功率不确定性的上报计划下储能实际出力及旋转备用电源的情况

Fig.9 ESS and spinning reserve actual power under output plan without considering wind power uncertainty

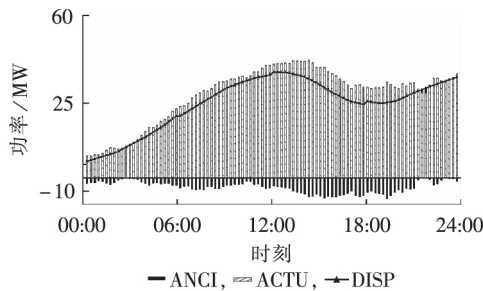


图 10 无储能时风电场实际出力及旋转备用电源的情况

Fig.10 Wind farm and spinning reserve actual power without ESS

表 1 3种日前上报计划制定方法的成本及收益

Table1 Cost and income of three different methods

方法	售电收入/万元	储能损耗成本/元	正向旋转备用电源成本/元	负向旋转备用电源成本/元	收益/万元
①	31.84	2880	0	2556	31.29
②	29.42	585	0	8947	28.47
③	29.30	0	550	8208	28.42

如图 10 所示,可以看到风场实际出力与预测功率之间存在着较大的偏差,由于风功率不确定性的存在,传统确定性模型所制定的上报计划在风场当日实际运行过程中经常难以执行,需要购买旋转备用来补偿能量缺额。另外,对比表 1 中的上报策略方法①和②可以看出,储能的参与对于日前出力计划上报的优化不明显,这是因为风功率预测过大,导致实际出力计划多数在风功率预测曲线之上,而储能自身

的充放电效率问题以及 SOC 约束限制了储能的运行性能,储能参与度较低。而且在本文优化策略下,在生成的场景中,风功率不确定性因素已经考虑在内,所制定的上报计划更加合理,在提高售电收入的基础上,旋转备用成本因为储能的参与比确定模型中更低,因此所提优化策略具有更高的收益。

4 结论

针对目前风电场出力计划上报策略所存在的经济问题,本文提出了一种风电场日前出力计划的优化策略,以提高风电场的运行收益,减小由于预测误差所带来的额外成本支出。在模型建立中,利用风功率场景对风电的不确定性进行描述,考虑了储能参与出力计划上报之后对风电场购买旋转备用的新要求,引入了正、负 2 种旋转备用来补充差额功率。仿真中在次日实际出力下比较了 3 种不同上报策略方法下的风电场收益情况。实例验证,本文所提出的风电场日前出力计划上报策略所得的上报计划能够节省更多的成本支出,售电收益更高,具有理论和实用价值。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

参考文献:

- [1] 郭志忠,叶瑞丽,刘瑞叶,等. 含抽水蓄能电站的可再生能源电网优化调度策略[J]. 电力自动化设备,2018,38(3):1-8.
GUO Zhizhong, YE Ruili, LIU Ruiye, et al. Optimal scheduling strategy for renewable energy system with pumped storage station[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3):1-8.
- [2] 钱政,裴岩,曹利宵,等. 风电功率预测方法综述[J]. 高压技术,2016,42(4):1047-1060.
QIAN Zheng, PEI Yan, CAO Lixiao, et al. Review of wind power forecasting method[J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(4):1047-1060.
- [3] 刘烨,卢小芬,方瑞明,等. 风力发电系统中风速预测方法综述[J]. 电网与清洁能源,2010,26(6):62-66.
LIU Ye, LU Xiaofen, FANG Ruiming, et al. A review on wind speed forecast methods in wind power system[J]. Power System and Clean Energy, 2010, 26(6):62-66.
- [4] PINSON P, CHEVALLIER C, KARINIOTAKIS G N. Trading wind generation from short-term probabilistic forecasts of wind power[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(3): 1148-1156.
- [5] BOTTERUD A, WANG J, BESSA R J, et al. Risk management and optimal bidding for a wind power producer[C]//Power and Energy Society General Meeting. Providence, USA: IEEE, 2010:1-8.
- [6] DICORATO M, FORTE G, PISANI M, et al. Planning and operating combined wind-storage system in electricity market[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2012, 3(2):209-217.
- [7] 吴政球,王韬. 风电功率预测偏差管理与申报出力决策[J]. 电网技术,2011,35(12):160-164.
WU Zhengqiu, WANG Tao. Deviation management of wind power prediction and decision-making of wind power bidding[J]. Power System Technology, 2011, 35(12):160-164.

- [8] 刘文颖,文晶. 考虑风电消纳的电力系统源荷协调多目标优化方法[J]. 中国电机工程学报,2015,35(5):1079-1088.
LIU Wenying,WEN Jing. Multi-objective optimization of power system source-load coordination considering wind power consumption[J]. Proceedings of the CSEE,2015,35(5):1079-1088.
- [9] CHEN C L. Optimal wind-thermal generating unit commitment[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion,2008,23(1):273-280.
- [10] BARTH R,BRAND H,MEIBOM P,et al. A stochastic unit-commitment model for the evaluation of the impacts of integration of large amounts of intermittent wind power[C]//International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems. Stockholm,Sweden:IEEE,2006:1-8.
- [11] 刘斌,刘锋,王程,等. 考虑风电场灵活性及出力不确定性的机组组合[J]. 电网技术,2015,39(3):730-736.
LIU Bin,LIU Feng,WANG Cheng,et al. Unit commitment considering flexibility and uncertainty of wind power generation[J]. Power System Technology,2015,39(3):730-736.
- [12] PINSON P,MADSEN H,NIELSEN H A,et al. From probabilistic forecasts to statistical scenarios of short-term wind power production[J]. Wind Energy,2009,12(1):51-62.
- [13] PINSON P,GIRARD R. Evaluating the quality of scenarios of short-term wind power generation[J]. Applied Energy,2012,96:12-20.
- [14] 欧阳庭辉,查晓明,秦亮,等. 含核函数切换的风电功率短期预测新方法[J]. 电力自动化设备,2016,36(9):80-86.
OUYANG Tinghui,ZHA Xiaoming,QIN Liang,et al. Short-term wind power prediction based on kernel function switching[J]. Electric Power Automation Equipment,2016,36(9):80-86.
- [15] 吕晓禄,梁军,负志皓,等. 风电场出力的纵向时刻概率分布特性[J]. 电力自动化设备,2014,34(5):40-45.
LÜ Xiaolu,LIANG Jun,YUN Zhihao,et al. Longitudinal instant probability distribution of wind farm output power[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(5):40-45.
- [16] 谢春雨. 风电场发电计划上报策略研究[D]. 保定:华北电力大学,2014.
XIE Chunyu. Study on the strategy of planning of the wind farm output[D]. Baoding:North China Electric Power University,2014.
- [17] ZHANG P,LIANG J,ZHANG F. An overview of different approaches for battery lifetime prediction[C]//Materials Science and Engineering Conference Series. Shanghai,China:IOP Science,2017:1-6.
- [18] DROUILHET S,JOHNSON B L. A battery life prediction method for hybrid power applications[C]//The 35th AIAA Aerospace Sciences Meeting and Exhibit. Reno,USA:NREL,1997:1-14.
- [19] 王伟胜,迟永宁,张占奎,等. GB/T19963—2011《风电场接入电力系统技术规定》解读[J]. 中国标准化(英文版),2016,77(2):86-89.
WANG Weisheng,CHI Yongning,ZHANG Zhankui,et al. Standard on connecting wind farms to power system[J]. China Standardization,2016,77(2):86-89.

作者简介:



张 峰

张 峰(1983—),男,山东莱芜人,副教授,博士研究生导师,博士,通信作者,主要研究方向为高渗透率新能源电网频率控制(E-mail:fengzhang@sdu.edu.cn);

张 鹏(1992—),男,山东潍坊人,硕士,主要研究方向为新能源发电并网的运行与控制(E-mail:zhang_peng1225@163.com);

梁 军(1959—),男,山东烟台人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为电力系统的运行与控制(E-mail:liangjun@sdu.edu.cn)。

Wind farm generation schedule strategy considering wind power uncertainty

ZHANG Feng¹,ZHANG Peng²,LIANG Jun¹

(1. Key Laboratory of Power System Intelligent Dispatch and Control of Ministry of Education, Shandong University,Jinan 250061,China;

2. Linyi Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company,Linyi 276003,China)

Abstract: The uncertainties of the next day's wind farm output are described by multi-scenario generation method. Battery storage and spinning reserves purchase mechanisms are modeled and incorporated into the wind farm revenue expectation model. Referring to the current time-of-use price policy for the electricity market and targeting the maximum expected daily income on wind farm, the optimal strategy for the day-ahead generation schedule is presented. The reporting strategy is based on the history power data of wind farm. The statistical analysis of the data obtains the distribution characteristics of the wind power prediction error. Considering the influence of the wind power prediction error on the economic performance of the next day wind farm, the day-ahead reporting power of the wind farm is determined based on the optimal economic performance of the wind farm. The example results show that this strategy not only improves the operational economic benefit of wind farm, but also increases the efficiency of energy storage utilization.

Key words: wind power; scenario generation; battery; spinning reserve; expected income; day-ahead generation schedule

附录 A

逆变换抽样方法已经广泛应用于随机抽样大量的风功率样本^[19-20]，以[14,16]MW 区间的数据组为例，图 A1 为根据 MATLAB 的 ksdensity 的函数求得的实测功率变量 P_{WG} 的累积分布函数，其计算公式为：

$$\begin{cases} U = F_1(P_t) = p_t(P_{WG} \leq P_t) & \text{正变换} \\ P_t = F_1^{-1}(U) & \text{逆变换} \end{cases} \quad (A1)$$

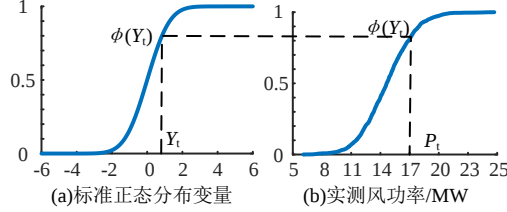


图 A1 逆变换采样示意图

Fig.A1 Diagram of inverse transformation

U 符合在[0,1]之间的均匀分布。此时再引入一个服从标准正态分布的变量 Y_t ^[20-21]，标准差是 1，期望是 0，则 Y_t 的累计分布函数为：

$$\Phi(Y_t) = \int_{-\infty}^{Y_t} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx \quad (A2)$$

由于变量 $\Phi(Y_t)$ 和 U 符合相同的分布模型，利用 $\Phi(Y_t)$ 替换公式逆变换中的 U 变量，即可得到 Y_t 的随机抽样数值与 P_t 之间的相互转换关系式：

$$P_t = F_1^{-1}(\Phi(Y_t)) = F_1^{-1} \int_{-\infty}^{Y_t} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-x^2/2} dx \quad (A3)$$

附录 B

t 时刻风电机组输出功率 P_{WG} 与调度参考输出功率 P_{dis} 的差值为蓄电池储能的充放电功率：

$$\Delta P = P_{WG} - P_{dis} \quad (B1)$$

计及蓄电池的充放电功率约束限制以及由于容量有限所带来的 SOC 约束限制， $t-\Delta t$ 时刻和 t 时刻的蓄电池荷电状态 $S_{bess}(t-\Delta t)$ 和 $S_{bess}(t)$ 和充放电情况可以分为 2 种情景。

(1) 蓄电池充电。

当风电场日前场景功率值大于调度参考值时，蓄电池会接收到充电指令，直到其达到 SOC 上限。 t 时刻蓄电池的 SOC 为：

$$\begin{cases} S_{bess}(t) = S_{bess}(t-\Delta t) + \frac{\eta_{cha} P_{bessc}(t) \Delta t}{C_{bess}} \\ P_{bess}(t) = P_{bessc}(t) \end{cases} \quad (B2)$$

其中， $S_{bess}(t)$ 为 t 时刻蓄电池的 SOC； η_{cha} 为蓄电池的充电效率； Δt 为风电功率预测周期，本文中为 15min； C_{bess} 为蓄电池的额定容量； $P_{bessc}(t)$ 为计及蓄电池 SOC 和充电功率约束的充电功率，可由下式获得：

$$P_{bessc}(t) = \min \{ \Delta P(t), P_{besscmax}, C_{bess} (S_{max} - S_{bess}(t-\Delta t)) / (\eta_{cha} \Delta t) \} \quad (B3)$$

(2) 蓄电池放电。

当风电机组输出功率小于调度参考值时，蓄电池接收到放电指令，放电以满足功率要求， t 时刻蓄电池的 SOC 为：

$$\begin{cases} S_{\text{bess}}(t) = S_{\text{bess}}(t - \Delta t) + \frac{P_{\text{bessd}}(t)\Delta t}{\eta_{\text{dis}}C_{\text{bess}}} \\ P_{\text{bess}}(t) = P_{\text{bessd}}(t) \end{cases} \quad (\text{B4})$$

其中, η_{dis} 为蓄电池的放电效率; $P_{\text{bessd}}(t)$ 为计及蓄电池 SOC 和放电功率约束放电功率, 可由式 (B5) 获得。

$$P_{\text{bessd}}(t) = \max\{\Delta P(t), P_{\text{bessdmax}}, C_{\text{bess}}(S_{\text{min}} - S_{\text{bess}}(t - \Delta t))\eta_{\text{dis}}/\Delta t\} \quad (\text{B5})$$