

引用格式:竺 炜,杨子琦,祁俊辉,等.大型风电腰荷接入的主网安全调度方法[J].电力科学与技术学报,2024,39(2):1-8.

Citation: ZHU Wei, YANG Ziqi, QI Junhui, et al. Secure scheduling method of main network for large-scale wind power waist-load access[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(2): 1-8.

大型风电腰荷接入的主网安全调度方法

竺 炜¹, 杨子琦¹, 祁俊辉¹, 肖 魏¹, 唐颖杰²

(1.长沙理工大学电气与信息工程学院,湖南长沙 410076; 2.国网青海省电力公司西宁供电公司,青海西宁 810000)

摘 要:风功率波动性大,日前预测准确性较差,导致大型风电消纳与电网安全鲁棒性的矛盾。提出一种风电“腰荷”出力接入的自动调频调度方法,以减少弃风量且提高风电功率大幅波动下的主网在线安全性。首先,为提高日前风功率神经网络预测的收敛性,提出时序矩阵奇异值分解的多样本数据预处理方法;其次,为得到与日前风功率预测相关的腰荷出力计划曲线,采用多项式回归拟合及基准功率偏差,得到相关性较大的光滑曲线;然后,为减小在线风功率骤减导致的频率偏差,设定调频机组自动调频的“启动”曲线族;最后,为保持自动调频后主网有功潮流分布合理并提高功角安全性,采用等效功角最小的优化模型,得到各调频机组出力增量的最优分配方案。算例验证该调度方法的可行性,对减少大型风电的弃风并提高电网安全运行水平具有理论和实际意义。

关 键 词:大型风电;腰荷出力接入;自动调频;优化调度;主网功角安全性

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2024.02.001 中图分类号: TM712 文章编号: 1673-9140(2024)02-0001-08

Secure scheduling method of main network for large-scale wind power waist-load access

ZHU Wei¹, YANG Ziqi¹, QI Junhui¹, XIAO Wei¹, TANG Yingjie²

(1.School of Electrical & Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410076, China;

2.Xining Power Supply Company, State Grid Qinghai Electric Power Company, Xining 810000, China)

Abstract: The large fluctuation of wind power and the poor accuracy of day-ahead prediction lead to the contradiction between large-scale wind power accommodation and grid security robustness. An automatic frequency modulation scheduling method for wind power "waist load" output access is proposed to reduce wind curtailment and improve the online security of the main network under large fluctuations of wind power. Firstly, to improve the convergence of neural network for day-ahead wind power prediction, a multi-sample data preprocessing method based on singular value decomposition of time series matrix is proposed. Secondly, in order to obtain the output plan curve of waist load related to the day-ahead wind power prediction, polynomial regression fitting and reference power deviation are used to obtain a smooth curve with high correlation. Then, to reduce the frequency deviation caused by the sudden decrease of online wind power, a family of "start-up" curves for automatic frequency modulation of frequency modulation units is set. Finally, in order to maintain a reasonable active power flow distribution in the main network after automatic frequency modulation and improve the power angle security, an optimization model with the smallest equivalent power angle is adopted to obtain the optimal allocation scheme of the output increment of each frequency modulation unit. The example verifies the feasibility of the scheduling method, which has theoretical and practical significance for reducing wind curtailment of large-scale wind power and improving the safe operation level of the power grid.

Key words: large-scale wind power; waist load output access; automatic frequency modulation; optimization scheduling; power angle security of main network

国内的大型风电场较多,一般接入高压主网^[1-2]。目前,为提高风电的接入比和消纳能力,

主要研究集中在 2 个方面:提高日时间尺度的风功率预测精度^[3-4];提高应对风功率波动的电网安

收稿日期:2023-03-14;修回日期:2023-06-07

基金项目:国家自然科学基金(52077009);湖南省教育厅重点项目(20A013);长沙理工大学研究生科研创新项目(CX2021SS51)

通讯作者:竺 炜(1968—),男,博士,教授,主要从事电力系统稳定分析与控制方面的研究;E-mail:738660686@qq.com

全鲁棒性^[5]。总体来看,风功率的预测精度与时间尺度呈反向关系,预测方法研究无法改变这个规律。目前,10 min以内的超短期风功率预测和负荷预测的精度,基本可满足在线调度的要求^[6-7],即预测误差可由机组的自动调节克服,且对潮流分布影响不大。因此,主要问题在于如何提高日前运行方式的安全水平以及如何在线调整电网的安全性。

风电出力既有统计学规律也有较大随机性^[8-9],类似于日负荷曲线。故可参照负荷划分,将风电日出力分为“基荷”、“腰荷”和“峰荷”3个出力水平,随机性从小到大,接入主网时的弃风量则从大到小。风电“基荷”出力类似于传统发电厂的恒功率出力,恒小于实际风功率,便于电网运行方式制定和在线安全调度,但弃风量太大。“峰荷”出力即实际风功率,随机性变化大,难以日前预测,对电网安全运行方式冲击太大。为平衡弃风量与出力随机性的矛盾,采用“腰荷”出力方式是大型风力发电的可取方式。关键在于如何获取日前“腰荷”出力计划曲线。

日前“腰荷”出力计划为光滑曲线,需根据日前风功率预测。近年来,神经网络预测被广泛应用于风功率预测^[10-12],为提高精度需要一定数量的样本集,但较大数量的样本会导致训练收敛困难^[13]。况且,日风功率样本中随机性较大,将进一步影响收敛性^[13]。故需研究日风功率样本的预处理方法。

为减少弃风量,风电的“腰荷”计划曲线应尽量逼近风功率曲线。但因日前风功率预测的误差较大,导致“腰荷”出力计划可能在某些时段高于实际风功率,需及时启动调频机组进行功率补偿。为防止潮流分布畸变偏离预设运行方式,增大运行风险^[14-15],需研究调频机组的在线调度方法,以提高电网整体的静态安全性。

其实,电网在崩溃、解列之前,功率平衡一直存在,只是安全性水平不同。以上分析表明,对风电接入的担忧以及要解决的问题,都是电网安全性水平问题。虽然电网可能动态、暂态失稳,但静态安全性表征的是所有状态量保持稳定的能力,静态安全性好的电网抗扰动能力强^[16-17]。在高压主网中,由于线路阻抗角大,线路末端电压对无功补偿敏感,故分散无功控制基本可保持节点电压安全;而功一角安全性是主网静态安全性的主要问题,其量化指标是关键。

传统的优化调度方法,一般将线路功率约束、

节点电压约束作为边界条件,实际优化的是发电成本、网损,而不是电网安全性^[18]。其原因是没找到合适的电网安全性单一量化指标。文献[19-21]研究中,将主网映射成弹性力学网(简称弹性网),提出了功角安全性量化指标,如映射弹性势能、等效功角。在负荷变化的情况下,等效功角时序曲线可表征“主网的安全态势”。

本文针对风功率随机波动性大的问题,研究时序样本数据的预处理方法,以提高神经网络预测的收敛性;基于日前风功率预测,研究日前风电“腰荷”出力计划的生成方法以减少弃风;研究应对风功率随机波动的调频机组在线安全调度方法,以提高主网安全水平。

1 风功率基荷接入导致的弃风

所谓的大型风电的“基荷”出力计划是指:针对日前风功率的预测曲线,将确定性高的基础功率部分作为日前风电出力计划,以提高其他机组出力计划的确定性,便于安全稳定校验和日前运行方式的制定。实际运行时,可避免因实际风功率与日前预测的偏差导致常规机组的频繁调整和潮流转移,进而提高了电网安全性。设某大型风电的日前实际与“基荷”出力计划曲线如图1所示。

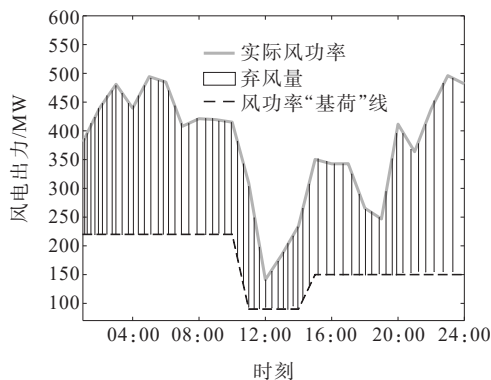


图1 实际风功率与风电功率基荷线

Figure 1 Actual wind power and base load line of wind power

但是,大型风电的“基荷”接入方式导致弃风量太大。图1中阴影部分为风功率“基荷”接入所造成的弃风量,这与中国清洁能源使用原则相悖。

2 日前风功率腰荷出力计划的生成

2.1 日前风功率预测的样本数据预处理

主网的总有功负荷曲线及大部分机组的出力曲线都较为光滑。为便于日前运行方式订制,大型

风电的日前“腰荷”出力计划也应为光滑曲线。

日前风功率的“腰荷”曲线设定为

$$P_{\text{pwl}}(t) = -P_0 + P_{\text{ps}}(t) \quad (1)$$

式中, $P_0 > 0$, $-P_0$ 为“腰荷”距“峰荷”的基准差, 由用户根据经验设定; $P_{\text{ps}}(t)$ 为 $P_p(t)$ 的拟合光滑曲线, 如图2所示, $P_p(t)$ 为日前预测风功率曲线。

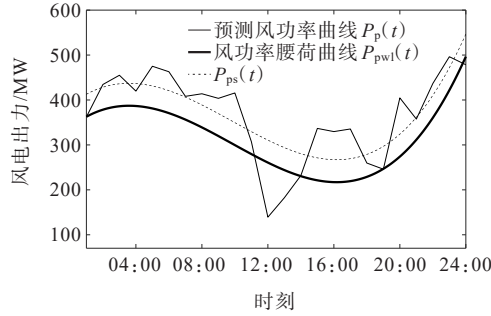


图2 风电的“腰荷”出力计划曲线

Figure 2 Output plan curve of wind power "waist load"

光滑曲线 $P_{\text{ps}}(t)$ 生成依赖于 $P_p(t)$ 的可靠获取。若采用神经网络训练得到 $P_p(t)$, 由于风功率的日时序样本随机性较大, 将导致多样本间的相关性较差, 训练难以收敛。这是神经网络的原理性规律, 即样本间的相关性是决定收敛性的主要外因。

为可靠得到 $P_p(t)$, 需对训练样本集进行“降噪”预处理。基于样本时序矩阵奇异值分解及筛分的预处理方法如下。

构建选定的多日风功率样本集矩阵, 即

$$P_{m \times n} = \begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} & \cdots & P_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{j1} & P_{j2} & P_{j3} & \cdots & P_{jn} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{m1} & P_{m2} & P_{m3} & \cdots & P_{mn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $P_{m \times n}$ 矩阵的行对应某日的风功率时序; m 为样本数量; n 为每日的风功率值采样数量。对 $P_{m \times n}$ 进行奇异值分解, 即

$$P_{m \times n} = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^H + \sigma_2 \mathbf{u}_2 \mathbf{v}_2^H + \cdots + \sigma_r \mathbf{u}_r \mathbf{v}_r^H \quad (3)$$

式中, $\mathbf{u}_r = [u_{1r}, u_{2r}, \dots, u_{mr}]^T$, $\mathbf{v}_r^H = [v_{r1}, v_{r2}, \dots, v_{rn}]$ 分别为左、右单位奇异向量, $r = \min(m, n)$; $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ 均为正实数, 称为奇异值。

由于奇异值具有衰减特性, 即

$$\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \cdots \geq \sigma_r > 0 \quad (4)$$

其中, 奇异值小的分量对应着 $P_{m \times n}$ 随机性大的成分。故可采用下式进行分量筛除:

$$\sum_{i=1}^B \sigma_i^2 / \sum_{i=1}^r \sigma_i^2 \geq 95\% \quad (5)$$

其中, 整数 $1 \leq B < r$, $\sigma_{B+1} \cdots \sigma_r$ 即为式(3)中筛除的分量奇异值, 保留的主要成分为

$$P_{Dm \times n} = \sigma_1 \mathbf{u}_1 \mathbf{v}_1^H + \cdots + \sigma_B \mathbf{u}_B \mathbf{v}_B^H \quad (6)$$

“降噪”后的 $P_{Dm \times n}$ 相比原始样本 $P_{m \times n}$, 降低了时序空间维度以提高样本间的相关性, 故可提高训练收敛性。

2.2 风功率腰荷出力计划曲线的生成方法

为减少当日的总体弃风, “腰荷”出力计划曲线 $P_{\text{pwl}}(t)$ 与不规则的预测曲线 $P_p(t)$ 应具有较大的相关性, 即 $P_{\text{pwl}}(t)$ 应反映 $P_p(t)$ 的总体时序趋势。

针对预测的不规则曲线 $P_p(t)$, 可采用多项式回归, 拟合得到光滑曲线 $P_{\text{ps}}(t)$ 。

令该序列拟合多项式为

$$P_{\text{ps}}(t) = C_0 + C_1 t + \cdots + C_m t^m = \sum_{j=0}^m C_j \cdot t^j \quad (7)$$

其中, $C_j (j=0, 1, \dots, m)$ 为待求系数, t 为时间, 整数 m 的取值与 $P_{\text{pwl}}(t)$ 的变化相关。

令 $P_p(t)$ 与 $P_{\text{ps}}(t)$ 的离差平方和为

$$R^2 = \sum_{i=1}^n [P_p(it_0) - P_{\text{ps}}(it_0)]^2 \quad (8)$$

其中, 时间步长 t_0 可取 5~60 min, $n = 24 \times 60/t_0$, 且为整数。

为求 R^2 最小时的 C_j 值, 将式(7)代入式(8)中, 由 $\frac{\partial R^2}{\partial C_j} = 0$, 得到方程组为

$$\sum_{i=1}^n \left(P_p(it_0) - \sum_{j=0}^m C_j \cdot (it_0)^j \right) = 0 \quad (9)$$

式(9)的矩阵形式为

$$\mathbf{X} \cdot \mathbf{C} = \mathbf{Y} \quad (10)$$

其中,

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n it_0 & \cdots & \sum_{i=1}^n it_0^m \\ \sum_{i=1}^n it_0 & \sum_{i=1}^n it_0^2 & \cdots & \sum_{i=1}^n it_0^{m+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{i=1}^n it_0^m & \sum_{i=1}^n it_0^{m+1} & \cdots & \sum_{i=1}^n it_0^{2m} \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n P_p(it_0) \\ \sum_{i=1}^n it_0 P_p(it_0) \\ \vdots \\ \sum_{i=1}^n it_0^m P_p(it_0) \end{bmatrix}, \mathbf{C} = [C_0 \quad C_1 \quad \cdots \quad C_m]^T.$$

故由 $C = X^{-1} \cdot Y$ 可得 $C_j (j = 0, 1, \dots, m)$, 然后得到式(7)的光滑曲线 $P_{ps}(t)$; 再得到式(1)的日前风功率的“腰荷”出力计划曲线 $P_{pwl}(t)$, 如图2所示。

3 风电腰荷接入后的主网在线调度

3.1 主网在线安全调度的关键问题

式(1)中, P_0 越大, 则风电的弃风越大。为减少弃风, 需适当减小 P_0 , 但可能导致实际风功率有时会小于“腰荷”出力计划, 故需及时增加其他机组的出力。根据各机组的功能定位, 可选择有自动发电控制 (automatic generation control, AGC) 功能的机组, 通过自动调频, 来应对大型风电的出力骤减及回升。启动自动调频的首要目的是限制频差。但是, 自动调频将导致主网的潮流分布及安全性与预设运方不同。因此, 需及时优化各调频机组的出力分配, 使主网潮流分布均衡, 提高主网的静态安全性。所以关键问题是: 自动调频的启动点选择; 如何优化分配各调频机组的出力增量。

3.2 自动调频启动点的选择

若大型风电在线出力骤减, 导致区域电网出力缺额为 ΔP_h , 则导致的静态频差为

$$\Delta f_h = -\frac{\Delta P_h}{K_L + K_G} = -\frac{\Delta P_h}{\beta} \quad (11)$$

式中, K_G 为常规等值机的功—频静特性系数; K_L 为负荷的频率调节效应系数; β 为区域电网的功—频静特性系数。

参照低频减载原理, 设逐级频差启动的间隔值为 Δf_g , 则对应的风功率缺额的间隔 ΔP_g 为

$$\Delta P_g = -(K_L + K_G) \Delta f_g = -\beta \cdot \Delta f_g \quad (12)$$

故根据式(1)、(12), 设定调频机组的自动调频“启动”曲线族为

$$P_k(t) = P_{pwl}(t) - k \cdot \Delta P_g = P_{ps}(t) - P_0 - k \cdot \Delta P_g \quad (13)$$

其中, $k \geq 1$ 且为整数, 其最大取值取决于调频机组的总容量限制。

在实际运行时, 若在线风功率 $P_{wp}(t)$ 大于“腰荷”出力计划 $P_{pwl}(t)$ 时, 则风电机组通过“弃风”以维持计划出力 $P_{pwl}(t)$ 。

若在线风功率 $P_{wp}(t) < P_{pwl}(t)$ 时, 当其触及调频“启动”曲线族 $P_k(t)$ 中的任一条时, 即为自动调频的“启动点”, 如图3中的黑点对应的时刻。

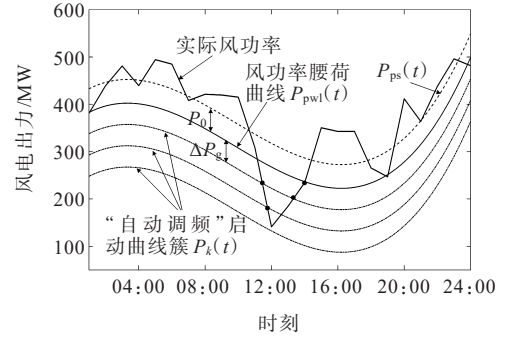


图3 自动调频“启动”曲线族

Figure 3 "Start-up" curves of automatic frequency modulation

3.3 调频机组的在线优化调度

当在线风功率低于“腰荷”计划并启动自动调频时, 各调频机组应优化分配出力增量, 使主网潮流分布安全合理, 易于通过安全稳定校验。

前期研究发现, 针对负荷连续变化的主网, 由映射弹性势能得到的等效功角指标 θ_{eq} , 具有如下特征^[19-20]。

1) θ_{eq} 越小, 则主网的有功路径负载率越均衡, 整体功角安全性越好。即满足:

$$\theta_{P_1} = \theta_{P_2} = \dots = \theta_{P_n} \quad (14)$$

2) θ_{eq} 对重载路径的负载率变化具有较大的正向灵敏度。

$$\frac{\partial \theta_{eq}}{\partial P_{P_n}} \approx \frac{\theta_{P_n}}{P_{bot\Sigma}} - \frac{\sum (P_{P_n} \theta_{P_n})}{P_{bot\Sigma}^2} \approx \frac{\theta_{P_n} - \theta_{eq}}{P_{bot\Sigma}} \quad (15)$$

由式(15)可知, 重载路径 ($\theta_{P_n} > \theta_{eq}$) 的负荷增加将导致 θ_{eq} 的灵敏度增大。当有功传输路径越长, 即负荷越大, $\partial \theta_{eq} / \partial P_{P_n}$ 越大, 安全性就会下降得越快。

故无论从主网的整体还是局部角度, θ_{eq} 可量化表征主网的功角安全性, 且适用于总负荷连续变化的情况。其值越小, 则主网的功角安全性越好。

所以, 在风功率发生较大缺额, 并紧急启用调频时, 可将 θ_{eq} 作为优化指标, 即 $\min \theta_{eq}$ 。由文献[20-21]可得:

$$\begin{cases} E_{L\Sigma} \approx \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n [\theta_i \cdot (P_{Gi} - P_{Di})] \\ \theta_{eq} \approx 2E_{L\Sigma} / \sum_{i=1}^n P_{Di} \end{cases} \quad (16)$$

式中, $E_{L\Sigma}$ 为主网的映射弹性势能; P_{Gi} 、 P_{Di} 、 θ_i 分别为

节点 i 的发电机有功、负荷有功及相位角; n 为节点数量。故可得到自动调频机组出力的优化调度模型如下。

目标(发电成本)函数为

$$\min \theta_{eq} \approx \min \frac{\sum_{i=1}^n [\theta_i \cdot (P_{Gi} - P_{Di})]}{\sum_{i=1}^n P_{Di}} \quad (17)$$

主要约束条件如下。

1) 潮流等式约束。

$$B_{ii}\theta_i + \sum_{\substack{jwi \\ j \neq i}} B_{ij}\theta_j - P_{Gi} + P_{Di} = 0 \quad (18)$$

式中, B_{ii} 为节点 i 的自电纳; B_{ij} 为线路 ij 电纳; jwi 为节点 i, j 直接相连。

2) 调频机组出力上下限约束。

$$P_{FGjmin} \leq P_{FGj} \leq P_{FGjmax} \quad (19)$$

式中, P_{FGjmax} 、 P_{FGjmin} 分别为调频机组有功出力的上、下限。

4 算例分析

4.1 数据预处理后的神经网络收敛性分析

若取 10 d 的 24 h 风功率数据样本, 采样频率为 1 点/h, 时序曲线如图 4 所示。

构建如式(2)的时序矩阵, 经奇异值分解得到 10 个奇异值, 其平方占比分布如表 1 所示。由表 1 可得:

$$\sigma_1^2 / \sum_{i=1}^{10} \sigma_i^2 > 95\% \quad (20)$$

故 10 d 风功率时序矩阵的主导成分为 $\sigma_1 u_1 v_1^H$, 其时序曲线如图 5 所示。可知, 相比图 4 中的 10 条原始样本曲线, 经过预处理后, 图 5 中样本曲线的相关性明显变好。

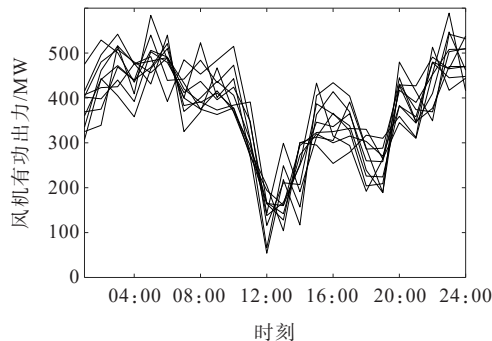


图 4 10 d 风功率的时序曲线

Figure 4 Time-series curves of 10 d wind power

表 1 奇异值大小与占比

Table 1 Data and proportion of singular value

奇异值	大小	平方占比/%	奇异值	大小	平方占比/%
σ_1	5983.57	98.67	σ_6	112.49	0.350
σ_2	517.24	0.74	σ_7	61.17	0.100
σ_3	288.22	0.23	σ_8	39.72	0.040
σ_4	277.80	0.21	σ_9	28.62	0.020
σ_5	191.88	0.10	σ_{10}	17.53	0.008

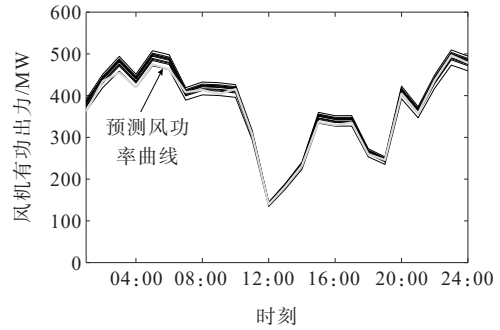


图 5 10 d 风功率的主导时序曲线

Figure 5 Dominant timing curves of 10 d wind power

针对时序数据模型, 可选取循环(RNN)神经网络为风功率预测模型 RNN 上一时刻的隐藏层输出影响当前时刻的隐藏层输入。 t 时刻隐含层、输出层的函数为

$$h^{(t)} = \varphi(Ux^{(t)} + Wh^{(t-1)} + b) \quad (21)$$

$$o^{(t)} = g(Vh^{(t)}) \quad (22)$$

式(21)、(22)中, 激活函数 φ 、 g 分别选取 tanh、softmax 类型函数; b 为偏置; x 为输入; U 、 W 、 V 均为权值。

设置训练次数最大值 2 000, 神经元个数第 1 层为 7 个, 第 2 层为 1 个, 误差精度 0.001。预测步骤: 以第 1~3 天数据为输入, 第 4 天数据为输出; 再以第 2~4 天数据为输入, 第 5 天数据为输出; 以此类推, 最后以第 7~9 天数据为测试值, 预测第 10 天的风功率, 预测结果如图 5 所示。

样本数据预处理前、后, 神经网络训练的收敛性如表 2 所示。可见, 经样本数据预处理后, 训练

表 2 样本数据预处理前后的神经网络收敛性对比

Table 2 Convergence comparison of neural network before and after sample data pre-processing

样本	迭代次数	迭代次数比/%
原始数据	943	100.0
主导成分数据	553	58.6

次数减少了41.4%，有效提高了神经网络的收敛性。

4.2 风功率腰荷与基荷出力的弃风量比较

令第10天样本为当日实际风功率,根据上面的数据预处理后,令训练结果为日前风功率预测曲线 $P_p(t)$ 。根据文2.2方法得到光滑曲线 $P_{ps}(t)$,由式(1)得到风电日前“腰荷”出力计划曲 $P_{pwl}(t)$ 。如图6所示。

采用 Pearson 相关系数分析,可得到实际风功率与日前“腰荷”出力计划二者时序数组的相关性为0.73。表明“腰荷”出力计划曲线反映了实际风功率变化的总体趋势。

将传统的风电“基荷”出力计划曲线也标注在图6中。可见,相比“基荷”出力,风电场采用“腰荷”出力可大大减少的弃风量。二者的弃风量对比如表3所示。

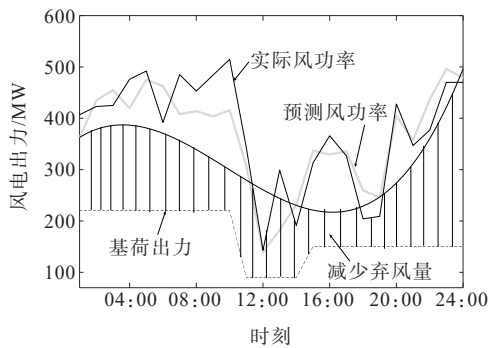


图6 “腰荷”与“基荷”出力的弃风量比较

Figure 6 Comparison of daily abandoned wind power between "waist load" and "base load"

表3 日弃风量对比

Table 3 Comparison of daily abandoned wind power

接入方式	风电出力/MW	日弃风量/MW	日弃风比/%
腰荷接入	7 448	1 091	12.06
基荷接入	4 060	4 979	55.08

4.3 风电腰荷接入后的在线安全优化调度

设含风电及调频机组的IEEE 39节点统如图7所示。其中31节点为平衡节点;35节点的电源为风电,装机容量为700 MW;30、31、38节点的为调频机组,调频机组出力范围如表4所示;其余为常规火电机组。

假设某日11:00,10台机组的出力如表5所示。若在线风电出力骤减,造成总出力缺额30 MW,并达到自动调频“启动”点。此时,30、31、38这三台调

频机组启动自动调频。

设自动调频采用3种方案,如表5所示。

方案1 38节点机组出力增量为30 MW。

方案2 30、31、38这三台机组按容量比,出力增量分别为9、10、11 MW。

方案3 根据式(17)~(19)进行优化调度,得到30、31、38这三台机组的出力增量,分别为8.69、14.58、6.73 MW。

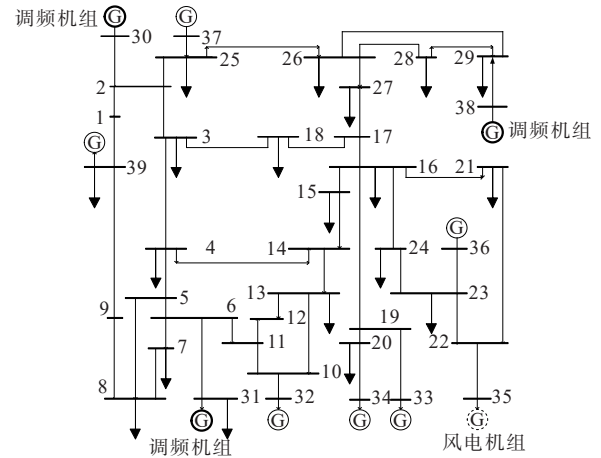


图7 含风电及调频机的IEEE 39节点系统

Figure 7 IEEE 39 node system with wind power and frequency modulator

表4 调频机组出力范围

Table 4 Output power range of frequency modulation units

机组	机组类型	最小出力/MW	最大出力/MW
30	水电	0	900
31	水电	0	1 000
38	水电	0	1 100

表5 11:00各机组出力及自动调频后的出力增量

Table 5 Output of each unit and output increment after automatic frequency regulation at 11 o'clock MW

机组	发电机出力	发电机组出力增量		
		方案1	方案2	方案3
30	567.04	0	9	8.69
31	698.27	0	10	14.58
32	652.00	0	0	0
33	508.00	0	0	0
34	307.21	0	0	0
35	267.24	-30	-30	-30
36	580.00	0	0	0
37	564.00	0	0	0
38	689.76	30	11	6.73
39	700.93	0	0	0

3种调频方案下,IEEE 39节点系统的等效功角 θ_{eq} 如表6所示。可见,采用在线优化调度的自动调频方案(方案3),等效功角最小,主网的静态功一角安全性最好。

表6 3种调频方案的等效功角

Table 6 Equivalent power angle of three frequency modulation schemes

方案	等效功角/(°)
1	8.97
2	8.99
3	7.45

5 结语

为平衡大型风高接入比与主网在线安全运行的矛盾,从两方面入手:基于日前风功率预测的可靠收敛,提出了“腰荷”出力接入的计划曲线生成方法;基于系统频差约束,提出了自动调频在线启动,以及各调频机组出力增量的最优分配方法。研究结果表明:

1) 采用时序矩阵奇异值分解的多样本数据预处理方法,可有效提高日前风功率神经网络预测的收敛性,训练的时序误差小且稳定;

2) 采用多项式回归拟合及基准功率偏差得到的日前“腰荷”出力计划光滑曲线,与不规则的风功率曲线可保持较大相关性,以达到减少弃风与自动调频启动次数的平衡;

3) 采用等效功角优化得到的在线优化自动调频方案,可使主网潮流分布合理,提高功角安全性。

本研究对减少大型风电弃风并以及提高主网安全运行水平具有理论和实际意义。

参考文献:

[1] 黄煜,徐青山,夏元兴,等.考虑自适应传输备用的含风电电力系统双层随机调度方法[J].电力系统自动化,2021,45(20):29-37.
HUANG Yu, XU Qingshan, XIA Yuanxing, et al. Bi-level stochastic scheduling method for power system with wind power considering adaptive transmission reserve[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(20): 29-37.

[2] 康丽虹,贾燕冰,谢栋,等.考虑混氢天然气的综合能源系统低碳经济调度[J].电网与清洁能源,2023,39(7):108-117.
KANG Lihong, JIA Yanbing, XIE Dong, et al. Low-carbon economic dispatch of the integrated energy system considering hydrogen enriched compressed natural gas

[J]. Power System and Clean Energy, 2023, 39(7): 108-117.

[3] 肖白,张博,王辛玮,等.基于组合模态分解和深度学习的短期风电功率区间预测[J].电力系统自动化,2023,47(17):110-117.
XIAO Bai, ZHANG Bo, WANG Xinwei, et al. Short-term wind power interval prediction based on combined mode decomposition and deep learning[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(17): 110-117.

[4] KHODAYAR M, KAYNAK O, KHODAYAR M E. Rough deep neural architecture for short-term wind speed forecasting[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(6): 2770-2779.

[5] 刘媛媛,蔡泽祥,陈元桦,等.基于容器的配电网保护控制终端业务调度模型与策略分析[J].电力建设,2023,44(10):95-106.
LIU Yuanyuan, CAI Zexiang, CHEN Yuanju, et al. Business scheduling model and strategy analysis of distribution network protection control terminal based on container[J]. Electric Power Construction, 2023, 44(10): 95-106.

[6] 严中华,王建功,朱英刚,等.考虑碳排放流理论的风—碳捕集—电转气联合新型中长期调度方式[J].智慧电力,2022,50(6):14-21.
YAN Zhonghua, WANG Jiangong, ZHU Yinggang, et al. New medium-long term dispatching mode of wind-carbon capture-P2G combined system considering carbon emission flow theory[J]. Smart Power, 2022, 50(6): 14-21.

[7] 雷旭,马鹏飞,宋智帅,等.计及风电预测误差的柔性负荷日内调度模型[J].发电技术,2022,43(3):485-491.
LEI Xu, MA Pengfei, SONG Zhishuai, et al. A flexible intraday load dispatch model considering wind power prediction errors[J]. Power Generation Technology, 2022, 43(3): 485-491.

[8] YE L, ZHAO Y N, ZENG C, et al. Short-term wind power prediction based on spatial model[J]. Renewable Energy, 2017, 101: 1067-1074.

[9] YIN H, OU Z H, FU J J, et al. A novel transfer learning approach for wind power prediction based on a serio-parallel deep learning architecture[J]. Energy, 2021, 234: 121271.

[10] HU S, XIANG Y, HUO D, et al. An improved deep belief network based hybrid forecasting method for wind power[J]. Energy, 2021, 224: 120185.

[11] 陈健云,胡瑞杰,徐强,等.地震作用下海上风电联接变压器动力模型试验[J].高压电器,2022,58(8):168-174.
CHEN Jianyun, HU Ruijie, XU Qiang, et al. Dynamic model test of offshore wind power connection transformer under seismic load[J]. High Voltage Apparatus, 2022, 58(8): 168-174.

[12] 杨春祥,张烜榕,姚巽,等.基于风电出力场景集的电力

- 现货市场两阶段随机规划模型[J]. 供用电, 2022, 39(6): 76-82+91.
- YANG Chunxiang, ZHANG Xuanrong, YAO Xun, et al. Two-stage stochastic programming model for electricity spot market based on wind power output scenario set[J]. *Distribution & Utilization*, 2022, 39(6): 76-82+91.
- [13] 兰健, 郭庆来, 周艳真, 等. 基于生成对抗网络和模型迁移的电力系统典型运行方式样本生成[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(8): 2889-2900.
- LAN Jian, GUO Qinglai, ZHOU Yanzhen, et al. Generation of power system typical operation mode samples: a generation adversarial network and model-based transfer learning approach[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2022, 42(8): 2889-2900.
- [14] 何大禄, 廖建权, 王强钢. 基于三有源桥串并联直流潮流控制器的环形双极直流配电网不平衡潮流抑制[J]. 电工技术学报, 2022, 37(11): 2837-2848.
- HE Dalu, LIAO Jianquan, WANG Qianggang. Triple active bridge power flow controller based unbalanced power flow suppression for ring bipolar DC distribution network[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2022, 37(11): 2837-2848.
- [15] 巨云涛, 张紫枫, 刘文武, 等. 考虑限幅约束的多区域互联电网全分布式潮流算法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7): 58-68.
- JU Yuntao, ZHANG Zifeng, LIU Wenwu, et al. A fully distributed power flow algorithm for multi-region interconnected power grids considering limiting constraints[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(7): 58-68.
- [16] LAVR V, ZDENĚK M. A comparative analysis of a power system stability with virtual inertia[J]. *Energies*, 2021, 14(11): 3277.
- [17] 陈昌明, 彭克, 陈羽, 等. 直驱风力发电系统接入直流配电系统的小扰动稳定分析[J]. 电测与仪表, 2023, 60(6): 57-66.
- CHEN Changming, PENG Ke, CHEN Yu, et al. Small disturbance stability analysis of direct-drive wind power system integrated into DC distribution system[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2023, 60(6): 57-66.
- [18] 赵心怡, 谢俊, 周翠玉, 等. 风—光—抽蓄零碳电力系统多时间尺度协调调度模型[J]. 电力工程技术, 2023, 42(3): 121-129.
- ZHAO Xinyi, XIE Jun, ZHOU Cuiyu, et al. A multi-time scale coordinated dispatching model of wind-photovoltaic-pumped storage zero-carbon power system[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2023, 42(3): 121-129.
- [19] 竺炜, 周孝信, 唐如. 电网的弹性力学网络拓扑映射[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(31): 109-117.
- ZHU Wei, ZHOU Xiaoxin, TANG Ru. Elasticity network topology mapping for power grid[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2011, 31(31): 109-117.
- [20] 竺炜, 周孝信, 蒋岷, 等. 基于映射弹性势能的电网有功承载能力定量指标[J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(13): 2088-2099.
- ZHU Wei, ZHOU Xiaoxin, JIANG Di, et al. Quantitative index of grid active power load capability based on mapping elasticity potential energy[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2014, 34(13): 2088-2099.
- [21] 竺炜, 刘校锋, 田皓, 等. 主网在线安全态势及运行经验的获取方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 6605-6616.
- ZHU Wei, LIU Xiaofeng, TIAN Hao, et al. Method of main grid online security situation and operational experience acquisition[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2018, 38(22): 6605-6616.