

# 基于MQ-WaveNet的智慧新能源大规模 风力发电智能控制

王家坤<sup>1</sup>, 司化涛<sup>1</sup>, 王希转<sup>1</sup>, 张媛<sup>1</sup>, 赵伟平<sup>2</sup>

(1.山东国华时代投资发展有限公司, 山东 济南 250000; 2.北京金风能技术有限公司, 北京 100176)

**摘要:** 为了降低外部干扰, 确保电力运行安全稳定, 文章提出了基于多视界分位数和小波神经网络(MQ-WaveNet)的智慧新能源大规模风力发电智能控制方法。通过构建智慧新能源大规模风力发电机组模型, 计算捕获的风能和叶尖速数值, 调整发电机的速度, 获得最佳功率系数。将气压、风向、风速等参数输入小波神经网络, 根据层与层之间的权重, 得到隐含层与输出层功率值; 结合多视界分位数构成MQ-WaveNet模型, 计算每一分位点的发电预测结果, 明确风力发电的时序特征。利用李雅普诺夫函数估计, 计算风力发电滑模面变换和控制矢量, 在多分位点范围内达到滑模面, 实现风力发电状态智能稳定控制。通过实验证明, 文章提出的模型能够提高风力发电机组抗干扰能力, 保证设备智能稳定运行。

**关键词:** 小波神经网络; 智慧新能源; 大规模风力发电; 发电机组控制; 多分位点

**中图分类号:** TK81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2024)10-1341-07

## 0 引言

作为一种清洁的可再生能源, 风能得到了广泛的关注<sup>[1]</sup>。然而, 大规模风力发电系统面临着传统集中式控制方法无法解决的一系列问题, 包括风速变化的不确定性、风机之间的相互影响以及电网稳定性的保证等。由于风能的低能量密度、随机性和不稳定等特点<sup>[2]</sup>, 风力发电系统成为了一个多变量、不确定的复杂系统。近年来, 风力发电控制技术在国内外均取得显著进展。国内研究聚焦于提升风电系统效率和稳定性, 优化控制算法与风机布局; 而欧美一些国家则在智能控制、故障诊断及预测维护等方面积累了丰富经验。

鉴于风力发电系统的复杂性和不确定性, 智能控制方法的应用显得尤为重要。因此, 在风力发电系统中应用智能控制方法, 能够保证电网安全稳定运行。文献[3]提出了在线式深度强化学习(DDPG)算法的风力发电控制, 利用强化学习仅需要和环境交互的优点, 以风机模型构建训练环境, 以功率作为激励目标, 结合深度神经网络的深度强化学习单元, 实现智能控制。文献[4]提出了分数阶PID控制器的风力发电控制, 引入分数阶PID控制器, 减小子模块电容电压峰和谐波失真率, 提高输出电压波形质量, 能有效地减小模块化

多电平换流器(MMC)桥臂的环流峰值, 改善环流波形。在发电机转速侧, 将分数阶PID控制器应用于定子轴的闭环控制中, 提高发电机的速度和稳态特性, 利用分数阶PID控制器对谐波成分进行控制, 减小谐波干扰, 完成智能控制。但已有研究存在控制效果不佳, 不能保证对每一分位点预测控制。文献[5]通过DSTATCOM控制设备在120 kV, 60 Hz配电网中实现对电压稳定性的提升, 特别关注了在9 MW风电输入与可变负载条件下的反应性电力控制。该方法能够在一定程度上提高电压稳定性, 但面对复杂的故障模式(如多点故障或连锁故障), 其应对能力可能有限。文献[6]采用多段下垂控制策略, 通过分区间的下垂系数调控, 优化系统频率响应, 提高了系统适应性, 完成智能控制。多段下垂控制策略引入了更多的控制参数和更复杂的控制逻辑, 增加了系统设计和维护的复杂性, 导致控制效果不佳。

因此, 本文提出了基于多视界分位数和小波神经网络(MQ-WaveNet)的智慧新能源大规模风力发电智能控制方法。构建智慧新能源大规模风力发电机组模型, 得到最优的功率系数, 利用MQ-WaveNet预测风力发电功率多分位点, 提高模型的泛化能力和稳定性, 结合李雅普诺夫函数

收稿日期: 2024-03-11。

基金项目: 国家能源投资集团有限公司创新创效项目成果转化信息化项目(100000371F210008)。

作者简介: 王家坤(1986-), 男, 工程师, 研究方向为生产数字化、智能化和新能源集控。E-mail: shandongguohua1@163.com

确保风力发电机组达到滑模面,完成智能控制。MQ-WaveNet 智能控制模型具有显著的优势,能够提高风力发电机组的抗干扰能力,保证设备的智能稳定运行。

### 1 构建大规模风力发电系统的智能控制模型框架

风力发电机组模型由风轮、齿轮箱、发电机三部分构成。为了简化系统模型,在建模时可以将这3个质量单元简化为两个质量单元模型。在简化模型中,考虑到齿轮箱的质量远小于其他两部分<sup>[7]</sup>,将其转动惯量视为较小的一部分。因此,可以将齿轮箱的刚度和阻尼系数看作是一个等效的系统<sup>[8]</sup>。

该驱动系统模型由两个质量块以及与之相连的柔性元件组成。风轮工作时的速度  $\omega_r$  会产生转矩  $T_r, T_r$  利用变速器连接到发电机上,从而使得发电机以转动扭矩  $T_e$ 、速度  $\omega_g$  运行。

整体系统的动力学方程为

$$\begin{cases} \frac{1}{J_r} (T_r - T) = \frac{d\omega_r}{dt} \\ T = D(\omega_r - \omega_g) + K \int (\omega_r - \omega_g) dt \\ T - T_e = J_g \frac{d\omega_g}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $J_r$  为风轮惯性系数;  $J_g$  为发电电机的惯性系数;  $K$  为弹性模量<sup>[9]</sup>;  $D$  为阻尼系数。

风力发电机组捕捉到的风能为

$$P = 0.5\rho\pi C_p(\lambda, \beta)v^3 J_r R^2 \quad (2)$$

式中:  $\rho$  为空气密度;  $R$  为风轮半径;  $v$  为上游风速;  $C_p$  为风能利用率;  $\beta$  为节距角;  $\lambda$  为叶尖速的比值<sup>[10]</sup>。

$$\lambda = \frac{R\omega_r}{v} \quad (3)$$

当风力发电机的  $\lambda$  为最佳时,可以使风力机保持在最大  $C_p$  状态下工作,从而获得最大的风能。因此,当风速发生变化时,只需调整发电机的速度,令风轮的叶尖速度与风速比值不变,从而获得最佳电网功率系数值,这也是保证后续风力发电机组智能控制的根本目标。

### 2 基于 MQ-WaveNet 的风力发电功率多分位点预测

将风力发电机组速度、叶尖速等数值代入 MQ-WaveNet 模型中,预测出精准的风力发电功

率,明确机组运行状态。

小波神经网络(WaveNet)是将小波分析和 BP 神经网络融合在一起,以小波函数代替 S 型函数,并将神经网络的权重、阈值转换成小波函数的标度、平移参数<sup>[11]</sup>。

小波分析是将一种特定的基波数据  $\psi(t)$  分解成一组小波函数的叠加,再通过平移、缩放与待分析的数据进行对比,从而获得各个局部区域时间的原数据部分特征<sup>[12]</sup>。WaveNet 结构如图 1 所示。

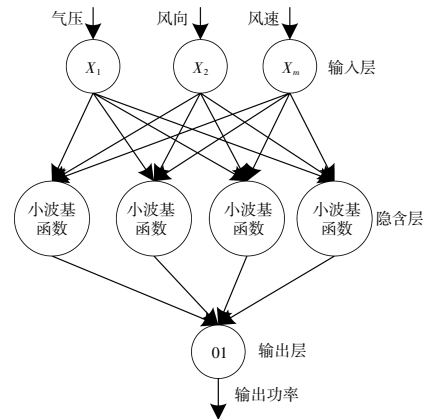


图 1 WaveNet 拓扑结构

Fig.1 WaveNet topology structure

在小波分析的基础上,以 Morlet 小波为小波基函数,以  $x_i$  作为输入,建立的神经网络隐含层与输出层功率值  $h(j), y(k)$  分别为

$$h(j) = Ph_j \left[ \frac{\sum_{i=1}^M w_{ij} x_i - b_j}{a_j} \right] \quad j=1, 2, \dots, U \quad (4)$$

$$y(k) = \sum_{j=1}^M w_{jk} h(j) \quad k=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

式中:  $a_j, b_j$  均为不同的变量内核序号;  $w_{ij}$  为输入层和隐含层之间的权重;  $w_{jk}$  为隐含层和输出层之间的权重;  $M$  为输入层包含的节点数;  $U$  为隐含层包含的节点数;  $N$  为输出层包含的节点数。

WaveNet 虽是一种常用的神经网络,但具有一些缺陷,如易陷入局部极小、需要激励函数具有可微性<sup>[13]</sup>、算法计算量大、运算速度缓慢等,这会导致风力发电功率预测不精准。因此,需要结合多视界分位数(MQ)提高运算速度,保证计算功率的准确性和稳定性。

MQ-WaveNet 的多分位点预测网络结构如图 2 所示。

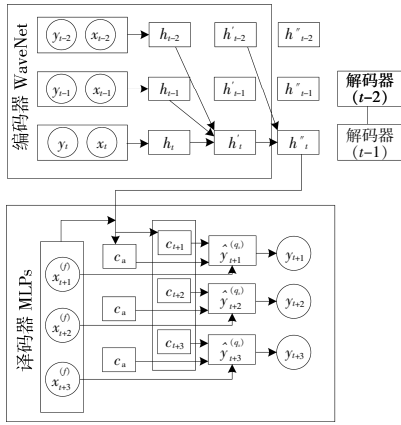


图2 MQ-WaveNet 多分位点预测网络结构  
Fig.2 MQ WaveNet multi quantile prediction network structure

图2中,圆形节点表示实际收集的数据点,它们作为模型的输入,而长方形节点代表网络中的处理单元,它们通过扩展的因果卷积相互连接,形成了一个复杂的网络结构。MQ-WaveNet 模型的特点在于能够基于多视界分位数的方法,在不同的分位点上进行风力发电预测,从而更全面、细致地反映风力发电的时序特征和动态变化。同时,通过扩展的因果卷积,MQ-WaveNet 模型在处理时间序列数据时能够保持梯度的稳定性,避免了梯度消失或爆炸的问题,确保了模型在处理长序列数据时仍能保持高性能。这种设计使得 MQ-WaveNet 模型在风力发电系统的智能控制中展现出显著的优势,能够更精确地预测和控制风力发电过程,提高系统的效率和稳定性。

利用 WaveNet 编码历史数据,再结合双 MLP 构成的译码器,对每一分位点的预测结果实行译码和输出。

$$h_t = f_{\text{wavenet}}(h_{t-1}, x_t, y_t) \quad (6)$$

$$[c_{t+1}, c_{t+2}, \dots, c_{t+K}, c_a] = \tilde{m}_{\text{lobal}}(h_t, x_{t+1}^{(f)}, \dots, x_{t+K}^{(f)}) \quad (7)$$

$$[x_{t+K}^{(q_1)}, x_{t+2}^{(q_2)}, \dots, x_{t+K}^{(q_w)}] = \hat{m}_{\text{lobal}}(c_{t+K}, c_a, \dots, x_{t+K}^{(f)}) \quad (8)$$

式中:  $f_{\text{wavenet}}()$  为 WaveNet 函数;  $\tilde{m}_{\text{lobal}}$  为全局感知器函数;  $\hat{m}_{\text{lobal}}$  为局部感知器函数;  $x_{t+k}$  为协变量的预测结果<sup>[4]</sup>;  $c_{t+1}, c_{t+2}, \dots, c_{t+K}$  为具体的预测步长的背景矢量;  $c_a$  为不依赖于时间步长的背景矢量;  $q_1, q_2, \dots, q_w$  为预测步长  $k$  的不同分位点设置的数值;  $t$  为分位点时间范围。

该全局感知器函数以编码器的输出  $h_t$  和协

变量的预测值  $x_{t+k}^{(f)}$  ( $k=1, 2, \dots, K$ ) 作为输入条件, 输出有关每个特定预测步长的背景矢量  $c_{t+1}, c_{t+2}, \dots, c_{t+K}$  以及和时间步没有关系的背景矢量  $c_a$ 。局部感知器以  $c_{t+K}, c_a, x_{t+K}^{(f)}$  为输入, 并根据每个预测步长输出分位数预测数值。MQ-WaveNet 模型将  $c_a$  添加到译码器的各个时间点, 从而提高模型的泛化能力<sup>[15]</sup>。

采用分叉序列训练方法提升 MQ-WaveNet 模型在风力发电功率多分位点预测中的学习能力, 使其能够在各个时刻进行预测, 增强对某一阶段风力发电的时序特征数据感知能力。分叉序列训练方法的实质是将预测特征与 MQ-WaveNet 模型的训练过程相结合, 使其可以有效地传递观察到的数据, 从而提升后续智能控制的稳定性。MQ-WaveNet 模型的训练步骤如下:

- ①对采集到的风力发电机组速度、叶尖速等数值进行预处理;
- ②根据 MQ-WaveNet 模型的多分位点预测网络结构, 搭建神经网络的编码器和双 MLP 构成的译码器;
- ③在训练过程中, 选择合适的损失函数来衡量预测结果与实际值之间的误差;
- ④更新神经网络的权重和偏置, 以最小化损失函数;
- ⑤将历史数据输入 MQ-WaveNet 模型进行前向传播, 计算损失函数并反向传播误差, 不断调整网络参数直至收敛, 以获得性能最佳的训练模型。

### 3 智慧新能源大规模风力发电智能控制实现

利用 MQ-WaveNet 模型预测风力发电功率, 加强了对数据的感知能力, 能够保证智能控制效果更好, 从而提高电网稳定性。对智慧新能源大规模风力发电机组来说, 所输出的电能必须同时满足电压幅值和频率两方面的需求。

$$\begin{cases} \lim_{t \rightarrow \infty} (V_s^* - V_s) = 0 \\ \lim_{t \rightarrow \infty} (f_e^* - f_e) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $V_s^*$  为预期电压幅值;  $f_e^*$  为预期频率;  $V_s$  为实际电压幅值;  $f_e$  为实际频率。

假设风力发电滑模面表达式为

$$s = v_{dq_s}^* - v_{dq_f} \quad (10)$$

式中:  $v_{dq_s}^*$  为包括预期电压幅值和预期频率的预期电压矢量;  $v_{dq_f}$  为包括实际电压幅值和实际频率的实际电压矢量。

式(10)即为风力发电机组智能控制目标,通过设计控制原理,使得风力发电机组的状态满足滑模模式  $s^T = [s_1 \ s_2] = 0$ 。然后,通过李雅普诺夫函数估计<sup>[6]</sup>,确保风力发电机组在多分位点范围内达到滑模面,实现智能控制。

由此可以得出风力发电滑模面变换表达式为

$$\dot{s} = s + D \cdot F_{1,2} \quad (11)$$

$$F_{1,2} = \dot{s} v_{dq_f} - \left[ B_r L^{-1} (v_{dq_f} L + R) - L^{-1} \frac{d(v_{dq_f} L)}{d\omega_r} \cdot \frac{d\omega_r}{dt} \right] i - L^{-1} v + B_i L^{-1} B_g v_{dq_f} \quad (12)$$

式中:  $D$  为滑模矩阵;  $F_{1,2}$  为滑膜变换矢量函数;  $L$  为绕组电感;  $B_i$  为传动轴攻角阻尼;  $B_g$  为发电机电磁阻尼;  $B_r$  为绕组电阻阻尼;  $a, b, c$  均为已知定量常数。

对  $D$  的反演变换表达式为

$$(D)^+ = D^T [D \cdot D^T]^{-1} = \frac{3}{2} D^T Q \quad (13)$$

$$Q = [A_{1,2} \cdot A_{1,2}^T]^{-1} \quad (14)$$

式中:  $Q$  为传动轴扭矩;  $A_{1,2}$  为滑膜扭转矩阵。

根据式(13), (14), 加入李雅普诺夫函数, 提升驱动系统的滑模面性能。

$$v = \frac{1}{2} s^T \cdot Q \cdot s \geq 0 \quad (15)$$

随着风力发电设备的持续运行, 对李雅普诺夫方程进行求导可得:

$$\dot{v} = s^T \cdot Q \cdot (F + D \cdot \omega_r) + \frac{1}{2} s^T \cdot Q \cdot s \quad (16)$$

然后, 给出滑模面变换和控制矢量表达式。

$$s^* = D^+ s = [s_1^* \ s_2^* \ s_3^*]^T \quad (17)$$

$$\omega_r = -\frac{1}{2} U_0 \text{sign}(s^*) \quad (18)$$

$$\text{sign}(s^*) = [\text{sign}(s_1^*) \ \text{sign}(s_2^*) \ \text{sign}(s_3^*)]^T \quad (19)$$

式中:  $U_0$  为直流侧电压;  $\text{sign}(s^*)$  为符号函数。

改写李雅普诺夫方程为

$$\dot{v} = [s_1^* \cos\theta_r + s_2^* \cos(\theta_r - \gamma) + s_3^* \cos(\theta_r + \gamma)] -$$

$$\frac{1}{2} U_0 \cdot \text{sign}(s^*) \quad (20)$$

式中:  $\theta_r$  为转矩角度;  $\gamma$  为转矩角度误差补偿项。

从式(20)可知, 如果假设  $\|s^*\| \neq 0$ , 并且不考虑随机干扰, 则必须有一个足够大的直流侧电压  $U_0$ , 令  $\dot{v} < 0$ 。然后, 基于李雅普诺夫稳定原理, 使新能源大规模风力发电机组在多分位点范围内达到滑模面, 从而完成智能控制。

#### 4 智慧新能源大规模风力发电智能控制实验

为了证明基于 MQ-WaveNet 模型的智慧新能源大规模风力发电智能控制方法的有效性, 选择型号为 ABC-300 的 300 kW 变螺距风力发电机组作为实验对象。实验机组的参数见表 1。

表 1 ABC-300 机组参数  
Table 1 ABC-300 unit parameters

参数	数值
额定功率/kW	300
设计寿命/a	20
切入风速/m·s <sup>-1</sup>	3
切出风速/m·s <sup>-1</sup>	25
额定风速/m·s <sup>-1</sup>	12

此外, 机组配备了高精度的风速、风向传感器以及转矩、功率测量装置, 确保实时数据的准确性和可靠性。以启动风速 4 m/s、额定风速 12 m/s 为基准, 构建模拟模型。MQ-WaveNet 模型由输入层、隐含层和输出层构成, 其训练过程依赖于大量低风速风力发电机组的实际运行数据。这些数据涵盖了不同风速、风向条件下的机组运行状态和性能指标, 为 MQ-WaveNet 模型的训练提供了丰富的样本。

在 MQ-WaveNet 的训练过程中, 采用了监督学习的方法。将机组实际运行时的风速、风向等参数作为输入数据, 将机组输出的转矩、功率等性能指标作为目标输出。通过比较 MQ-WaveNet 模型的预测输出与实际目标输出之间的差异, 计算出网络的训练误差。基于这个误差, 利用反向传播算法调整网络中的权重和偏置参数, 以减小预测误差并提高模型的预测精度。MQ-WaveNet 模型训练过程如图 3 所示。

由图 3 可知, 经过训练的模型识别输出和建立系统模型识别输出误差能够满足系统识别精度条件。在已建立的 MQ-WaveNet 模型中输入阶跃

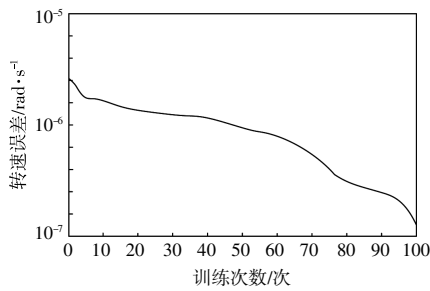


图3 MQ-WaveNet 训练过程

Fig.3 Training process of MQ-WaveNet

变化信号,获得的响应曲线和风力发电机组模型响应曲线如图4所示。

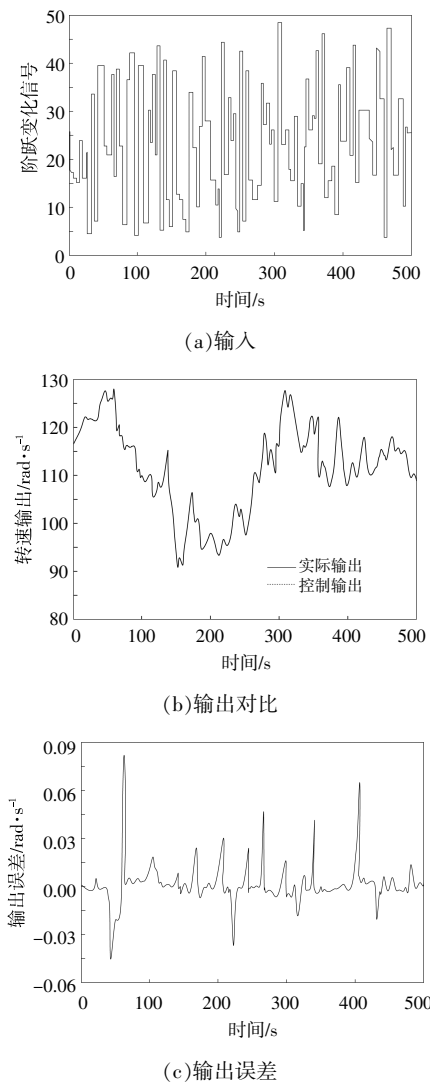


图4 MQ-WaveNet 辨识结果

Fig.4 Identification results of MQ-WaveNet

由图4可知,实际输出与控制输出误差较小,在 $-0.05\sim 0.08\text{ rad/s}$ ,证明所建立的MQ-WaveNet模型能够很好地描述实际系统的动力学特性,可

预测出风力发电机组的转速特性。这种优越性可以归因于MQ-WaveNet模型的特点。MQ-WaveNet采用了先进的波动神经网络模型,能够捕获风力发电机组转速的非线性特征,并通过多量输入和多量输出的方式进行模型识别。通过训练和学习,MQ-WaveNet模型能够准确地反映风力发电机组的动力学特性并进行准确地预测。

为了进一步验证MQ-WaveNet模型的有效性,将其控制方案与文献[3]方法和文献[4]方法进行了对比,结果如表2所示。

表2 不同风速下MQ-WaveNet与PID控制方法性能对比

Table 2 Performance comparison of MQ-WaveNet and PID control methods under different wind speeds

风速 m/s	MQ-WaveNet 方法		文献[3]方法		文献[4]方法	
	平均转	最大转	平均转	最大转	平均转	最大转
	速误差	速误差	速误差	速误差	速误差	速误差
	rad/s	rad/s	rad/s	rad/s	rad/s	rad/s
4	0.03	0.05	0.35	0.69	0.58	0.62
8	0.15	0.16	0.38	0.82	0.43	0.54
12	0.28	0.09	0.42	0.93	0.52	0.66

由表2可知,在相同的风速条件下,相比于文献[3]方法和文献[4]方法,基于MQ-WaveNet的控制方法在平均转速误差和最大转速误差方面均有显著的降低。这表明MQ-WaveNet模型能够更好地描述实际系统的动力学特性,并准确预测风力发电机组的转速特性。

在模拟中将转速基准输入设为具有恒定升速率的斜坡,而实际运行中,风力发电机组的升速过程通常在 $2\sim 3\text{ min}$ ,因此,将模拟转速设置为从停机状态下以固定的升速率上升到同步速度,升速时间设定为 $100\text{ s}$ 。以发电机极对数为2、传动比为19.69作为模拟对象,在 $1500\text{ r/min}$ 的电网同步转速下,发电机转速为 $134.86\text{ rad/s}$ ,对所建动力学模型进行模拟,得到了控制前、后的转速响应曲线(图5)。

由图5可知,控制后的效果要比控制前好很多,说明本文方法对非线性系统有很好的适应性。由此可以得出,本文提出的控制方法能够有效改善风力发电机组的转速响应,使其更加稳定和平滑。这种改善效果证明了所建立的动力学模型以及所采用的控制策略的有效性。通过应用该控制方法,风力发电机组能够在升速过程中保持稳定

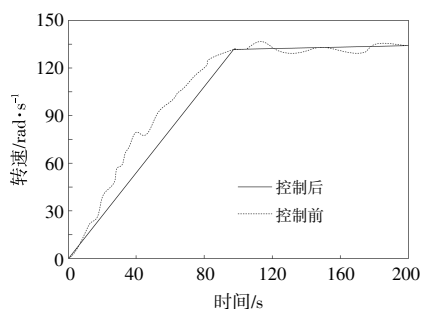


图 5 控制前、后转速响应曲线

Fig.5 Control the front and rear speed response curves

的转速运行,提升了系统的可靠性和性能表现。

在风力发电机组并网运行中,最大的外部扰动为风速的随机性,特别是当机组转速已经接近同步风速时,这一突变将对并网运行造成重大影响。为了证明控制方法的抗干扰性,增加风速的阶跃扰动,获得的控制前、后风速阶跃扰动转速响应曲线如图 6 所示。

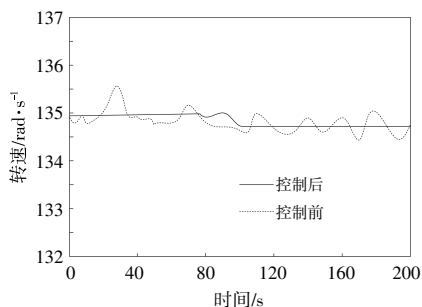


图 6 控制前、后风速阶跃扰动转速响应曲线

Fig.6 Wind speed step disturbance speed response curve before and after control

控制后的风力发电机组在风速干扰下的超调和调整时间均比控制前小得多,这是由于 MQ-WaveNet 模型预测控制可以预先调节以应对扰动,从而预测到风力发电机组将来的响应,提高了控制的抗干扰能力,使风力发电机组控制更加稳定可靠。

### 5 结论

先进的控制策略与优化方法是风力发电领域研究的重点和难点,如何控制是保证风力发电安全稳定运行的关键,为此,本文进行了基于 MQ-WaveNet 模型智慧新能源大规模风力发电智能控制研究。建立风力发电机组模型,获得最优功率系数,通过 MQ-WaveNet 模型对风电功率进行多分位点预测,提升模型的泛化能力与稳定性,利用李雅普诺夫函数估计,令风力发电机组到达滑模

面,从而完成智能控制。实验结果表明,本文提出的模型能够有效地提高风力发电机组抗干扰能力,保证设备的智能稳定运行。这对于提高风力发电的效率和可靠性具有十分重要的意义。

### 参考文献:

- [1] 程自然,阮琳,高剑,等.空心导线对内冷式风力发电机电磁及冷却特性的影响研究[J].中国电机工程学报,2023,43(12):4789-4800.
- [2] 朱瑛,郭雅慧,王志聪.基于风力发电机典型控制策略的控制参数设计及稳定性验证[J].电力系统自动化,2021,45(17):51-60.
- [3] 张前,何山,黄嵩,等.基于 DDPG 算法的风力发电机变桨距控制研究[J].科学技术与工程,2023,23(18):7764-7771.
- [4] 姚钢,李华荣,周荔丹,等.MP-MMC 驱动六相永磁同步风力发电机分数阶 PID 控制研究[J].电机与控制学报,2022,26(12):93-107.
- [5] Belhamidi M, Lakdja F, Guentri H, et al. Reactive power control of D-STATCOM in a power grid with integration of the wind power[J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2023, 18(1): 205-212.
- [6] Gao H, Zhang F, Ding L, et al. Multi-segment droop control and optimal parameter setting strategy of wind turbine for frequency regulation [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2024, 158. Doi: 10.1016/j.ijepes.2024.109968.
- [7] 万书亭,王萱,绳晓玲,等.基于风速时空分布的双馈风力发电机定子绕组匝间短路故障特性分析[J].中国工程机械学报,2023,21(3):256-261.
- [8] 谈竹奎,文贤旭,杨涛,等.面向新型电力系统的双馈风力发电机并网控制策略研究[J].电力系统保护与控制,2023,51(3):181-187.
- [9] 左强,李波,杨世海.大规模空调负荷参与新能源电力系统调频的无模型自适应控制方法[J].电力科学与技术学报,2023,38(2):224-231.
- [10] 吴先友.基于转速分仓的风力机上网功率最大化控制研究[J].可再生能源,2022,40(6):803-808.
- [11] 雷添翔,律方成,刘教民,等.双馈风力发电机组惯量阻尼特性与改进附加频率控制策略[J].电力自动化设备,2022,42(4):190-196.
- [12] 李华柏,粟慧龙,谢永超.基于自抗扰控制的双馈风力发电系统最大功率追踪研究 [J]. 电机与控制应用,2021,48(2):71-75.
- [13] 张彦,刘微容,刘沛栋,等.基于 CIP 协议的液力型风力发电机组上位监控系统通信方法研究[J].机床与液

- 压,2022,50(22):84-89.
- [14] 杨德州,张中丹,皮霞,等.基于改进爬山搜索法的风力发电机传动系统控制策略研究[J].电气传动,2021,51(19):21-28.
- [15] 祁鑫,刘一峰,杨慧彪.基于电池储能系统和双重扩展卡尔曼滤波的风能发电智能调度技术研究[J].热能动力工程,2023,38(7):156-162.
- [16] 季一润,槐青,袁茜,等.基于虚拟同步型风力发电机组的风电场动态聚合模型研究[J].电力系统及其自动化学报,2023,35(2):37-44.

## The intelligent control of smart new energy large scale wind power generation based on MQ-WaveNet

Wang Jiakun<sup>1</sup>, Si Huatao<sup>1</sup>, Wang Xizhuan<sup>1</sup>, Zhang Yuan<sup>1</sup>, Zhao Weiping<sup>2</sup>

(1.Shandong Guohua Era Investment Development Co.,Ltd., Jinan 250000, China; 2.Beijing Goldwind Huineng Technology Co.,Ltd., Beijing 100176, China)

**Abstract:** In order to reduce external interference and ensure safe and stable power operation, a research on intelligent control of large-scale wind power generation based on MQ-WaveNet for smart new energy is proposed. By constructing a smart new energy large-scale wind turbine model, calculating the captured wind energy and blade tip speed values, adjusting the speed of the generator, and obtaining the optimal power coefficient. Input parameters such as air pressure, wind direction, and wind speed into a wavelet neural network, and obtain power values for the hidden layer and output layer based on the weights between layers; Combining multi view quantiles to form an MQ-WaveNet model, calculate the power generation prediction results for each quantile and clarify the temporal characteristics of wind power generation. Using Lyapunov function estimation, calculate the transformation and control vector of the sliding mode surface for wind power generation, reach the sliding mode surface within the range of multiple quantiles, and achieve intelligent and stable control of the wind power generation state. Through experiments, it has been proven that the studied model can improve the anti-interference ability of wind turbines and ensure the intelligent and stable operation of equipment.

**Keywords:** wavelet neural network; smart new energy; large scale wind power generation; generator set control; multiple quantiles