DOI：10.13234/j.issn.2095-2805.2026.1.157 **中图分类号**：TM28 **文献标志码**：A

适用于深远海漂浮式海上风机变换器的智能功率控制

夏 懿，宋汶秦，杨 茜
(国网甘肃省电力公司，兰州 730050)

摘要：随着我国海上风电开发向深远海推进，受限于深远海区域缺少浮标、海岸附近风速低且不稳定，以及漂浮装置在极端环境条件(海浪和洋流等)中的复杂扰动等多重因素的影响，当前面临风速测量数据精度低引起漂浮式海上风机控制效果较差等问题。基于此，提出了1种基于神经网络有效风速估计器的深远海漂浮式海上风力发电机变流器智能功率控制方法。该控制系统由比例-积分-微分PID(proportional-integral-derivative)控制器、查找表、神经网络估计器和虚拟传感器组成。其中，神经网络估计器经过在线训练可适应环境的变化，以估计漂浮式海上风力发电机的有效风速并预测其未来值，并将当前和未来的风速数据组合起来提供给控制器；虚拟传感器还可根据与风机发电相关的其他可用因素(如风机的俯仰角和角速度)提供有效风速的测量。最后，通过仿真分析验证了所提控制方法的有效性。与传统PID相比，所提方法可将正弦风测量精确度提升约16%，平均改善率约为8%。

关键词：漂浮式海上风力发电机；变桨距控制；神经网络估计器；虚拟传感器；风能

Intelligent Power Control for Converter in Deep-sea Floating Offshore Wind Turbine

XIA Yi, SONG Wenqin, YANG Qian
(State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730050, China)

Abstract: With the development of offshore wind power in China advancing to the deep sea, there are no buoys in the deep sea area, the wind speed near the coast is not large and unstable, and the flotation device is affected by complex factors including extreme environmental conditions (e.g., waves and ocean currents), so there exist problems such as the poor control effect of floating offshore wind turbines due to the low accuracy of wind speed measurement data. Under this background, an intelligent power control method for the converter in a deep-sea floating offshore wind turbine is proposed, which is based on a neural network effective wind speed estimator. The control system is composed of a proportional-integral-derivative (PID) controller, lookup table, a neural network estimator and a virtual sensor, in which the neural network estimator is trained online to adapt to the transformation of the environment, so as to estimate the effective wind speed of the floating offshore wind turbine and predict its future value. In addition, the current and future wind speed data are combined and further provided to the controller. The virtual sensor can also provide measurement of the effective wind speed based on other available factors (e.g., the pitch angle and angular velocity of a fan) related to the power generation of the fan. Finally, the effectiveness of the proposed control method is verified by simulation analysis. Compared with the traditional PID, this method can improve the accuracy of sinusoidal wind measurement by about 16%, and the average improvement rate is about 8%.

Keywords: Floating offshore wind turbine; variable pitch control; neural network estimator; virtual sensor; wind energy

收稿日期：2023-03-02；**修回日期**：2023-07-06；**录用日期**：2023-07-17；**网络首发日期**：2023-11-30

随着我国双碳目标的稳步推进，以风能和太阳能为主的可再生能源技术是实现电力系统低碳或

零碳转型的关键手段之一[1]。据国际能源署预计，到 2050 年陆上和海上风力发电总量将超过三分之一的电力需求成为主要的发电来源[2]。为了实现上述目标，深远海风电开发成为我国海上风电的重要趋势，而深远海区域多采用漂浮式海上风力发电机，受深远海区域缺少浮标，以及漂浮装置在极端环境条件(海浪和洋流等)中的复杂扰动等多重因素的影响，漂浮式海上风力发电机存在输出功率无法满足最大化且输出不稳定等问题。因此，必须解决的是保持漂浮式海上风力发电机输出功率稳定在其标称值附近，使其输出能量最大化，具有较好的减振阻尼及最大程度减少风机疲劳的结构设计等。然而，这对漂浮式海上风力发电机 FOWT (floating offshore wind turbine)的运行控制提出了更高的要求[3]。

针对这一问题，国内外学者提出了多种控制方法，这些方法主要是通过对风机的桨距角、转速和偏角进行控制，以改善风机的发电性能。其中，桨距角控制可以改变风机的风迎角，通常用于在风超过一定风速阈值时将输出功率保持在其标称值；控制发电机的转速通常用于跟踪最佳转子速度，以在风速低于风机截止速度时实现输出功率最大化；而偏角控制可修改风舱的方向，以匹配风向。由于这些控制方法存在设计过程复杂及在非线性条件下稳定性较差等问题，因此人们采用智能控制方法，主要代表方法有模糊逻辑、神经网络和强化学习等[4-5]。文献[6]论证了智能控制适用于上述复杂非线性系统的控制系统构建，并综述了人工智能算法在风电场中的应用，其中人工智能算法在风机发电领域有两大研究方向：风电场控制系统和风速功率预测。文献[7]提出了 1 种基于模糊逻辑的智能控制系统，安装在半潜式平台上用于风力发电机的变桨距控制，该方法可保障风机在不同的风速和湍流下正常运行，且具有相同的风均匀特性。文献[8]设计了 1 种基于分层模糊逻辑控制器的风机桨距角控制，该方法在计算距离处安装风速测量系统，其中变桨距角机械系统的移动将预测设定点角度的位置，以便将阵风对风机的影响降至最低。文献[9]提出了 1 种新型模糊规则，当测得的风机转速与额定转速之间的误差变大并持续增大时，采用正变桨距策略；当误差较小时，采用负变桨距策略。这种智能模糊变桨距控制不仅有效降低了输出功率偏差，而且还降低了塔基和叶根的极限载荷和疲劳。此外，漂浮式风机功率控制的另外一个挑战是风速测量中的风速度预测和防干扰[10-12]。文献[11]采用自适应神经模糊系统 ANFIS(adaptive network-based fuzzy inference system)提出了 1 种有效的风速估计器，该方法可获取风速与叶尖速比 TSR(tip speed ratio)、转子转速和机械功率的函数关系，首先采用最小二乘法训练输入的模糊隶属度函数，并应用反向传播梯度下降法精确估计有效风速，且无需使用任何机械风速传感器；然后利用估计的有效风速和最优 TSR 设计风机最优转子转速估计器。文献[12]提出了 1 种混合智能学习自适应神经模糊推理系统来估计海上风速概率分布。文献[13]提出了 1 种最优转子速度控制器，该控制器可根据观测器提供有效风速估计值，而有效风速是根据测得的转子速度、桨距角和气动扭矩进行估算的。文献[14]提出了 1 种基于扰动观测器和极端学习机的变速风机无传感器有效风速估计算法，该方法通过对小型变速风机的仿真研究，验证了该算法的有效性。文献[15]提出了 1 种基于人工神经网络的强化学习 RL(reinforcement learning)方法，以实现海上风机偏角控制。然而，偏航角控制的主要缺点之一是需要正确测量入射风向。为了解决这个问题，应用 RL 来获得风机偏航控制系统的一些知识，以确保在一段时间后，在特定情况下风机以自动方式采取最佳行动。近年来，强化学习已被用于远程估计风机角速度[16-18]。

基于解决漂浮式海上风机有效风速测量误差较大等问题，本文提出了 1 种基于神经网络有效风速估计器的深远海漂浮式海上风力发电机变流器智能功率控制方法。所提方法不仅能估计当前有效风速，而且可以预测有效风速。这 2 个值(估计值和预测值)被结合起来用于补偿风速测量值的不匹配。该控制系统由比例-积分-微分 PID(propor-

tional-integral-derivative)控制器、查找表、神经网络估计器和虚拟传感器组成。其中，神经网络估计器经过在线训练可适应环境的变换，以估计漂浮式海上风力发电机的有效风速并预测其未来值，而且将当前和未来的风速数据组合起来提供给控制器；虚拟传感器还可根据与风机发电相关的其他可用因素(如风机的俯仰角和角速度)提供有效风速的测量。

1　基于神经网络有效风速估计器的漂浮式海上风机变流器功率控制建模

1.1　漂浮式海上风机及相关扰动模型

根据文献[4-6]提出的漂浮式风机模型，本文开展后续控制系统建模，其模型具体为

$$\dot{I}_{\mathrm{a}}=\frac{1}{L_{\mathrm{a}}}[K_{\mathrm{g}}K_{\phi}w-(R_{\mathrm{a}}+R_{\mathrm{L}})I_{\mathrm{a}}] \tag{1}$$

$$\lambda=(wR)/v_{\mathrm{ref}} \tag{2}$$

$$\lambda_i=\left[\left(\frac{1}{\lambda+c_8}\right)-\left(\frac{c_9}{\theta^3+1}\right)\right]^{-1} \tag{3}$$

$$C_p(\lambda_i,\theta)=c_1\left(\frac{c_2}{\lambda_i}-c_3\theta-c_4\theta^{c_5}-c_6\right)\mathrm{e}^{-\frac{c_7}{\lambda_i}} \tag{4}$$

$$\dot{w}=\frac{1}{2Jw}[C_p(\lambda_i,\theta)\rho\pi R^2v_{\mathrm{ef}}^3]-\frac{1}{J}(K_{\mathrm{g}}K_{\phi}I_{\mathrm{a}}+K_fw) \tag{5}$$

$$\ddot{\theta}=\frac{1}{T_\theta}[K_\theta(\theta_{\mathrm{ref}}-\theta)-\dot{\theta}] \tag{6}$$

$$P_{\mathrm{out}}=R_{\mathrm{L}}I_{\mathrm{a}}^2 \tag{7}$$

式中：L_{a}为电枢电感；K_{g}为发电机的无量纲常数；K_ϕ为磁耦合常数；R_{a}为电枢电阻；R_{L}为负载电阻，本文中视为纯电阻；w为转子角速度；I_{a}为电枢电流；λ为叶尖速比；C_p为功率系数；c_1~c_9为风机叶片的空气动力学经验拟合常数，其具体取值的值取决于风机的气动特性；J为转动惯量；R为叶片长度；ρ为空气密度；K_f为摩擦系数；K_θ和T_θ为变桨距角控制器的参数；v_{ef}为叶片中的有效风速；θ为桨距角；θ_{ref}为桨距角参考值。系统的状态变量为电枢中的电流、转子角速度、桨距角和桨距角速度。本文研究控制问题的主要变量是桨距角速度，所提控制器被应用于θ_{ref}，从而将风机的输出功率P_{out}稳定在其额定值附近。由于海上风机受到外部扰动，可能在风塔、风舱或轮毂中产生振荡，因此有效风速v_{ef}转化为机械功率，与风速传感器测得的风速并不完全相同，故二者间的误差在本文中被认为是 1 种扰动d_W，即

$$v_{\mathrm{ref}}=d_W(v_M) \tag{8}$$

从测得的风速v_M获得有效风速v_{ef}必须考虑测量中的不确定性，因此本文考虑了 2 个不确定性来源。首先，风机运动产生的外部扰动$d_{W\mathrm{ext}}$，这种运动使得到达叶片的风与测量的风不同。此外，叶片的空气动态形状会改变为轮毂提供动力的有效风速v_{ef}，本文将其建模为 1 种内部扰动$d_{W\mathrm{int}}$。考虑到规则海浪的周期性，外部扰动被建模为带有高斯白噪声的正弦信号，即

$$d_{W\mathrm{ext}}(v_M)=v_M+A_d\sin\left(\frac{2\pi}{T_d}t\right)+A_dK_d\mathrm{rand}(t)+C_d \tag{9}$$

式中：A_d为扰动的振幅；T_d为扰动的周期；C_d为常数项；K_d为调整信噪比的系数；rand()为取随机函数。风产生的海浪周期在 0.1~300 s 之间[20]。此外，内部扰动在 2 个滤波器中进行建模，具体为

$$\mathrm{filt}_1(s)=(\beta s+\sqrt{2})/\left[\beta^2s^2\left(\sqrt{\frac{2}{\alpha}+\sqrt{\alpha}}\right)\beta s+\sqrt{2}\right] \tag{10}$$

$$\mathrm{filt}_2(s)=(\gamma s+1/\tau)/(s+1/\tau) \tag{11}$$

式中：$[\alpha,\beta,\gamma,\tau]=[0.55,0.832,1.17,9]$；$s$为拉普拉斯算子；filt()为滤波器传递函数。内部扰动的计算为

$$d_{W\mathrm{int}}(s)=\mathrm{filt}_1(s)\cdot\mathrm{filt}_2(s) \tag{12}$$

最后，结合式(9)和式(12)，可得有效风速为

$$v_{\mathrm{ef}}=d_{W\mathrm{int}}[d_{W\mathrm{ext}}(v_M)] \tag{13}$$

1.2　基于神经网络有效风速估计器的智能功率控制模型

图 1 为所提智能功率控制系统的结构图。由图可知，该控制系统由 PID 控制器、查找表、神经网络估计器和虚拟传感器组成[21]。具体控制过程为：首先，通过查找表可获得桨距角的参考值θ_{TAB}，由

于风速和额定功率的桨距角参考值之间的映射并不匹配，因此为了减少这种映射误差，本文采用含限幅器的 PID，以减少二者间的误差，即 PID 控制器计算风机输出功率 P_{out} 和参考值 P_{ref} 之间的差值，以生成桨距角偏差值 θ_{PID}；然后，组合并限制 2 个参考值 θ_{TAB} 和 θ_{PID}，以确保变桨距角参考值 θ_{ref} 不超过 $[0,\pi/2]$ 的限制区间；接着，风机将来自控制器的桨距角参考值 θ_{ref} 和含外部扰动的风速 V_{wd} 作为控制输入。神经网络风速估计器接收转子角速度 w 及其导数 $\dot{w}$、桨距角参考值 θ_{ref} 和发电机中的电枢电流 I_{a}，可估计当前控制间隔内的有效风速和扰动值，以及下一个控制间隔内的有效风速和扰动值，并对估计和预测的风速进行加权，其输出结果 $\tilde{V}_{wd}$ 用作查找表的输入。

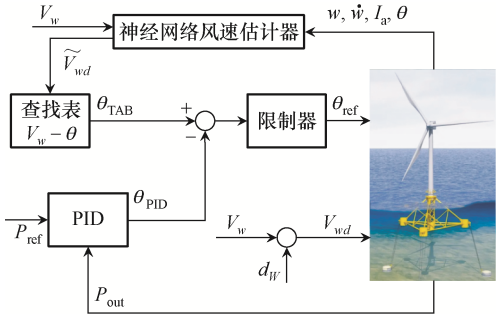


图 1 所提智能控制系统的结构

Fig. 1 Architecture of proposed intelligent control system

1.2.1 神经网络有效风速估计器

图 2 为神经网络有效风速估计器的结构图。由图可知，所提神经网络有效风速估计器由 2 个神经网络计算单元 ACT 和 FUT，以及 1 个虚拟传感器组成[22]。其中，神经网络 ACT 用于估算当前风速 V_{ACT}；神经网络 FUT 用于估算未来风速 V_{FUT}；虚拟传感器提供神经网络训练的相关信息、内存缓冲区以及切换开关的切换信息等。其具体工作流程为：有效风速虚拟传感器根据发电机的角速度及其导数、电枢电流、桨距角和测量的风速计算有效风速的测量值，该测量值 V_{vs} 用于训练神经网络 ACT 和神经网络 FUT，具体为

$$\tilde{V}_{wd}(t_i)=\begin{cases}V_w(t_i) & t\leqslant t_{\text{onl}}\\ K_{\text{ACT}}V_{\text{ACT}}(t_i)+K_{\text{FUT}}V_{\text{FUT}}(t_i) & t>t_{\text{onl}}\end{cases} \tag{14}$$

式中，K_{ACT} 和 K_{FUT} 为[0,1]范围内的实系数，且需满足约束 $0\leqslant K_{\text{FUT}}+K_{\text{ACT}}\leqslant 1$，参数 K_{ACT} 和 K_{FUT} 用于考虑预测风速相对于当前估计风的重要性。根据式(14)，在 t_{onl} 之前不使用估计器，因为神经网络 ACT 和神经网络 FUT 还未经过训练。当 $t=t_{\text{onl}}$ 时，开关 SW1、SW2 和 SW3 分别被设置为关闭、开启和开启状态，以训练神经网络，其中，神经网络 FUT 的输入经过 1 个内存缓冲区，以允许神经网络将 t_i 处的输入与 t_{i+2} 处的输出相关联。一旦神经网络 ACT 和神经网络 FUT 训练好，估计器就会在 2 种状态之间转换，即估计和在线学习。在估计过程中，开关 SW1、SW2 和 SW3 需分别设置为开启、关闭、关闭，以分别计算 V_{ACT} 和 V_{FUT} 为

$$V_{\text{ACT}}(t_i)=f_{\text{NACT}}[w(t_{i-1}),\dot{w}(t_{i-1}),I_{\text{a}}(t_{i-1}),\theta(t_{i-1}),V_w(t_i)] \tag{15}$$

$$V_{\text{FUT}}(t_i)=f_{\text{NFUT}}[w(t_{i-1}),\dot{w}(t_{i-1}),I_{\text{a}}(t_{i-1}),\theta(t_{i-1}),V_w(t_i)] \tag{16}$$

式中，f_{NACT} 和 f_{NFUT} 为神经网络的函数，分别用于估计和预测当前和未来的有效风速。计算完毕后，开关 SW1、SW2 和 SW3 分别变为关闭、开启和开启，神经网络的权重由其学习算法更新。本文采用具有 2 个隐藏层、每层含 3 个神经元的前馈神经网络[2]，而神经网络训练采用的是 Levenberg-Marquardt 反向传播算法。该类神经网络的效用是双重的，一方面，神经网络 ACT 允许在虚拟传感器无法提供真实值(奇点，如 0、负值平方根等)的情况下估计有效风速，在这些情况下，神经网络仍然提供与训练期间使用的输入值不同的输入值估计，以产生新知识；另一方面，神经网络 FUT 预测将用于控制方案的未来有效风速[23]。

1.2.2 查找表

本文通过查找表以获得桨距角的参考值 θ_{TAB}，其中神经网络有效风速估计器的输出结果 $\tilde{V}_{wd}$ 作为查找表的输入，查找表模型为

$$\theta_{\text{TAB}}(t_i)=f_{\text{LT}}[\tilde{V}_{wd}(t_i)] \tag{17}$$

$$\theta_{\text{PID}}(t_i)=Kp_{\text{c}}P_{\text{err}}+Kd_{\text{c}}\frac{\text{d}}{\text{d}t}P_{\text{err}}+Ki_{\text{c}}\int P_{\text{err}}\text{d}t \tag{18}$$

$$\theta_{\mathrm{ref}}(t_i)=\mathrm{MIN}\{\pi/2,\mathrm{MAX}[0,\theta_{\mathrm{TAB}}(t_i)-\theta_{\mathrm{PID}}(t_i)]\} \tag{19}$$

式中：f_{LT}为查找表的函数；Kp_{c}、Kd_{c}和Ki_{c}为 PID 控制器的调整参数；P_{err}为输出功率误差，$P_{\mathrm{err}}=P_{\mathrm{ref}}-P_{\mathrm{out}}$。所提查找表可建立风速与风机桨距角参考值之间的映射函数。风速越大，桨距角越大，以便将输出功率稳定在其额定值附近。该表可由实验数据或气流模拟工具确定。本文中表中的数据是通过在仿真模型中引入不同的恒定风速值并调整节距参考以获得额定功率而获得的，故映射函数如图 3 所示。

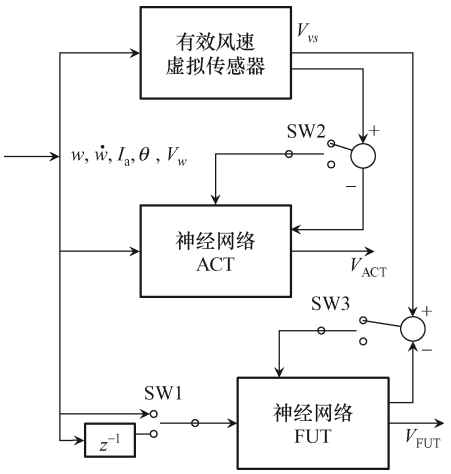


图 2　神经网络有效风速估计器的结构

Fig. 2 Structure of neural network effective wind speed estimator

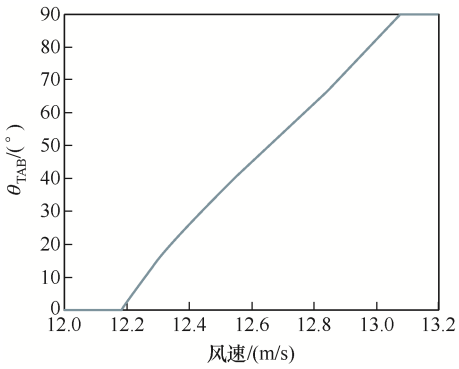


图 3　由查找表实现的映射函数

Fig. 3 Mapping function implemented by lookup table

1.2.3　虚拟传感器

虚拟传感器测量风速分为 3 步。首先，基于风机传动链的机械运动方程，利用已知量反推气动转矩相关量，定义中间位计变量 est(t_i)为

$$\mathrm{est}(t_i)=\dot{w}(t_i-1)+(1/J)[K_{\mathrm{g}}K_{\phi}I_{\mathrm{a}}(t_i-1)]+K_f wt_{i-1} \tag{20}$$

根据式(5)中的气动特性关系可以计算出反映风能捕获状态的组合量为

$$(C_pV_{\mathrm{ef}}^3)_{\mathrm{est}}(t_i)=\mathrm{est}(t_i)(2Jwt_{i-1})/(\pi\rho R^2) \tag{21}$$

然后，通过映射函数关联组$[v_{\mathrm{ef}},w,\theta]$从查找表中获得有效风速，其值为$C_p(\lambda_i,\theta)\cdot v_{\mathrm{ef}}^3$。该表可通过叶片的经验试验或气流模拟工具获得。图 4 为当θ=0 和 w=0.565 2 rad/s 时试验中使用的风机系数。

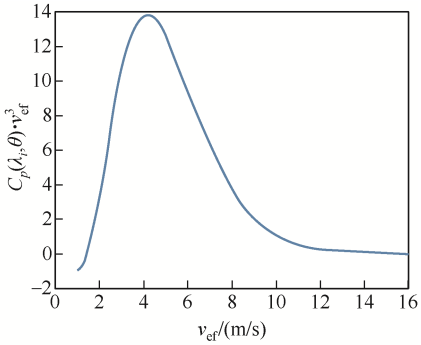


图 4　当 θ = 0 和 w=0.565 2 rad/s 时的 $C_p(\lambda_i,\theta)\cdot v_{\mathrm{ef}}^3$

Fig. 4　$C_p(\lambda_i,\theta)\cdot v_{\mathrm{ef}}^3$ when　θ = 0 rad and w=0.565 2 rad/s

如图 4 所示，$C_p(\lambda_i,\theta)\cdot v_{\mathrm{ef}}^3$与$v_{\mathrm{ef}}$不是一对一的。因此，$V_{ws}$需要通过下述程序进行计算。首先，得到 1 组有效风速$V_{\mathrm{can}}\subset\Re$，它的$C_p(\lambda_i,\theta)\cdot v_{\mathrm{ef}}^3$值与图 4 曲线下的$C_pV_{\mathrm{est}}^3(t_i)$相匹配，具体为

$$V_{\mathrm{can}}\subset\Re:\{v\in\Re\,|\,C_p[\lambda_i(v,w),\theta]\cdot v^3=C_pV_{\mathrm{est}}^3(t_i)\} \tag{22}$$

最后，获得与虚拟传感器计算的先前风速最接近的值$V_{vs}(t_{i-1})$为

$$V_{vs}(t_i)=\arg\mathrm{MIN}_{v\in V_{\mathrm{can}}}|v-V_{vs}(t_{i-1})| \tag{23}$$

从 t>t_{onl} 到仿真结束，该方法有助于遵循式(14)~式(23)的运算流程。在每个控制周期 T_{c} 内获得参考值，更新神经网络，并最终模拟 WT 模型。在运行该方法之前，控制器在不使用神经网络的情况下计算参考值，并对神经网络进行训练。为了执行该训练，使用从 t=0 到 t=t_{onl} 的信息获取具有($[w,\dot{w},I_{\mathrm{a}},\theta,V_w]$，$V_{vs}$)的数据集。这样，当 t>t_{onl} 时，神经网络已经第一次训练，所用方

法开始运行。

2 仿真分析与验证

为了验证所提方法的有效性，本文对不同的风场模型和不同的扰动值进行了仿真验证，相关参数见表 1。所有仿真结果均出自 MATLAB/Simulink 仿真软件[24]。本文采用可变仿真步长，最大仿真步长设置为 10 ms，控制周期 T_c 为 100 ms，t_{onl} 设置为 10 s。PID 控制式为

$$\theta_{ref}=\frac{\pi}{4}-\frac{\pi}{4000}\left(Kp_c\cdot P_{err}+Kd_c\frac{d}{dt}P_{err}+Ki_c\int P_{err}dt\right) \tag{24}$$

不含 PID 控制的查找表式为

$$\theta_{ref}=f_{LT}[\tilde{V}_{wd}(t)] \tag{25}$$

$$\theta_{ref}=f_{LT}[V_w(t)] \tag{26}$$

含 PID 控制但不含神经估计器的查找表式为

$$\theta_{ref}=f_{LT}(V_w)-\frac{\pi}{4000}\left(Kp_c\cdot P_{err}+Kd_c\frac{d}{dt}P_{err}+Ki_c\int P_{err}dt\right) \tag{27}$$

风机桨距角参考范围为 $[0,\pi/2]$。因此，PID 的偏差被分配为输入范围的一半，即 $\pi/4$。PID 调整参数$[Kp_c, Kd_c, Ki_c]$是通过反复试验获得的，它们的值分别为 1、0.2 和 0.1。为了评估所提方法的有效性，本文采用均方误差 MSE(mean square error)和平均值这 2 个指标，具体为

$$\mathrm{MSE}[W]=\sqrt{\frac{1}{T_{sim}}\sum_i\{[P_{out}(t_i)-P_{ref}]^2T_s(t_i)\}} \tag{28}$$

$$\mathrm{Mean}[W]=\frac{1}{T_{sim}}\sum_i[P_{out}(t_i)T_s(t_i)] \tag{29}$$

本文在不同的风况(恒定风、随机风、正弦风、方形风、斜坡风和锯齿风)下对控制方法进行了评估，风速范围为 11.00~13.00 m/s。模型风机的额定风速为 12.25 m/s，这意味着低于该截止速度的风力不足以产生 7 kW 的功率。因此，桨距角控制仅在风速超过此值时起作用。这种风速范围反映了真实情况。随机风速在 12.25~12.75 m/s 之间振荡，正弦风的平均值为 12.50 m/s，振幅为 1.00 m/s，时间周期为 50 s。斜坡风的坡度为 0.01 m/s，起点值为 11.00 m/s。方波的振幅在 12.15 ~13.10 m/s 之间切换，时间周期为 50 s；锯齿波速度限制为 12.25 m/s 和 13.10 m/s，时间周期为 50 s。

表 1 风机的相关参数

Tab. 1 Related parameters of wind turbine

参数	数值	参数	数值
电枢电感 L_a/mH	13.5	负载 R_L/Ω	8
发电机常数 K_g	23.31	惯量 J/ kg·m^2	6.53
磁流耦合常数 K_ϕ/[V/(rad/s)]	0.264	叶片半径 R/m	3.2
电枢电阻 R_a/Ω	0.275	空气密度 ρ/(kg/m^2)	1.233
摩擦系数 K_f/[Nm/(rad/s)]	0.025	C_p 常数 $[c_1, c_2, c_3]$	[0.73, 151, 0.58]
C_p 常数$[c_4, c_5, c_6]$	[0.002, 2.14, 13.2]	C_p 常数 $[c_7, c_8, c_9]$	[18.4, −0.02, −0.003]
桨距角驱动器常数 $[K_\theta, T_\theta]$	[0.15, 2]		

2.1 无外部干扰的性能

图 5 为采用不同控制策略时 WT 输出功率的比较图。风速是介于 12.25~12.75 m/s 之间的随机值。

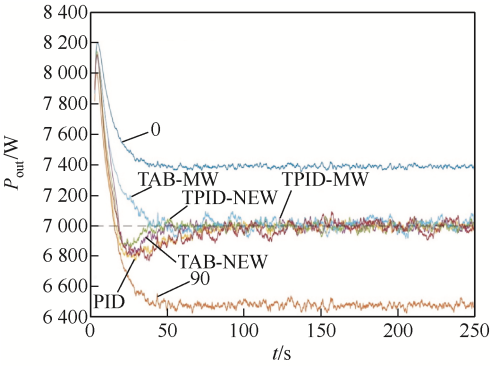


图 5 无外部干扰随机风下不同方法的输出功率

Fig. 5 Output power obtained using different methods under random wind without external disturbance

由图 5 可知，当桨距角参考值设置为 0° 时，风机输出功率最大(图中上方水平虚线)；当桨距角参考值设置为 90° 时，风机输出功率最小(图中下方水平虚线)。当桨距角仅由查找表确定且有效风速由神经网络(TAB-NEW)估计时，对应的输出功率曲线为 TAB-NEW；当桨距角由 PID 确定并通过神经网络(TPID-NEW)估计风速时，输出功率曲线为 TPID-NEW。当桨距角由查找表和 PID 确定，并通

过神经网络(TPID-NEW)估计风速时，输出功率曲线为绿线所示。当仅通过查找表获得桨距角且仅通过传感器测量风速时，输出功率曲线为 TAB-MW。当桨距角由查找表和 PID 确定，但风速仅由传感器(TPID-MW)测量时，输出功率曲线为 TPID-MW。此外，还可以观察到所有控制器将输出功率稳定在额定值附近，然而 TPID-NEW 的下降时间最小。虽然本案例中未考虑外部干扰，但由于内部扰动的影响，TAB-NEW 和 TAB-MW 的结果不同于扰动式(12)。

图 6 为无外部干扰随机风下不同方法的桨距角。由图 6 可知，TAB-MW 和 TPID-MW 的桨距角扰动最大，这是因为这些方法不含有基于神经网络的风速估计器，使得风速测量误差较大，从而造成控制效果较差。

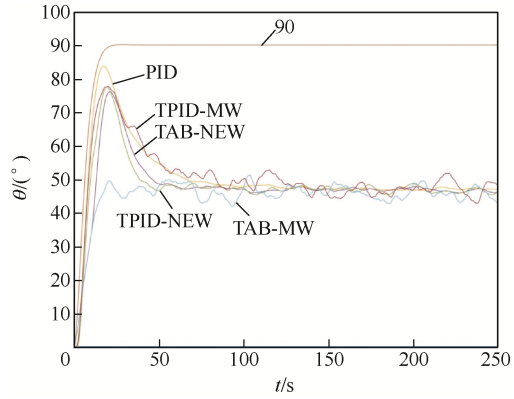


图 6　无外部干扰随机风下不同方法的桨距角

Fig. 6 Pitch angles of different methods under random wind without external disturbance

图 7 为当风速为锯齿波时的 WT 输出功率比较图，其极限为 12.25 m/s 和 13.10 m/s，时间周期为 50 s。由图 7 可知，当桨距角设置为 0° 和 90° 时，在输出功率中可以清楚地观察到该锯齿形状，然而其他控制策略限制峰值，且输出功率为梯形形状，其中含神经估计器的 TPID 控制器可提供最小误差。

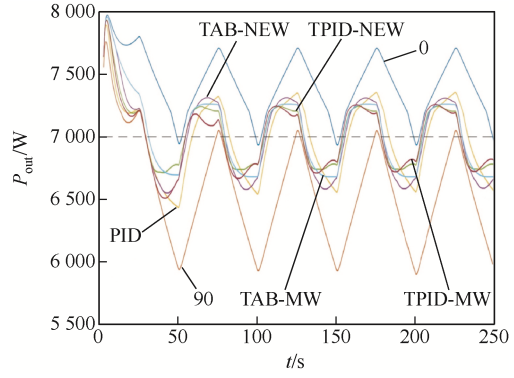


图 7　无外部干扰锯齿风下不同方法的输出功率

Fig. 7 Output power obtained using different methods under sawtooth wind without external disturbance

图 8 为所提控制方法下的桨距角图。由图 8 可知，风机输出功率具有周期性特性，且呈正弦形状。TPID-NEW 和 TPID-MW 相似，但由于不存在外部干扰，因此不完全相同。表 2 和表 3 为当所提控制策略应用于不同的风力发电时，输出功率的 MSE 和平均值。随机风和锯齿风的特性与图 5 和图 7 中的案例相同。

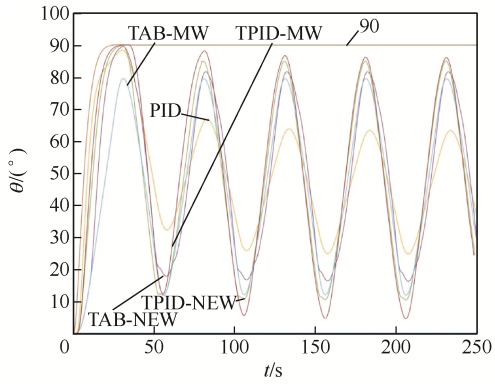


图 8　比较不同方法下无外部干扰锯齿风的桨距角

Fig. 8 Comparison of pitch angle among different methods under sawtooth wind without external disturbance

比较表 2 和表 3 可知，TAB 表示在不使用 PID 的情况下使用查找表时获得的值；TPID 表示查找表与 PID 一起使用时获得的值；NEW 表示通过神经估计器获得风速；MW 表示传感器直接测量风

表 2　无外部干扰的不同控制器的输出功率 MSE 值

Tab. 2 MSE values of output power for different controllers without external disturbance

类型	PID	TAB-NEW	TPID-NEW	TAB-MW	TPID-MW
12.25	152.5	157.0	141.0	165.1	141.1
12.75	180.9	188.4	183.3	194.4	189.1
随机	168.1	186.0	173.3	195.2	176.2
正弦	405.2	351.3	308.0	352.3	351.8
斜坡	470.2	450.3	448.1	448.7	453.2
方形	442.5	419.3	402.2	398.1	387.1
锯齿	302.1	328.1	254.1	301.5	263.9

表 3 无外部干扰下不同控制器的平均值

Tab. 3 Mean values for different controllers without external disturbance

类型	PID	TAB-NEW	TPID-NEW	TAB-MW	TPID-MW
12.25	6.98	7.02	7.02	7.04	7.01
12.75	7.02	7.02	7.03	7.04	6.99
随机	7.01	7.01	7.01	7.04	6.99
正弦	6.99	6.96	6.97	6.98	6.98
斜坡	6.82	6.77	6.76	6.77	6.78
方形	7.02	7.01	7.01	7.02	7.01
锯齿	7.00	6.98	7.02	7.02	6.99

值。尽管上述案例中未包括外部干扰，但具有神经估计风速的 TPID 可实现几乎所有风场的最小均方误差。一般来说，TAB 和 PID 的结合比其他方法单独应用具有更好的结果，然而最佳平均值由 PID 和 TPID 及测量的风速提供。TPID-NEW 在正弦风提供了 24%的改善，与 PID 相比，平均改善约为 10%。

2.2 风速和扰动的估计

本节案例中包括了 1 个外部干扰，其正弦形状的平均值为 0.3 m/s，振动幅度为 0.3 m/s，周期为 30 s。0.3 m/s 的随机信号也添加到该干扰中，测得的风速具有以前使用过的锯齿曲线。神经网络估计器从仿真开始一直训练到 T=10 s，然后在线学习算法一直应用到仿真结束。图 9 为有效风速的估计结果，①为传感器测得的风速，粗线②为风速和扰动的组合，③为神经估计器估计的有效风速，④为神经估计器预测的未来有效风速。

由图 9 可知，输入风速扰动的正弦效应后，正如预期的那样，测得的风速呈锯齿状。还可以观察到，当前风速的估计与输入风速匹配得很好。神经估计器可以很好地预测未来的风速，尽管当测得的风速的斜率从负值变为正值时会出现一些峰值，但考虑到未来的估计，控制器的性能更好。同一案例的扰动估计如图 10 所示，粗线①为真实扰动，②为当前扰动神经估计值，③为神经估计器预测的未来扰动。

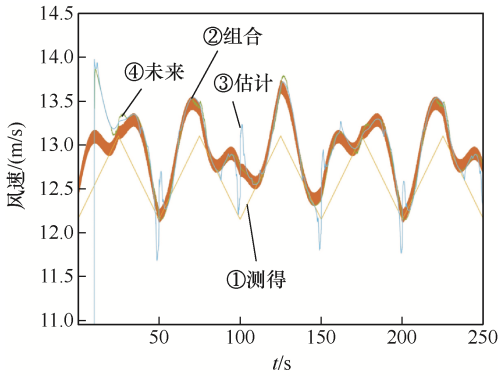


图 9 锯齿风且存在正弦外部扰动时有效风速估计

Fig. 9 Estimation of effective wind speed under sawtooth wind and sinusoidal external disturbance

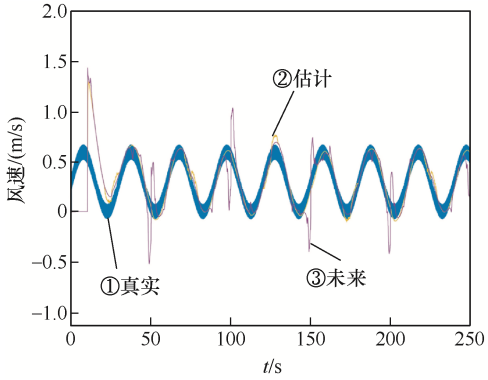


图 10 锯齿风且存在正弦外部扰动时的扰动估计

Fig. 10 Disturbance estimation under sawtooth wind and sinusoidal external disturbance

2.3 含外部扰动的性能验证

本案例输入风速在 12.25~12.75 m/s 范围内随机产生，并包含与上一节中相同特征的外部扰动。图 11 为不同控制策略时输出功率的比较图，相关标记与图 5 相同。

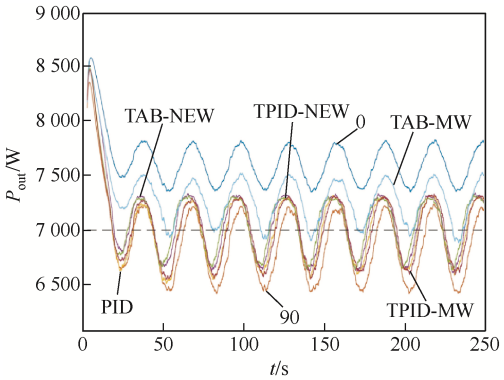


图 11 随机风和外部干扰下不同控制方法输出功率

Fig. 11 Output power obtained using different control methods under random wind and external disturbance

由图 11 可知，采用 0° 和 TAB-MW 控制策略得到的结果最差。扰动增加了有效风速的平均值，这会产生更大的输出功率，因此需要更高的桨距值来补偿。但以实测风速为输入的查找表未感知有效风速的增量，它生成的桨距角小于必要的桨距角。扰动的振幅将 WT 推至其调节极限，尽管存在这一问题，但仍然可以观察到 TPID-NEW 策略可获得最佳控制效果。

3　结语

本文提出了 1 种基于神经网络的风速估计器，其目的是估计有效风速并预测下一个控制期的风速。控制器中包括当前风速和预测风速这 2 个信号。所提控制结构结合了 PID、查找表、估计有效风速的神经网络和虚拟传感器。神经估计器由 2 个神经网络组成，一个用于估计风速，另一个用于预测风速。神经网络在线训练使其能够对环境变化、风况甚至 WT 动态变化作出反应。不同的仿真实验结果验证了该智能控制方法的有效性。将该神经网络控制器方案与 PID 控制器进行比较，得到了较好的结果。下一研究工作是在真实风机上测试该方案和将这种控制策略应用于更大容量的风机。

参考文献：

[1] 蔡富裕, 郭文勇, 赵闯, 等. 基于参数在线辨识的电流源型变流器状态监测及自适应控制[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(18): 67-74, 119.
Cai Fuyu, Guo Wenyong, Zhao Chuang, et al. State monitoring and adaptive control of current source converter based on online identification of parameters [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(18): 67-74, 119. (in Chinese)

[2] 丁一原, 徐维. 基于神经网络 PSD 算法的 GaN 器件变流器控制系统设计[J]. 电源学报, 2023, 21(3): 193-199.
Ding Yiyuan, Xu Wei. Design of GaN device converter control system based on neural network PSD algorithm [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(3): 193-199. (in Chinese)

[3] International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi, United Arab Emirates. (2019). Future of wind: Deployment, investment, technology, grid integration and socio-economic aspects (A global energy transformation paper) [OL]. https://www.irena.org/-/media/Files/IRENA/Agency/Publication/2019/Oct/IRENA_Future_of_wind_2019.pdf.

[4] Che Liang, Liu Xuan, Li Zuyi. An intrainterval security risk regarding regulation burden due to wind variation in high-wind-penetrated power systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(3): 3213-3216.

[5] Sierra-García J E, Santos M. Performance analysis of a wind turbine pitch neurocontroller with unsupervised learning [J]. Complexity, 2020, 2020: 4681767.

[6] Liu Tongchui, Pan Wenxia, Quan Rui, et al. A variable droop frequency control strategy for wind farms that considers optimal rotor kinetic energy [J]. IEEE Access, 2019, 7: 68636-68645.

[7] Wang Xifan, Wei Xiaohui, Meng Yongqing. Experiment on grid-connection process of wind turbines in fractional frequency wind power system [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2015, 30(1): 22-31.

[8] 刘玲玲, 徐明忻, 钟诚, 等. 电流定向旋转坐标下的统一潮流控制器串联侧变流器解耦控制研究[J]. 电测与仪表, 2019, 56(10): 27-33, 68.
Liu Lingling, Xu Mingxin, Zhong Cheng, et al. A novel power decoupling control in the current-orient rotating frame for series-side converter of unified power flow controller [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(10): 27-33, 68. (in Chinese)

[9] 蒋顺平, 丁勇, 李旭, 等. 应用于钠硫电池的双级式储能变流器控制策略[J]. 电力电子技术, 2019, 53(4): 88-90.
Jiang Shunping, Ding Yong, Li Xu, et al. Control strategy of two-stage power conversion system for sodium sulfur battery [J]. Power Electronics, 2019, 53(4): 88-90. (in Chinese)

[10] 朱永强, 张泉, 刘康, 等. 交直流混合微电网互联变流器新型控制策略[J]. 电力建设, 2019, 40(11): 48-54.
Zhu Yongqiang, Zhang Quan, Liu Kang, et al. A new

control strategy of interlinking converter in hybrid AC-DC microgrid [J]. Electric Power Construction, 2019, 40 (11): 48-54. (in Chinese)

[11] Xu Bofeng, Yuan Yue, Liu Haoming, et al. A pitch angle controller based on novel fuzzy-PI control for wind turbine load reduction [J]. Energies, 2020, 13(22): 6086.

[12] 李文君, 荣飞. 基于温度的 MMC 变流器均压控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(11): 173-180.
Li Wenjun, Rong Fei. Voltage sharing control method of MMC converter valve based on temperature [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(11): 173-180. (in Chinese)

[13] Deng Xiaofei, Yang Jian, Sun Yao, et al. Sensorless effective wind speed estimation method based on unknown input disturbance observer and extreme learning machine [J]. Energy, 2019, 186: 115790.

[14] 陈根, 蔡旭. 并联型风电变流器故障重构控制[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(15): 4339-4349, 4634.
Chen Gen, Cai Xu. Fault reconfigurable control for parallel wind power converters [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(15): 4339-4349, 4634. (in Chinese)

[15] Saenz-Aguirre A, Zulueta E, Fernandez-Gamiz U, et al. Artificial neural network based reinforcement learning for wind turbine yaw control [J]. Energies, 2019, 12(3): 436.

[16] 蔡葆锐, 杨蕾, 黄伟. 基于惯性/下垂控制的变速型风电机组频率协调控制方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(15): 169-177.
Cai Baorui, Yang Lei, Huang Wei. Frequency coordination control of a variable speed wind turbine based on inertia/droop control [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(15): 169-177. (in Chinese)

[17] 刘子坚. 基于 GaN 器件的双 Buck 逆变器共模与损耗[J]. 电子世界, 2019(11): 101-102.
Liu Zijian. The common-mode characteristics and loss of dual Buck grid-connected inverter based on GaN devices [J]. Electronics World, 2019(11): 101-102. (in Chinese)

[18] 刘彬彬, 杨健维, 廖凯, 等. 基于转子动能控制的双馈风电机组频率控制改进方案[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(16): 17-22.
Liu Binbin, Yang Jianwei, Liao Kai, et al. Improved frequency control strategy for DFIG-based wind turbines based on rotor kinetic energy control [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(16): 17-22. (in Chinese)

[19] 陈斌, 范林源, 张俊武, 等. 基于飞轮储能装置的双馈风电机组并网系统联合调频控制研究[J]. 电工技术, 2018(12): 71-73, 76.
Chen Bin, Fan Linyuan, Zhang Junwu, et al. Research on joint frequency modulation control of the grid-connected system for DFIG based on flywheel energy storage device [J]. Electric Engineering, 2018(12): 71-73, 76. (in Chinese)

[20] 朱航, 朱淼, 黄阮明, 等. PSS/E 环境下的第二代风机模型解析与低电压穿越功能优化增强[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 191-201.
Zhu Hang, Zhu Miao, Huang Ruanming, et al. Mechanism of 2nd-generation wind turbine model and functional optimization of low voltage ride-through based on PSS/E [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 191-201. (in Chinese)

[21] 王科, 秦文萍, 张宇, 等. 双馈风机等效惯量控制比例系数对系统功角首摆稳定的影响机理分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(3): 741-753.
Wang Ke, Qin Wenping, Zhang Yu, et al. Mechanism analysis of effect of equivalent proportional coefficient of inertia control of DFIG on stability of first swing of power angle [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(3): 741-753. (in Chinese)

[22] 邵冰冰, 赵峥, 肖琪, 等. 多直驱风机经柔直并网系统相近次同步振荡模式参与因子的弱鲁棒性分析[J]. 电工技术学报, 2023, 38(3): 754-769.
Shao Bingbing, Zhao Zheng, Xiao Qi, et al. Weak robustness analysis of close subsynchronous oscillation modes' participation factors in multiple direct-drive wind turbines with the VSC-HVDC system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(3): 754-769. (in Chinese)

[23] 徐海亮, 陈翔宇, 吴瀚. 基于奇异摄动理论的双馈风机并网系统降维建模方法[J]. 电源学报, 2025, 23(3): 299-308.
Xu Hailiang, Chen Xiangyu, Wu Han. Reduced-order modeling method for grid-connected DFIG system based

on singular perturbation theory [J]. Journal of Power Supply, 2025, 23(3): 299-308. (in Chinese)

[24] 杨蕾, 向川, 黄伟, 等. 基于不同工况下双馈风机响应控制的电力系统频率控制方法[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 91-100.
Yang Lei, Xiang Chuan, Huang Wei, et al. Frequency control method for power system based on DFIG response control under different working conditions [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 91-100. (in Chinese)



夏懿

作者简介：

夏懿(1974—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：电力系统及其自动化。E-mail：xyz20202021@126.com。

宋汶秦(1983—)，男，硕士，高级工程师。研究方向：水电工程。E-mail：613314714@qq.com。

杨茜(1994—)，女，通信作者，硕士，工程师。研究方向：水电工程。E-mail：yangq94@163.com。

(责任编辑：孙美菊)



公益广告来源：中国文明网