

# 基于 MPC-RBF 控制的大型风电机组 独立变桨控制策略

王欣, 李毓明, 秦斌

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412007)

**摘要:** 针对风机在额定风速以上工况下运行时所承受的不平衡载荷, 文章提出了一种将径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络与模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)相结合的 MPC-RBF 独立变桨距控制策略。通过风电机组动力学方程与坐标变换建立了适用于控制器设计的平均周期状态空间模型。在卡尔曼状态观测器的基础上, 使用模型预测控制即时调整风机桨距角, RBF 控制器抑制载荷, 进而设计出所需的独立变桨控制器。以 NERL 5 MW 风电机组平台为例, 分别分析在湍流风作用下基于比例积分(PI), MPC 以及 MPC-RBF 独立变桨控制策略的载荷特性以及运行特性。仿真结果显示, 采用 MPC-RBF 能有效地降低载荷, 提高风机的运行寿命, 且对功率波动有较好的抑制效果。

**关键词:** 风电机组; 减载; 独立变桨控制; 模型预测控制

**中图分类号:** TK81 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5292(2025)02-0225-08

## 0 引言

随着风力涡轮机不断朝着大型化发展, 风轮叶片的直径与扫掠面积不断增大, 风电机组所遭受的不平衡载荷也相应地不断增加<sup>[1]</sup>, 对风电机组载荷的控制也逐渐成为风电机组控制的重要组成部分。为了应对风机大型化所导致的巨大负荷, 如果从设计的角度增加风电机组的机构, 将增加风机的成本, 也限制了其进一步发展。与其用庞大的结构承受, 不如采用智能控制的方法来减少负荷<sup>[2]</sup>。因此, 开展对风机载荷智能控制技术的研究, 对于延长风机使用寿命, 减少发电成本, 有着十分重要的现实意义。

比例积分(PI)控制器以其稳定、安全、高效等优点被广泛地应用于独立变桨控制技术中<sup>[3]</sup>。基于 PI 的独立变桨控制策略是通过卡尔曼变换先将  $abc$  坐标系下的叶根弯矩转换为  $dq$  坐标系下的俯仰弯矩与偏航弯矩, 然后再通过调节 PI 控制器的参数来减小其不平衡载荷<sup>[4]</sup>。传统的 PI 控制器仅适用于线性模型中某一特定工况, 难以有效地抑制强非线性湍流风引起的不平衡负荷<sup>[5]</sup>。所以, 对多输入、多输出的非线性控制问题进行研究是十分必要的。

模型预测控制 (Model Predictive Control,

MPC) 是一类新型的最优控制方法<sup>[6]</sup>, 使用内部预测模型、当前测量值和扰动预测来预测未来一段时间的行为, 以获得最佳输入轨迹。文献[7]提出了一种用于风电机组减载的预测控制方法。文献[8]提出了一种基于模型预测的大型风电机组独立变桨控制策略, 在考虑力矩耦合的情况下建立平均周期模型, 得到了更好的减载效果。文献[9]提出了一种风电机组复合模型预测控制器, 将全风速范围划分为若干不重合的区间进行预测控制。文献[10]提出了一种伪自适应模型预测控制的风电机组控制器, 在线求解基于有功功率和疲劳载荷的双目标成本函数, 在最小化疲劳载荷的前提下最大化功率输出。

已有文献对预测控制问题的研究取得了很多成果, 但多数研究仅考虑单独使用 MPC 控制器对风电机组进行控制, 很少在其输出的基础上考虑到不平衡载荷。为了有效减小风电机组的不平衡载荷, 并稳定风电机组的输出功率, 本文在 MPC 技术的基础上, 提出了一种将径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络与 MPC 相结合的 MPC-RBF 独立变桨控制策略。在此基础上, 通过与传统的 PI 控制器、MPC 控制器的对比分析, 验证在额定风速以上工况下运行时, MPC-RBF 控

收稿日期: 2023-11-23。

基金项目: 湖南省自然科学基金项目(2018JJ4070, 2022JJ50074)。

作者简介: 王欣(1971-), 女, 教授, 硕士生导师, 研究方向为复杂系统建模、智能控制和优化。E-mail: wangxin97p@163.com

制器降低风电机组所承受的不平衡载荷的有效性。

### 1 风电机组系统模型

#### 1.1 气动系统模型

在风能转换系统中,风电机组气动系统通过叶片的机械运动将流经叶片的能量转换为机械能。将气动功率、气动转矩  $T_a$  和风轮推力  $F_a$  进行数学建模。

$$P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p(\lambda, \beta) v^3 \quad (1)$$

$$T_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_T(\lambda, \beta) v^2 \quad (2)$$

$$F_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_F(\lambda, \beta) v^2 \quad (3)$$

式中:  $P_a$  为风机所捕获的空气动能;  $\rho$  为空气密度;  $R$  为叶片半径;  $v$  为风速;  $\beta$  为桨距角;  $\lambda$  为叶尖速比;  $C_p, C_T, C_F$  分别为功率系数、扭矩系数和推力系数,是非线性函数,其值取决于叶片形状、 $\lambda$  和  $\beta$ 。

#### 1.2 传动链系统

大型风电机组的动力学特性呈现为强非线性。为简化分析,此处假设风轮叶片为刚性叶片,则其动力学方程可以简化为一个风轮叶片转速的一次微分方程。

$$J \dot{\omega} = T_a - T_l - T_e \quad (4)$$

式中:  $J_l$  为主轴低速侧总的转动惯量;  $\omega$  为风轮转速;  $T_l$  为气动转矩损失;  $T_e$  为电磁转矩。

#### 1.3 变桨执行器

变桨执行器使得叶片绕纵轴旋转,本文所使用的变桨执行器微分方程为

$$\dot{\beta} = \frac{1}{\tau_\beta} (\beta_{ref} - \beta) \quad (5)$$

式中:  $\beta_{ref}$  为控制器生成的桨距角参考值;  $\tau_\beta$  为执行器的时间常数。

在变桨执行器中,对  $\beta$  的限制条件极为重要,  $\beta$  通常被限制在  $0 \sim 90^\circ$ , 同时其变化速率也被限制在  $-8 \sim 8 \text{ }^\circ/\text{s}$ 。

#### 1.4 状态空间模型

大型风电机组具有强非线性、时变等特点,为了适应于设计的基于旋转和非旋转坐标系下的控制算法,对其进行线性化时须要考虑叶片的方位角,具体的状态空间模型为

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(\theta)x(t) + B(\theta)u(t) \\ y(t) = C(\theta)x(t) + D(\theta)u(t) \\ \dot{\theta}(t) = \omega(t) \end{cases} \quad (6)$$

式中:  $x$  为状态量,表示发电机、塔架和叶片模型的旋转;  $u$  为输入量,其值为 3 个叶片的  $\beta$ ;  $y$  为输出量,输出 3 个叶片的叶根弯矩;  $\theta$  为风轮叶片的方位角;  $A(\theta), B(\theta), C(\theta), D(\theta)$  均为风轮的方位角模型矩阵。

#### 1.5 坐标变换

坐标变换可以得到固定坐标系下的线性时变状态空间方程,更适合于控制器的设计,叶片坐标变换公式为

$$T_\theta = \frac{2}{3} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \cos\theta & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta + \frac{4\pi}{3}\right) \\ \sin\theta & \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$T_\theta^{-1} = \begin{bmatrix} 1 & \cos\theta & \sin\theta \\ 1 & \cos\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{2\pi}{3}\right) \\ 1 & \cos\left(\theta + \frac{4\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta + \frac{4\pi}{3}\right) \end{bmatrix} \quad (8)$$

经过一系列数学变换后,得到  $dq$  坐标系下的风电机组状态空间模型为

$$\begin{cases} \dot{x}_{dq}(t) = A_{dq}(\theta)x_{dq}(t) + B_{dq}(\theta)u_{dq}(t) \\ y_{dq}(t) = C_{dq}(\theta)x_{dq}(t) + D_{dq}(\theta)u_{dq}(t) \end{cases} \quad (9)$$

为得到更为精确的模型,本文将  $\theta$  划分为 36 个区间,对每个区间进行平均周期计算,并利用 MATLAB 数学软件消除与转子  $\theta$  有关的行列,即可得到设计控制器所需要的  $dq$  坐标系下的风电机组状态空间模型。

## 2 控制器设计

### 2.1 有效风速估计

卡尔曼滤波器是一种基于状态空间方程的最优算法,可以用来估计系统的输入和输出。基于卡尔曼滤波的离散状态空间模型为<sup>[11]</sup>

$$\begin{cases} \hat{x}_k = A x_{k-1} + B u_{k-1} + \omega_{k-1} \\ z_k = H x_k + v_k \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\omega_{k-1}$  为过程噪声;  $v_k$  为测量噪声。

$$p(\omega_k) \sim (0, Q) \quad (11)$$

$$p(v_k) \sim (0, R) \quad (12)$$

式中:  $Q, R$  分别为过程噪声和观测噪声的协方差

矩阵。

通过估计误差  $e_k^-$  和后验估计误差  $e_k$  可得其协方差矩阵。

$$P_k^- = E[e_k^- e_k^{-T}] \quad (13)$$

$$P_k = E[e_k e_k^T] \quad (14)$$

离散的卡尔曼滤波观测器工作可分为 4 个步骤。

第一步:赋初值

$$\begin{cases} \hat{x}_{k-1} = x_0 \\ P_{k-1} = P_0 \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\hat{x}_{k-1}, P_{k-1}$  均为初始估计值。

第二步:先验估计

$$\begin{cases} \hat{x}_k^- = A \hat{x}_{k-1} + B u_{k-1} \\ P_k^- = A P_{k-1} A^T + Q \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\hat{x}_k^-, P_k^-$  分别为先验状态变量和先验的误差协方差。

第三步:更新

$$\begin{cases} K_k = P_k^- H^T (H P_k^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_k^- + K_k (z_k - H \hat{x}_k^-) \\ P_k = (I - K_k H) P_k^- \end{cases} \quad (17)$$

式中:  $K_k$  为卡尔曼增益;  $\hat{x}_k$  为后验估计值;  $P_k$  为更新的误差协方差。

第四步:在上述基础上,将先验估计值与修正后的后验估计值相结合,然后重复第二、三步进行迭代计算。

### 2.2 模型预测控制

模型预测控制设计的基础就是预测方程,通过对式(10)所示的状态空间模型进行离散化以及增广变换,并假设短时间内  $\theta_k$  和  $\theta_{k-1}$  的变化很小,可得:

$$\begin{cases} x_m(k+1) = A_m x_m(k) + B_m \Delta u(k) \\ y(k) = C_m x_m(k) \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $x_m(k+1) = [x_{dq}(k+1) \ y_{dq}(k+1)]^T$ 。

对式(18)中的状态量和输出量进行递推计算并写成矩阵形式。

$$Y = Mx(k) + G\Delta U \quad (19)$$

$$Y = [y(k+1), y(k+2), \dots, y(k+N_p)]^T \quad (20)$$

$$\Delta U = [\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+N_c-1)]^T \quad (21)$$

$$M = [CA \ CA^2 \ CA^3 \ \dots \ CA^{N_p}]^T \quad (22)$$

$$G = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ CA^2 B & CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{N_p-1} B & CA^{N_p-2} B & CA^{N_p-3} B & \dots & CA^{N_p-N_c} \end{bmatrix} \quad (23)$$

模型预测控制通过系统最优输入、预测模型输入变量与参考值之间的误差,以及权重参数来调整控制器的性能。此处,定义 MPC 控制器的目标函数为

$$J = \sum_{i=0}^{N-1} [x^T(k+i) Q x(k+i) + u^T(k+i) R u(k+i)] \quad (24)$$

式中:  $Q, R$  均为权重矩阵。

将目标函数化为二次规划形式,带入预测方程,并重新进行数学推导,得到仅由  $u$  为输入变量的新目标函数。

$$J = x^T(k) L x(k) + 2x^T(k) E u(k) + u^T(k) H u(k) \quad (25)$$

式中:  $L = M^T Q M; E = C^T Q M; H = C^T Q C + R$ 。

由于式(25)中第一项为常数,将其省略后,得到所需的二次规划一般形式为

$$J = 2x^T(k) E u(k) + u^T(k) H u(k) \quad (26)$$

参考约束条件为输入值的峰值和输入值的变化速率。

$$\begin{cases} u_{\min} \leq u(k_i) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} \leq u(k_i) - u(k-1) \leq \Delta u_{\max} \end{cases} \quad (27)$$

最后求出  $k$  时刻输入约束的最优解  $\Delta U$ , 取其中的第一组结果,可得最优控制输入量为

$$\begin{cases} \Delta u(k) = [I_{3 \times 3} \ 0 \ \dots \ 0] \Delta U \\ u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \end{cases} \quad (28)$$

### 2.3 RBF 神经网络

RBF 神经网络是一种 3 层前馈网络,包括输入层、隐含层以及输出层(图 1)。从输入层到隐含层空间的变换是非线性的,而从隐含层空间到输

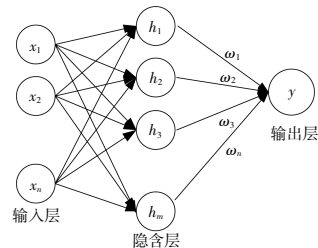


图 1 径向基神经网络结构图  
Fig.1 Radial basis neural network structure

出层的变换是线性的。这种结构在提高学习速度的同时又可以避免局部极小的问题，并且可以以任意精度逼近任意的连续函数<sup>[12]</sup>。

图 1 中,输入为  $x$ ,输入层节点个数为  $n$ ,隐含层节点个数  $m$ , $h_1, h_2 \dots h_m$  分别为隐含层节点的 RBF。

本文所采用的 RBF 为高斯函数。

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|X - C_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (29)$$

式中: $X$  为神经网络的输入向量, $X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ ;  $C_j$  为第  $j$  个节点的基宽参数, $C_j=[c_1, c_2, \dots, c_n]^T$ ;  $b_j$  为方差, $b_j=[b_1, b_2, \dots, b_n]^T$ 。

则 RBF 神经网络自适应控制输出变量为

$$u_k = \sum_{j=1}^m h_j \omega_{k,j} \quad (30)$$

式中: $\omega_{k,j}$  为第  $k$  个神经元的基宽向量。

RBF 神经网络通过自适应控制的自学习能力在线调整神经网络权值、方差以及基宽参数,从而使得独立变桨系统收敛。为使 RBF 神经网络控

制器稳定,设其控制对象为风机输出弯矩,通过风机反馈求出输出弯矩变化误差,设:

$$s = \dot{e} + ce \quad (31)$$

式中: $s$  为切换函数; $c$  为常数; $e$  为输出弯矩的变化误差。

定义 Lyapunov 函数为

$$V = s^2 \quad (32)$$

$V$  通过反复训练可满足 Lyapunov 稳定性的要求,即  $V < 0$ 。式(31)即为 RBF 神经网络权值进行调节的目标,此处采用梯度下降法,可得神经网络的权值为

$$\Delta \omega_j = -\frac{\partial V}{\partial \omega_j} = -s \frac{\partial V}{\partial u} \cdot \frac{\partial u}{\partial \omega_j} = -\gamma s h_j(s) \quad (33)$$

$$\omega_{j,k} = \omega_{j,k-1} - \eta \Delta \omega_j + \alpha (\omega_{j,k-1} - \omega_{j,k-2}) \quad (34)$$

式中: $\gamma$  为神经网络的自适应参数; $\eta(0 \leq \eta \leq 1)$  为神经网络的学习速率; $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$  为动量因子。

综上,本文设计出适用于大型风电机组的独立变桨控制器,图 2 为其控制框图。

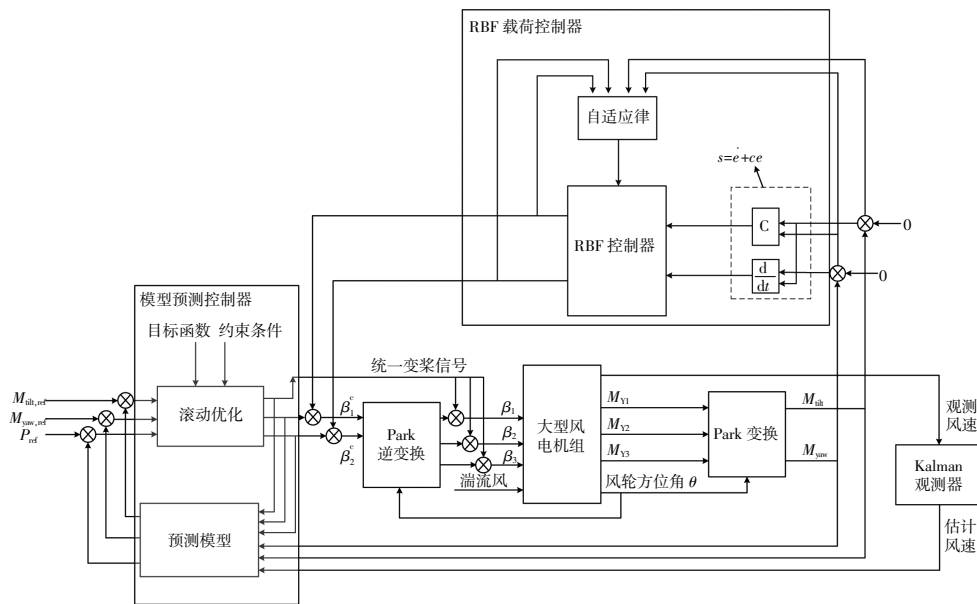


图 2 MPC-RBF 控制策略控制框图

Fig.2 MPC-RBF control strategy control block diagram

### 3 仿真结果及其分析

为验证本文提出的 MPC-RBF 独立变桨控制策略,使用 Matlab/Simulink 软件与美国国家可再生能源实验室(NREL)开发的 OPENFAST<sup>[13]</sup>开源仿真软件进行仿真。所采用的风机仿真模型为 NERL 5 MW 风电机组模型,模型参数见表 1<sup>[14]</sup>。

表 1 5 MW 风电机组模型参数

Table 1 Parameters of 5 MW wind turbine model

参数	数值	参数	数值
额定功率/MW	5	额定风速/m·s <sup>-1</sup>	11.4
风轮直径/m	126	切出风速/m·s <sup>-1</sup>	25
轮毂高度/m	90	叶尖速比	8
切入风速/m·s <sup>-1</sup>	3	传动比	97:1

根据 IEC 61400 国际标准,利用 OPENFAST 软件中的 TurbSim 模块生成实验所需要的湍流风模型,仿真所选用的湍流风如图 3 所示。其平均风速为 17.684 8 m/s,湍流强度为 6.64%。

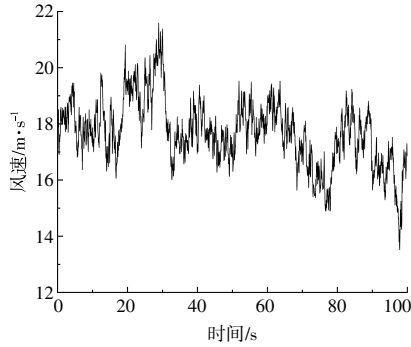


图 3 湍流风

Fig.3 Turbulent wind

### 3.1 卡尔曼滤波观测器有效风速验证

根据卡尔曼滤波观测器对由 TurbSim 模块生成的湍流风模型进行观测,验证结果如图 4 所示。

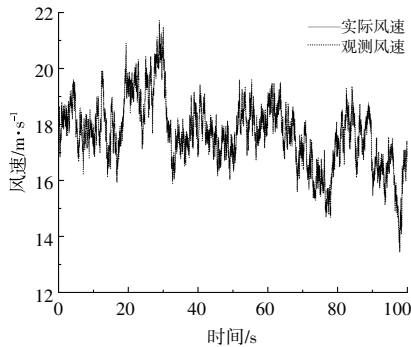


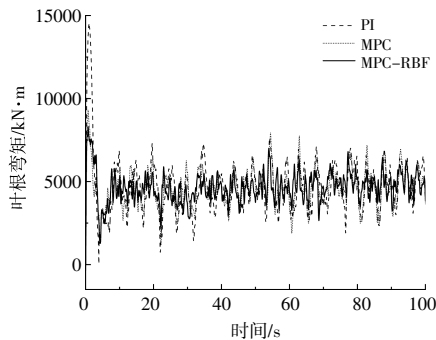
图 4 有效风速验证

Fig.4 Validation of effective wind speed

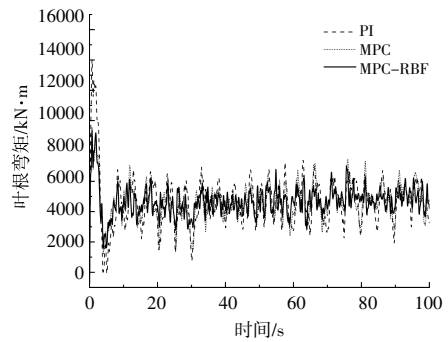
由图 4 可知,实际风速的平均值为 17.684 8 m/s,标准差(STD)为 1.174 9 m/s,观测风速平均值为 17.683 6 m/s,STD 值为 1.180 1 m/s。仿真结果表明,观测风速与实际风速具有较好的一致性。

### 3.2 风电机组载荷特性分析

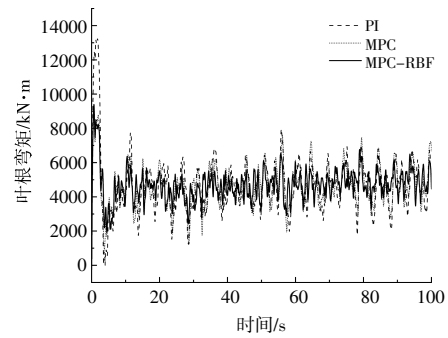
图 5 为 PI 控制器、MPC 控制器与 MPC-RBF



(a)叶片 1



(b)叶片 2



(c)叶片 3

图 5 不同控制策略下不同叶根弯矩对比

Fig.5 Comparison of different leaf root bending moments under different control strategies

控制器下不同叶片的叶根挥舞弯矩曲线。

不同控制策略的性能指标如表 2 所示。

表 2 不同控制策略下不同叶根弯矩控制性能指标

Table 2 Performance indexes of different leaf root bending moment control under different control strategies kN·m

控制策略	叶片 1		叶片 2		叶片 3	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
PI	4 681.04	1 884.89	4 694.02	2 079.45	4 705.49	1 965.70
MPC	4 684.48	1 406.29	4 545.85	1 385.60	4 656.34	1 448.69
MPC-RBF	4 647.98	892.56	4 664.44	926.50	4 679.31	926.99

由图 5 和表 2 可知:3 种控制策略下的叶根弯矩均值接近,相比于传统的 PI 独立变桨控制策略,MPC 独立变桨控制策略波动幅度降低明显,而 MPC-RBF 独立变桨控制策略的波动幅度下降更为明显;与 PI 和 MPC 控制策略相比,叶片 1,2,3 的叶根弯矩的标准差分别降低了 52.6%和 36.5%,55.4%,55.4%和 33.1%,52.8%和 36.1%,。

图 6,7 分别为 PI 控制器、MPC 控制器与 MPC-RBF 控制器在旋转坐标系下的俯仰弯矩和偏航弯矩曲线,对应的性能指标如表 3,4 所示。在旋转坐标系中,在俯仰弯矩和偏航弯矩方面,MPC 独立变桨控制策略的均值略高于 PI 控制策略,但

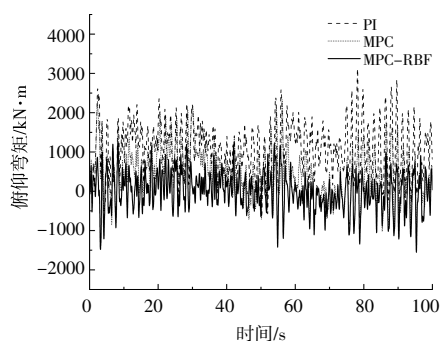


图6 PI, MPC 与 MPC-RBF 控制策略的俯仰弯矩  
Fig.6 Comparison of pitching moments for PI, MPC and MPC-RBF control strategies

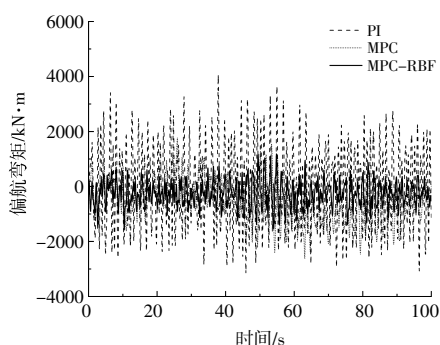


图7 PI, MPC 与 MPC-RBF 控制策略的偏航弯矩  
Fig.7 Comparison of yaw bending moment between PI, MPC and MPC-RBF control strategies

表3 不同控制策略下的俯仰弯矩控制性能指标  
Table 3 Performance indexes of pitching moment control under different control strategies kN·m

控制策略	最大值	最小值	平均值	标准差
PI	3 109.65	-812.22	1 414.51	662.73
MPC	2 442.81	-1 411.73	327.44	657.74
MPC-RBF	1 246.12	-1 553.96	6.103 5	469.61

表4 不同控制策略下的偏航弯矩控制性能指标  
Table 4 Performance index of yaw bending moment control under different control strategies kN·m

控制策略	最大值	最小值	平均值	标准差
PI	2 069.74	-2 403.85	-123.17	766.56
MPC	1 369.63	-1 839.28	-332.65	694.62
MPC-RBF	1 185.17	-1 580.41	-256.64	455.95

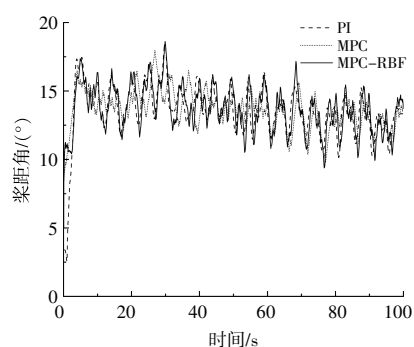
其波动程度则远小于 PI 控制策略, MPC-RBF 独立变桨控制策略比前两种方法更优, 均值和波动程度均小于前者。

由图 6, 7 和表 3, 4 可知: 与 MPC, PI 控制策略相比, MPC-RBF 独立变桨控制策略的载荷降低明显, 而且波动幅度更小; 与 PI 和 MPC 控制策略相比, 俯仰弯矩的标准差分别降低了 29.1% 和 28.6%, 偏航弯矩的标准差分别降低了 40.5% 和

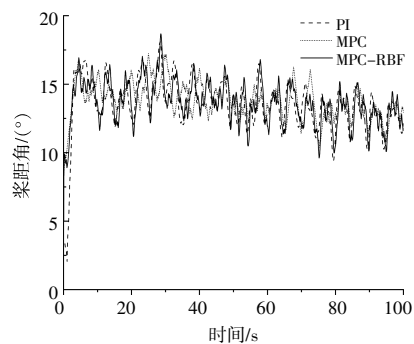
34.3%。

### 3.3 风电机组运行特性分析

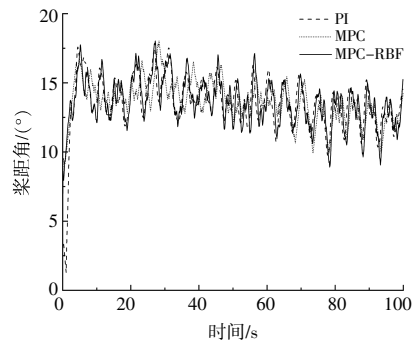
图 8, 9 分别为在湍流风下运行时风电机组的输入桨距角和输出功率曲线, 表 5, 6 分别为风电机组输入桨距角和输出功率的性能指标。由图 8, 9 和表 5, 6 可知: MPC-RBF 控制策略在桨距角控制方面几乎与其他二者一致; 在抑制桨距角波动方面, MPC-RBF 控制策略优于 PI 控制策略, 略逊于 MPC 控制策略; 在抑制功率波动方面, MPC 控制策略与 MPC-RBF 控制策略的效果相近, 均优于 PI 控制策略。



(a) 叶片 1



(b) 叶片 2



(c) 叶片 3

图8 不同控制策略下的输入桨距角

Fig.8 Comparison of input pitch angle under different control strategies

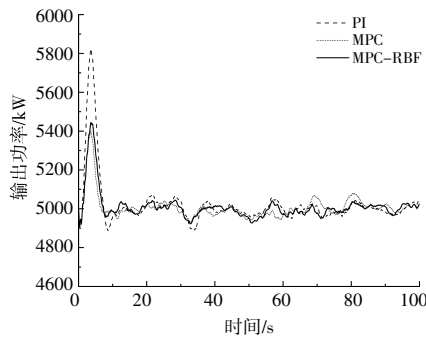


图9 不同控制策略下的输出功率

Fig.9 Comparison of output power under different control strategies

表5 风电机组输入桨距角性能

Table 5 Wind turbine input pitch angle performance indicator (°)

控制策略	标准差(P1)	标准差(P2)	标准差(P3)
PI	2.003	2.049	2.066
MPC	1.441	1.353	1.511
MPC-RBF	1.694	1.611	1.702

表6 风电机组输出功率性能

Table 6 Wind turbine output power performance indicators kW

控制策略	平均值	标准差
PI	5 021.21	177.28
MPC	5 006.68	137.74
MPC-RBF	5 008.21	142.02

#### 4 结论

本文提出了一种 MPC-RBF 独立变桨控制策略,用于风电机组处于额定风速以上运行时,降低其所受的不平衡载荷。

①基于 FAST 软件进行线性化,建立了风电机组叶片系统的平均周期模型,在此基础上,通过坐标变换,得到风电机组低阶状态空间模型,并将风电机组的控制问题转化为二次型优化问题,建立了基于模型预测的独立变桨控制器。通过建立 RBF 神经网络模型进行自适应调节,并与模型预测控制方法相结合,设计出 MPC-RBF 控制器。

②建立了 OPENFAST 与 Matlab/Simulink 风电机组联合仿真控制平台,对 PI, MPC 以及 MPC-RBF 独立变桨控制策略进行仿真比较。MPC-RBF 控制策略比传统的 PI 方法和 MPC 方法更优,对功率波动有一定的抑制作用,同时在具有更优减载能力的情况下不会对变桨动作产生太大的影响,更适用于兆瓦级大型风电机组独立变桨控制器的设计。

#### 参考文献:

- [1] 曹松青,郝万君.基于 NMPC-PID 的大型风电机组独立变桨距载荷控制 [J]. 计算机应用与软件,2020,37(10):34-40.
- [2] Njiri J G, Beganovic N, Do M H, et al. Consideration of lifetime and fatigue load in wind turbine control [J]. Renewable Energy, 2019, 131: 818-828.
- [3] 杨文韬,耿华,肖帅,等.大型风电机组的比例-积分-谐振独立变桨距控制策略 [A]. 北京电力电子学会 2017 电力电子论坛[C].北京:北京电力电子学会,2017.
- [4] Petrovic V C, Jelavic M, Baotic M. Advanced control algorithms for reduction of wind turbine structural loads [J]. Renewable Energy, 2015, 76: 418-431.
- [5] Sardi H E S, Escobet T, Puig V, et al. Health-aware model predictive control of wind turbines using fatigue prognosis [J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2018, 32(4): 614-627.
- [6] 付鹏武,周念成,王强钢,等.基于时滞模型预测控制算法的网络化 AGC 研究[J].电工技术学报,2014,29(4):188-195.
- [7] Liu W, Li C, Liu Y, et al. Predictive control of wind turbine for load reduction during ramping events [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2017, 93: 135-145.
- [8] 唐世泽.大型海上风电机组多目标协调优化变桨控制方法研究[D].北京:华北电力大学,2023.
- [9] 田德,陈忠雷,邓英.基于复合 MPC 算法的风电机组降载控制[J].农业工程学报,2020,36(21):65-70.
- [10] Srinivasa Sudharsan G, Natarajan K, Rahul S G, et al. Active power control in horizontal axis wind turbine considering the fatigue structural load parameter using psuedo adaptive-model predictive control scheme [J]. Sustainable Energy Technologies and Assessments, 2023, 57: 103166.
- [11] Grewal M S, Andrews A P. Kalman Filtering: Theory and Practice Using MATLAB [M]. Hoboken: Wiley, 2015. 293-353.
- [12] 王欣,秦斌,周浩,等.基于 RBF 网络的风电机组变桨距滑模控制[J].电工技术学报,2013,28(5):37-41.
- [13] J M Jonkman, M L Jr Buhl. Fast user's guide - updated August 2005 [EB/OL]. <https://www.nrel.gov/docs/fy06osti/38230.pdf>, 2005-10-20.
- [14] Jonkman J M, Butterfield S P, Musial W D, et al. Definition of a 5-MW reference wind turbine for offshore system development [EB/OL]. <https://www.nrel.gov/docs/fy09osti/38060.pdf>, 2009-02-01.

## Individual pitch control strategy for large wind turbines based on MPC–RBF control

Wang Xin, Li Yuming, Qin Bin

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

**Abstract:** Aiming at the unbalanced load that the wind turbine is subjected to when it operates above the rated wind speed, an independent pitch control strategy that combines the Radial Basis Function (RBF) neural network and Model Predictive Control (MPC) is proposed. A mean–period state–space model suitable for controller design is established by means of wind turbine dynamics equations and coordinate transformations. On the basis of Kalman state observer, the model predictive control is used to adjust the pitch angle of the wind turbine instantaneously and the RBF controller to suppress the loads, and then the required independent pitch controller is designed. Taking the NERL 5 MW wind turbine platform as an example, the load characteristics of the independent pitch control strategies based on Proportional Integral (PI), MPC, and MPC–RBF are analysed under turbulent winds, as well as their operating characteristics. Simulation results indicate that the method can reduce the load efficiently, improve the operating life of the wind turbine, and have a better suppression effect on the power fluctuation.

**Keywords:** wind turbines; load shedding; independent pitch control; model predictive control