

基于 NMPC-PID 的大型风电机组独立变桨距载荷控制

曹松青 郝万君*

(苏州科技大学电子与信息工程学院 江苏 苏州 215009)

摘要 为了更有效地减小大型风电机组在高风速区运行时的不平衡载荷,提出一种将非线性预测控制与 PID 控制相结合的独立变桨距控制策略。该控制策略采用 RBF 神经网络对风电机组的模型进行在线辨识和校正,并基于辨识的模型进行预测控制,以解决工况点转移、模型参数摄动的问题。为克服外部不可测量扰动的影响,在俯仰力矩和偏航力矩的通道上各添加一个 PID 控制器进行反馈补偿。以高风速区俯仰力矩和偏航力矩控制问题为例,通过 MATLAB 中的 Simulink 平台验证了所提方法的可行性和有效性。仿真结果表明:所提出的 NMPC-PID 控制策略能够有效解决内外扰动,具有较强的鲁棒性;在同等条件下,该方法比 MPC 和 NMPC 具有更优的控制性能。

关键词 非线性预测控制(NMPC) RBF 神经网络 风电机组 独立变桨 载荷控制

中图分类号 TP29 **文献标志码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.10.006

INDIVIDUAL PITCH LOAD CONTROL OF LARGE WIND TURBINES BASED ON NMPC-PID

Cao Songqing Hao Wanjun*

(Institute of Electronics and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, Jiangsu, China)

Abstract In order to reduce the unbalanced load of large wind turbines in high wind speed region more efficiently, we propose an independent pitch control strategy combining nonlinear predictive control and PID control. The control strategy used RBF neural network to identify and correct the wind turbine model online, and the predictive control was carried out based on the identified model, so that the problem of working point transfer and model parameter perturbation could be solved. In order to overcome the influence of external unmeasurable disturbance, a PID controller was added to the channels of pitching moment and yaw moment for feedback compensation. Taking the pitching moment and yaw moment control problem in high wind speed zone as an example, the feasibility and effectiveness of our method were verified on MATLAB/Simulink platform. The simulation results show that the proposed NMPC-PID control strategy can effectively solve internal and external disturbance, and it has strong robustness. Under the same conditions, our method has better control performance than MPC and NMPC.

Keywords Nonlinear model predictive control (NMPC) RBF neural network Wind turbine Individual pitch Load control

0 引言

随着风电机组向着大型化方向不断发展,风轮直径和扫掠面积不断增大,机组的疲劳载荷也相应增加,除了基本的功率控制需求,载荷控制也逐渐成为机组控制的重要组成部分^[1-3]。由于独立变桨距控制可以

有效解决桨叶和塔架等部件的载荷在时间和空间上的不均匀问题,因此可以用独立变桨调节来减小叶根挥舞弯矩,实现载荷控制^[4-5]。

在独立变桨距控制方面,近年来国内外学者进行了大量研究。文献[4,6]提出了基于前馈-反馈结构的 LQG 独立变桨距控制,可以很好地减小不平衡载荷。文献[7]引入了带增益调度的统一变桨距控制,在此

基础上附加基于 LQR 的独立变桨距控制,在稳定输出功率的同时有效降低了零部件的疲劳载荷。然而, LQG/LQR 方法的优化是离线方式,难以顾及不确定性的影响,从而难以保证全局最优。文献[8-9]分别提出基于径向基函数(RBF)神经网络 PID 的独立变桨控制和基于神经网络模型的预测自适应 PID 控制策略,虽然能分别降低俯仰载荷和偏航载荷,但忽略了 d 轴载荷控制和 q 轴载荷控制之间的耦合关系。文献[10]将线性模型预测控制用于对风电机组的独立变桨距控制,在一定程度上减小了风机载荷,但未考虑工况点偏移、模型失配和外界不可测干扰等影响。文献[11]提出了基于非线性模型预测控制的独立变桨控制,但其研究对象是海上浮动风电机组,而本文的研究针对陆上风电机组。

为了有效减小轮毂中心的俯仰力矩和偏航力矩,本文提出了基于 NMPC-PID 的大型风电机组独立变桨距载荷控制策略。利用 RBF 神经网络对风电机组模型进行在线辨识和校正,在预测模型中对风电机组的输出进行预测,并将风速作为可测量扰动在预测模型中加以考虑。为进一步减小外部不确定性扰动的影响,在俯仰力矩和偏航力矩的控制通道上分别添加一个 PID 控制器进行反馈补偿。

1 风电机组模型

大型风电机组的空气动力学特性呈强非线性^[12]。为了简化分析,将桨叶视为刚性叶片,并对气动载荷非线性模型在稳态工作点附近进行线性化,可得线性周期时变模型^[13]。利用 Coleman 变换(又称 Park 变换),可实现风轮旋转坐标系与轮毂固定坐标系之间的变量变换,从而可将周期时变模型转换为线性定常模型^[4,14]:

$$J\dot{\omega} = -3h_{M_x}\dot{x}_{fa} + 3k_{M_x}\beta_1^{cm} + 3h_{M_x}u_1^{cm} - T_g \quad (1)$$

$$m_{tw}\ddot{x}_{fa} = -s_{tw}x_{fa} - (d_{tw} + 3h_{F_x} - \frac{81R_b}{32H^2}h_{M_z})\dot{x}_{fa} + 3k_{F_x}\beta_1^{cm} + \frac{9}{4H}k_{M_z}\beta_2^{cm} + 3h_{F_x}u_1^{cm} + \frac{9}{4H}h_{M_z}u_2^{cm} \quad (2)$$

$$M_{\text{tilt}} = -\frac{27R_b}{16H}h_{M_z}\dot{x}_{fa} - \frac{3}{2}k_{M_z}\beta_2^{cm} - \frac{3}{2}h_{M_z}u_2^{cm} \quad (3)$$

$$M_{\text{yaw}} = \frac{3}{2}k_{M_z}\beta_3^{cm} + \frac{3}{2}h_{M_z}u_3^{cm} \quad (4)$$

式中: i 表示第 i 片桨叶, $i = 1, 2, 3$; ω 为风轮转速; J 为风轮及传动系统折算到风轮上的转动惯量; T_g 为发电机电磁转矩; β_i^{cm} 、 u_i^{cm} 分别为变换到轮毂固定坐标系上的桨距角和风速; x_{fa} 为塔架俯仰位移; \dot{x}_{fa} 为塔架俯仰

速度,记为 v_{fa} ; m_{tw} 、 s_{tw} 和 d_{tw} 分别为塔顶等效质量、弹性系数和阻尼系数; R_b 为风轮叶片半径; H 为塔架高度; M_{tilt} 、 M_{yaw} 分别为俯仰力矩和偏航力矩; h_{M_z} 、 k_{M_z} 、 h_{F_x} 、 k_{F_x} 、 h_{M_x} 、 k_{M_x} 分别为工作点附近线性化处理后的系数,具体计算如下^[12]:

$$h_{M_z} = \frac{\partial M_{zi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial \beta_i}; \quad k_{M_z} = \frac{\partial M_{zi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial \beta_i}$$

$$h_{F_x} = \frac{\partial F_{xi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial v_{fi}}; \quad k_{F_x} = \frac{\partial F_{xi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial \beta_i}$$

$$h_{M_x} = \frac{\partial M_{xi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial v_{fi}}; \quad k_{M_x} = \frac{\partial M_{xi}(v_{fi}, \beta_i)}{\partial \beta_i}$$

式中: M_{zi} 、 F_{xi} 分别为第 i 个叶片根部挥舞方向上的力矩和力, M_{xi} 、 F_{zi} 分别为第 i 个叶片根部摆振方向上的力矩和力, β_i 为第 i 个叶片的桨距角, v_{fi} 为叶片挥舞方向的相对有效风速,可以表示为^[12]:

$$v_{fi} = u_i - \dot{x}_{fa} + \sin(\psi_i) \frac{3}{2H} \cdot \frac{3R_b}{4} \dot{x}_{fa} \quad (5)$$

式中: u_i 为第 i 片桨叶上的等效风速, ψ_i 为第 i 片桨叶的方位角。假定第一片桨叶的方位角为 ψ , 则有:

$$\begin{cases} \psi_1 = \psi \\ \psi_2 = \psi + \frac{2\pi}{3} \\ \psi_3 = \psi + \frac{4\pi}{3} \end{cases} \quad (6)$$

由式(1)可实现包括转速控制和转矩控制的风电机组功率控制^[6],而本文的研究重点是载荷控制,因此式(2) - 式(4)是设计控制器的关键依据。设状态变量 $\mathbf{x} = [x_{fa} \quad \dot{x}_{fa}]^T$, 控制变量 $\mathbf{u} = [\beta_2^{cm} \quad \beta_3^{cm}]^T$, 输出变量为 $\mathbf{y} = [M_{\text{tilt}} \quad M_{\text{yaw}}]^T$, 将风速 $\mathbf{v} = [u_1^{cm} \quad u_2^{cm} \quad u_3^{cm}]^T$ 视为可测量扰动,由式(2) - 式(4)可得大型风电机组独立变桨距载荷控制的状态空间表达:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}_\beta\mathbf{u} + \mathbf{B}_v\mathbf{v} \\ \mathbf{y} &= \mathbf{C}\mathbf{x} + \mathbf{D}_\beta\mathbf{u} + \mathbf{D}_v\mathbf{v} \end{aligned} \quad (7)$$

$$\text{式中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\frac{s_{tw}}{m_{tw}} & -\frac{(d_{tw} + 3h_{F_x} - \frac{81R_b}{32H^2}h_{M_z})}{m_{tw}} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{B}_\beta = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \frac{9}{4H}k_{M_z} & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{B}_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 3h_{F_x} & \frac{9}{4H}h_{M_z} & 0 \\ m_{tw} & m_{tw} & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{27R_b}{16H} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}; \quad \mathbf{D}_\beta = \begin{bmatrix} -\frac{3}{2}k_{M_z} & 0 \\ 0 & \frac{3}{2}k_{M_z} \end{bmatrix}$$

$$D_u = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{3}{2}h_{M_z} & 0 \\ 0 & 0 & \frac{3}{2}h_{M_z} \end{bmatrix}$$

2 控制器设计

由上节内容可知, h_{M_z} 、 k_{M_z} 、 h_{F_x} 、 k_{F_x} 、 h_{M_x} 、 k_{M_x} 为风电系统在典型工况点附近线性化处理后的系数,若采用 LQG、MPC 等线性控制策略固然可以在典型工况点及其邻域内取得较好的控制效果,但不可否认的是,模型参数会随风速变化而改变,当系统的实际工况点偏离平衡点较大时,线性控制策略的控制性能会大大下降。同时,外部不可测量的噪声干扰具有随机性和不确定性,同样会对系统的控制性能产生较大的影响。为此,本文将非线性模型预测控制与 PID 控制相结合,提出基于 NMPC-PID 的独立变桨距载荷控制策略。PID 在外部干扰状态下具有较好的控制效果;NMPC 在处理内部噪声、模型失配及工作点偏移方面具有一定的优势^[15]。

2.1 基于神经网络的非线性模型预测控制器

神经网络具有并行机制、自学习和自适应能力,能够学习与适应不确定系统的动态特性,具有很强的鲁棒性和容错性^[16]。非线性模型预测控制通过控制局部线性化轨迹,使非线性模型找到最小化的目标函数,具有较好的动态控制效果^[17-18]。用神经网络取代系统的非线性模型进行预测,有望实现较佳的预测效果和控制效果。

2.1.1 基于 RBF 神经网络的风电机组模型辨识

外部干扰、工况点转移等因素均会导致模型参数摄动,所以式(7)中的 A 、 B_β 、 B_u 、 C 、 D_β 、 D_u 都是动态变化的。因此,本文采用人工神经网络对系统模型进行在线辨识,不断修正线性化模型,以解决模型失配的问题。

由于 RBF 神经网络无论在逼近能力、分类能力和学习速度方面均优于 BP 神经网络^[19],故本文采用 RBF 神经网络辨识大型风电机组的模型。RBF 神经网络是一种三层前馈网络,其存在最佳逼近且唯一^[20]。由式(3)和式(4)可见,大型风电机组的俯仰力矩 M_{tilt} 和偏航力矩 M_{yaw} 受塔架俯仰速度 v_{fa} 、桨距角 $\beta_2^{\text{cm}} - \beta_3^{\text{cm}}$ 、风速 $u_2^{\text{cm}} - u_3^{\text{cm}}$ 的影响。为了精确地辨识风电机组的模型以便于后续预测控制器的设计,利用过去时刻的状态变量 $v_{\text{fa}}(t-1)$ 、 $v_{\text{fa}}(t-2)$,过去时刻的桨距角 $\beta_2^{\text{cm}}(t-1)$ 、 $\beta_2^{\text{cm}}(t-2)$ 、 $\beta_3^{\text{cm}}(t-1)$ 、 $\beta_3^{\text{cm}}(t-2)$,过去时刻的风速扰动 $u_2^{\text{cm}}(t-1)$ 、 $u_2^{\text{cm}}(t-2)$ 、 $u_3^{\text{cm}}(t-1)$ 、 $u_3^{\text{cm}}(t-2)$,过去时刻的输出 $M_{\text{tilt}}(t-1)$ 、 $M_{\text{tilt}}(t-2)$ 、

$M_{\text{yaw}}(t-1)$ 、 $M_{\text{yaw}}(t-2)$,对风电机组当前时刻的输出 $M_{\text{tilt}}(t)$ 、 $M_{\text{yaw}}(t)$ 进行递归预测,从而不断逼近真实系统模型。因此该神经网络模型具有 14 个输入、2 个输出,18 个隐含层,其结构如图 1 所示。

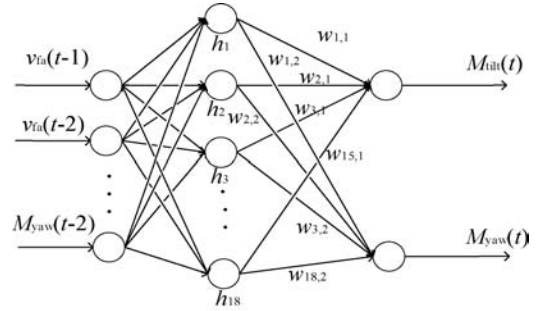


图1 RBF神经网络结构图

其中: $h_j(j = 1, 2, \dots, 18)$ 为隐含层第 j 个神经元的输出,它是一个高斯基函数:

$$h_j = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_j\|^2}{2b_j^2}\right) \quad (8)$$

式中: \mathbf{c}_j 为隐含层第 j 个神经元高斯基函数的中心向量, b_j 为隐含层第 j 个神经元高斯基函数的宽度。

RBF 网络的输出为隐含层的线性映射:

$$y_1(t) = M_{\text{tilt}}(t) = \sum_{j=1}^{18} h_j w_{j,1} \quad (9)$$

$$y_2(t) = M_{\text{yaw}}(t) = \sum_{j=1}^{18} h_j w_{j,2}$$

式中: $w_{j,i}(i = 1, 2)$ 为第 j 个隐含层节点与第 i 个输出节点之间的连接权值。

图 2 所示为利用神经网络辨识风电机组预测模型的框图。采用正向建模的方法, RBF 神经网络与待辨识的风电机组独立变桨距系统具有公共输入,两者的输出误差作为网络的训练信号,通过不断地训练使误差指标尽可能地小,从而使神经网络的输出不断逼近风电机组的实际输出。其中,误差指标定义为:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^q (y_i^p - \hat{y}_i^p)^2 = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^N \sum_{i=1}^q e_i^2 \quad (10)$$

式中: N 为模式样本对数; y_i^p 表示在样本 p 作用下的第 i 个神经元的期望输出; \hat{y}_i^p 表示在样本 p 作用下的第 i 个神经元的实际输出; e_i 表示绝对误差。

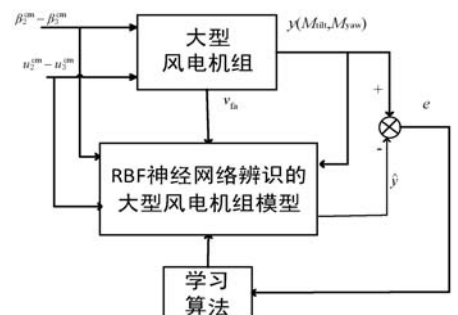


图2 神经网络辨识风电机组预测模型的框图

采用 k-均值聚类算法调整中心向量,采用 P-最邻近算法计算隐含层节点 b_j 的宽度^[21]。RBF 网络的隐含层与输出层之间的连接权值 $w_{j,i}$ 为^[19]:

$$w_{j,i}(i+1) = w(i) + \eta(y_i - \hat{y}_i)h_j/h^T h \quad (11)$$

式中: η 为学习效率,通常取 $0 < \eta < 1$ ^[19]。

2.1.2 预测模型

预测模型是实现优化控制的前提^[22]。在辨识出大型风电机组在不同工况点的系统模型后,在相应工况点利用线性化状态空间形式即式(7),可预测风电机组未来的输出。

由于风电机组是一个具有大惯性的系统,其测量输出和输入之间总是存在一定的延迟,所以式(7)中输入 u 到输出 y 之间不能“直接馈通”^[19]。为此,定义变量 \tilde{y} 如下:

$$\tilde{y} = y - (D_\beta u + D_u v) \quad (12)$$

将式(7)等价变换为:

$$\dot{x} = Ax + B_\beta u + B_u v \quad (13)$$

$$\tilde{y} = Cx$$

将式(13)离散化后,得:

$$x(k+1) = A_D x(k) + B_{\beta,D} u(k) + B_{u,D} v(k) \quad (14)$$

$$\tilde{y}(k) = Cx(k)$$

式中: $A_D = \ln A / T_s$; $B_{\beta,D} = B_\beta / \int_0^{T_s} e^{A\tau} d\tau$; $B_{u,D} = B_u / \int_0^{T_s} e^{A\tau} d\tau$; T_s 为系统的采样时间,本文中取 $T_s = 0.2$ 。

假设塔架的俯仰位移和速度均可测,设控制时域为 M ,预测时域为 P ,则由预测模型式(14)可以计算出在控制量为 $u(k), u(k+1), \dots, u(k+M-1)$ 的作用下未来 P 个时刻风电机组的预测输出:

$$\tilde{Y}(k) = F_y x(k) + G_y U(k) + P_y v(k) \quad (15)$$

式中: $\tilde{Y}(k) = [\tilde{y}(k+1), \tilde{y}(k+2), \dots, \tilde{y}(k+P)]^T_{(2P \times 1)}$; $U(k) = [u(k), u(k+1), \dots, u(k+M-1)]^T_{(2P \times 2)}$; $F_y = [A_D^1, A_D^2, \dots, A_D^P]^T_{(2P \times 2)}$; $P_y = [C_D B_{u,D},$

$$\sum_{i=1}^2 C_D A_D^{i-1} B_{u,D}, \dots, \sum_{i=1}^P C_D A_D^{i-1} B_{u,D}]^T_{(2P \times 2)}$$

$$G_y = \begin{bmatrix} C_D B_{\beta,D} & 0 & \dots & 0 \\ C_D A B_{\beta,D} & C_D B_{\beta,D} & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_D A^{P-1} B_{\beta,D} & \sum_{i=1}^{P-1} C_D A^{i-1} B_{\beta,D} & \dots & \sum_{i=1}^{P-M+1} C_D A^{i-1} B_{\beta,D} \end{bmatrix}_{(2P \times 2M)}$$

本文取控制时域 $M = 5$,预测时域 $P = 10$ 。

2.1.3 滚动优化

针对式(15)中预测输出,所考虑的风电机组的最

佳控制问题可以描述如下:目标是确定从该时刻起的 M 个控制量 $u(k), u(k+1), \dots, u(k+M-1)$,使风电机组在其作用下未来 P 个时刻的俯仰力矩和偏航力矩尽可能接近期望值 0,同时抑制变桨动作的剧烈变化,从而使性能指标 J 最小化。 J 的表示如下:

$$J = \|Y_r(k) - \tilde{Y}(k)\|_{Q_y}^2 + \|U(k)\|_{R_y}^2 \quad (16)$$

式中: $Y_r(k) = [0, \dots, 0]^T_{(2P \times 1)}$; $Q_y = \begin{bmatrix} q_1 & 0 \\ 0 & q_2 \end{bmatrix}$ 为输出

加权矩阵; $R_y = \begin{bmatrix} q_3 & 0 \\ 0 & q_4 \end{bmatrix}$ 为控制加权矩阵。

约束条件为^[23]:

$$\begin{cases} 0^\circ \leq \beta_1^{cm}(k) \leq 45^\circ \\ 0^\circ \leq \beta_2^{cm}(k) \leq 45^\circ \\ -10^\circ \leq \beta_1^{cm}(k) - \beta_1^{cm}(k-1) \leq 10^\circ \\ -10^\circ \leq \beta_2^{cm}(k) - \beta_2^{cm}(k-1) \leq 10^\circ \end{cases} \quad (17)$$

式(16)等号右侧第一项用于惩罚风电机组的俯仰力矩、偏航力矩与参考轨迹的偏差,确保跟踪误差最小化;第二项用于优化桨距角的调节,在保证控制性能的前提下,尽量减小变桨动作的剧烈动作。由于变桨执行机构的调节范围有限,因此需要对桨距角的大小和增量施加约束(如式(17)所示),以降低其机械疲劳,延长使用寿命。

MATLAB 优化工具箱中的 `fmincon()` 函数可以处理线性、非线性的等式约束和不等式约束,可用来求解上述优化问题以获得最优控制序列 $u(k), u(k+1), \dots, u(k+M-1)$ ^[24]。

按上述方法求出控制量之后,预测控制仅将当前控制量 $u(k)$ 作用于风电机组,到下一个采样时刻,再将 $k+1$ 时刻的控制量 $u(k+1)$ 作用于风电机组,以此类推,在任一采样时刻 r ,都将该时刻对应的控制量 $u(k+r)$ 作用于风电机组,如此滚动进行,即所谓的“滚动优化”。

2.2 基于 PID 的反馈控制器

由于状态变量 $x(k)$ 可测,故在每一时刻实测到的 $x(k)$ 可直接用来对该时刻的预测和优化作初始定位,自然实现了反馈校正,故通常情况下不再引入额外的校正措施^[21]。实质上,这种自然的反馈是一种状态反馈,系统状态变量能够全面地反映系统内部特性,因此状态反馈比传统的输出反馈更能有效地改善系统性能^[25]。

由于大型风电机组的运行环境往往非常恶劣,大气湍流、塔架振动等各种不确定性外部干扰以及未建模动态均会影响控制效果,使输出俯仰力矩和偏航力矩偏离期望值,因此有必要采取措施进行补偿控制。

PID 控制是一种基于偏差的控制,具有原理简单、使用方便、适应性强、鲁棒性强、不依赖于精确建模等优点,因而得到了广泛的应用。本文在非线性模型预测控制的基础上,分别在俯仰力矩和偏航力矩通道上各添加一个 PID 控制器进行闭环反馈调节,对各种不确定性扰动和未建模动态进行补偿,以达到加快风电机组响应速度、降低超调、消除稳态误差的目的。

如 2.1.3 节所述,为了有效抑制大型风电机组的不平衡载荷,期望的风电机组的俯仰力矩和偏航力矩应设为常值 0,故本文中系统的给定输出为 $y_{ref} = [M_{tilt,ref} \ M_{yaw,ref}]^T = [0 \ 0]^T$ 。其控制结构如图 3 所示。

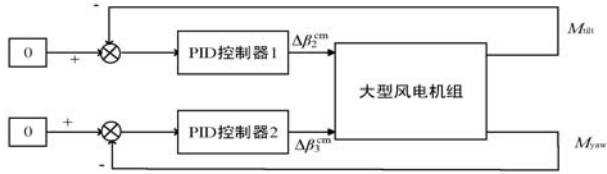


图 3 PID 载荷反馈控制结构图

3 仿真与分析

为了验证所提控制策略,在 MATLAB 的 Simulink 中搭建大型风力发电机组模型,然后将所提方法 (NMPC-PID) 与线性预测控制 (MPC)、非线性预测控制 (NMPC) 分别进行仿真对比。3MW 风力发电机组的参数测定是在湍流强度为 0.1、风速为 18 m/s 的情况下进行的^[6]。机组的主要参数和气动载荷系数分别如表 1 和表 2 所示。

表 1 3MW 风力发电机在参数

参数	数值
塔架高度 H/m	82.61
发电机转动惯量 $J_g/(kg \cdot m^2)$	210
轮毂高度 H_{hub}/m	84.71
塔顶等效质量 m_{tw}/kg	1.761 4e5
塔架的弹性系数 $s_{tw}/(N \cdot m^{-1})$	1.235e6
塔架的阻尼系数 $d_{tw}/(Ns \cdot m^{-1})$	2.974 6e3
风轮转动惯量 $J_r/(kg \cdot m^2)$	16e6

表 2 3MW 风机气动载荷系数

符号	数值
$h_{Fx}/[N \cdot (m \cdot s)^{-1}]$	12.143 4e3
$h_{Mx}/[Nm \cdot (m \cdot s)^{-1}]$	1.769 6e5
$h_{Fz}/[N \cdot (m \cdot s)^{-1}]$	-2.64e3
$h_{Mz}/[Nm \cdot (m \cdot s)^{-1}]$	4.962 8e5
$k_{Fx}/[N \cdot (^\circ)^{-1}]$	-5.905 8e5

续表 2

符号	数值
$k_{Mx}/[Nm \cdot (^\circ)^{-1}]$	-1.143 9e5
$k_{Fz}/[N \cdot (^\circ)^{-1}]$	-0.669e3
$k_{Mz}/[Nm \cdot (^\circ)^{-1}]$	-1.105 52e5

风速曲线如图 4 所示,仿真时间为 70 m/s,轮毂处的平均风速 v_{hub} 为 18 m/s,湍流强度为 A 类级别,在 0~20 s 期间加入最大值为 2 m/s 的渐变风,以模拟工况点的转移,20 s 以后为相对平稳的风速。三个叶片上的风速分别为 v_{blade1} 、 v_{blade2} 、 v_{blade3} 。

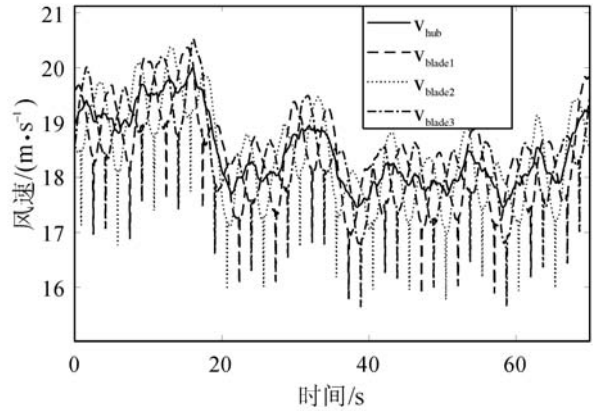
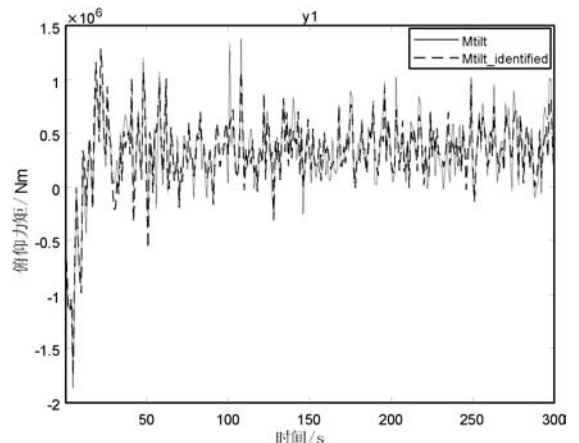


图 4 风速曲线

控制系统优化结果如图 5 所示。施加相同的风速条件,在没有控制器作用的情况下,将模型参数变化 $\pm 10\%$,比较实际风电机组模型与辨识出的风电机组模型的输出。图 5(a) 为实际风电机组的输出俯仰力矩 (M_{tilt}) 与辨识出的风电机组的输出俯仰力矩 ($M_{tilt_identified}$) 的对比图;图 5(b) 为实际风电机组的输出偏航力矩与辨识出的风电机组的输出偏航力矩 ($M_{yaw_identified}$) 的对比图。可见,俯仰力矩和偏航力矩曲线的吻合程度是比较高的。经计算,俯仰力矩的均方差约为 312.538 Nm,偏航力矩的均方差约为 237.549 Nm,相对于其数量级而言很小,辨识精度较高。



(a) 俯仰力矩

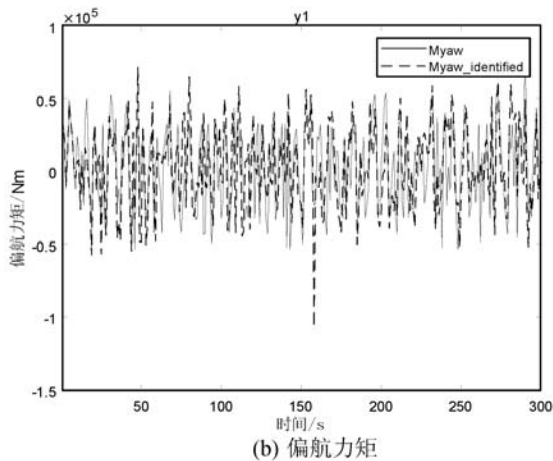


图 5 系统优化结果

为验证所提控制策略的效果,将其分别与 MPC 和 NMPC 进行对比。图 6 所示为模型参数摄动导致建模误差情况下的仿真结果,模型参数的变化范围为 $\pm 10\%$,表 3 所示为模型失配情况下的性能对比。由图 6(a)和图 6(b)可见,在 0~20 s 工况点转移的阶段,基于 MPC 的独立变桨控制由于只针对典型工况点且依赖于精确建模,故性能有所下降,俯仰力矩出现较大的超调,偏航力矩的波动幅度也有所增加;相对而言,基于 NMPC-PID 的控制策略由于不断地对模型进行辨识和校正,从而能够很好地处理工况点转移及模型失配带来的非线性问题,在整个仿真时段内俯仰力矩和偏航力矩具有更好的稳定性,平均值 $AVG(M_{\text{tilt}})$ 和 $AVG(M_{\text{yaw}})$ 分别比采用 MPC 时更接近期望值 0,且波动范围更小,均方差 $STD(M_{\text{tilt}})$ 和 $STD(M_{\text{yaw}})$ 分别比采用 MPC 时减小了 78.1% 和 55.9%。

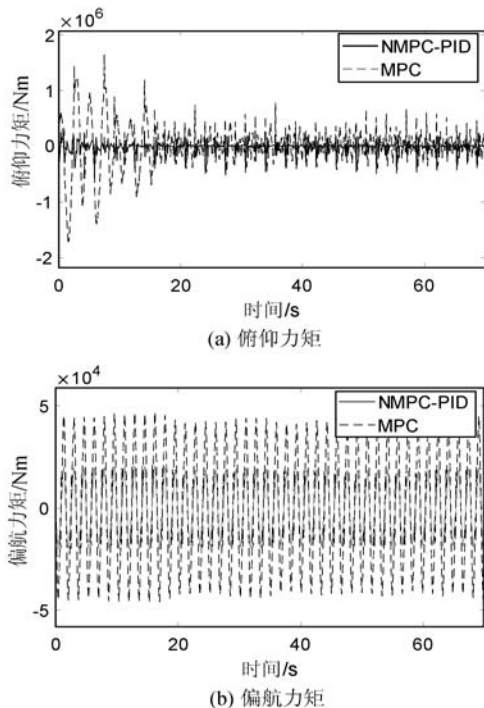


图 6 模型失配情况下的仿真结果

表 3 模型失配情况下的性能对比

方法	AVG(M_{tilt})	STD(M_{tilt})	AVG(M_{yaw})	STD(M_{yaw})
NMPC-PID	-1.329 0e4	8.160 6e4	-245.410 9	1.003 8e4
MPC	-2.148 7e4	3.731 4e5	-566.160 5	2.274 9e4

图 7 所示为外界扰动作用下的仿真结果,通过在俯仰力矩和偏航力矩的通道上添加强度为 1×10^4 的白噪声,模拟塔架、机舱、桨叶振动以及传感器测量噪声等各种不确定的、不可测量的外界环境干扰,表 4 所示为外界干扰情况下的性能对比。由图 7 可见,由于 NMPC 不能预测外部的不可测量干扰,所以 NMPC 控制下的俯仰力矩和偏航力矩波动范围相对较大;与之相比,NMPC-PID 引入了 PID 反馈调节对外部干扰进行补偿控制,所以俯仰力矩和偏航力矩的变化幅度较小,其平均值 $AVG(M_{\text{tilt}})$ 和 $AVG(M_{\text{yaw}})$ 分别比采用 NMPC 时更接近期望值 0,具有更好的稳态性能,均方差 $STD(M_{\text{tilt}})$ 和 $STD(M_{\text{yaw}})$ 比采用 NMPC 时减小了约 56.1% 和 75.6%,具有更强的鲁棒性。

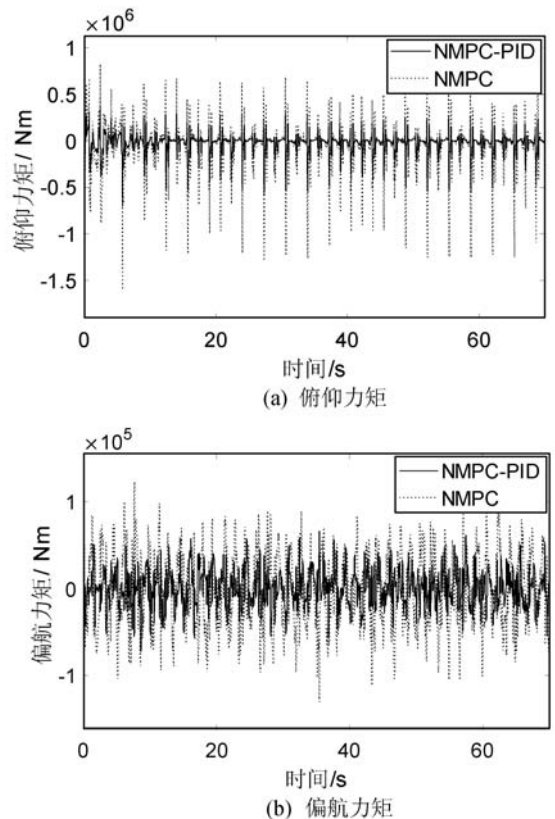


图 7 外界干扰情况下的仿真结果

表 4 外界干扰情况下的性能对比

方法	AVG(M_{tilt})	STD(M_{tilt})	AVG(M_{yaw})	STD(M_{yaw})
NMPC-PID	-2.175 5e4	1.012 3e5	6.957 1e2	1.003 8e4
NMPC	-5.133 0e4	2.304 8e5	-1.391 2e3	4.109 7e4

4 结 语

本文将非线性模型预测控制(NMPC)与PID控制相结合,用于大型风电机组的独立变桨距控制。首先运用机理方法对风电机组进行建模,然后针对风机偏离工况点导致模型参数失配而呈现非线性的问题,采用RBF神经网络对机组模型进行在线辨识和微调,接着采用模型预测控制在存在约束的情况下进行变桨调节,最后采用PID控制对输出俯仰力矩和偏航力矩进行反馈补偿,以克服外界扰动的影响。仿真结果表明,该方法辨识精度较高,具有较好的稳定性和较强的鲁棒性,有一定的实际应用价值。但是,该方法只是针对偏离某一典型工况点程度不太大、非线性不太强的情况,如何解决多个典型工况点的控制问题还有待进一步研究。

参 考 文 献

- [1] 刘皓明,唐俏俏,张占奎,等. 基于方位角和载荷联合反馈的独立变桨距控制策略研究[J]. 中国电机工程学报, 2016,36(14):3798-3805.
- [2] 周峰,田德,邓英,等. 不对称载荷的独立变桨控制[J]. 太阳能学报,2016,37(12):3150-3154.
- [3] 周峰,陈忠雷,邓英,等. 基于不同载荷测量量的独立变桨控制[J]. 动力工程学报,2016,36(9):711-715.
- [4] 邢作霞,陈雷,孙宏利,等. 独立变桨距控制策略研究[J]. 中国电机工程学报,2011,31(26):131-138.
- [5] Laks J H, Pao L Y, Wright A D. Control of wind turbines: Past, present, and future[C]//2009 American Control Conference. IEEE, 2009:2096-2103.
- [6] 田艳丰,王哲,张纯明. 大型风电机组多变量LQG最优独立变桨距控制[J]. 太阳能学报,2012,33(11):2010-2015.
- [7] 金鑫,熊海洋,夏宗朝,等. 大功率风力发电机在全工况下的独立变桨距控制策略研究[J]. 太阳能学报,2015,36(1):14-19.
- [8] 田猛,周腊吾,陈浩,等. 风电机组RBF神经网络PID独立变桨控制研究[J]. 电力电子技术,2015,49(12):70-72.
- [9] 王多睿,王维庆,蔡鑫. 基于NMPC-PID的风力机独立变桨距控制策略研究[J]. 太阳能学报,2017,38(9):2520-2526.
- [10] 朱江生,马奎超,郭庆鼎. 基于模型预测控制的风电机组独立变桨距控制技术的研究[J]. 电气应用,2014(23):112-115.
- [11] Raach S, Schlipf D, Sandner F, et al. Nonlinear model predictive control of floating wind turbines with individual pitch control[C]//2014 American Control Conference. IEEE, 2014:4434-4439.
- [12] 窦真兰. 大型风机异步变桨技术的研究[D]. 上海:上海交通大学,2013.
- [13] 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[J]. 电力自动化设备,2017,37(1):87-92.
- [14] 叶杭治. 风力发电机组的控制技术[M]. 3版. 北京:机械工业出版社,2015.
- [15] Warsi F A, Hazry D, Ahmed S F, et al. NMPC-PID based control structure design for avoiding uncertainties in attitude and altitude tracking control of quad-rotor (UAV)[C]//IEEE International Colloquium on Signal Processing and Its Applications. IEEE, 2014.
- [16] 王志甄,邹志云. 基于神经网络的pH中和过程非线性预测控制[J]. 化工学报,2019,70(2):258-266.
- [17] Tarisciotti L, Zanchetta P, Watson A J, et al. Modulated model predictive control for a seven-level cascaded h-bridge back-to-back converter[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014,61(10):5375-5383.
- [18] 韩兵,周腊吾,陈浩,等. 大型风电机组激光雷达辅助模型预测控制方法[J]. 中国电机工程学报,2016,36(18):5062-5069.
- [19] 李国勇,杨丽娟. 神经·模糊·预测控制及其MATLAB实现[M]. 3版. 北京:电子工业出版社,2013.
- [20] 朱坚民,沈昕璐,黄之文. 基于RBF神经网络控制的球杆系统位置控制实验研究[J]. 计算机应用研究,2018,35(12):233-237.
- [21] Shi Y, Yu D L, Tian Y, et al. Air-fuel ratio prediction and NMPC for SI engines with modified Volterra model and RBF network[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2015,45(1):313-324.
- [22] 席裕庚. 预测控制[M]. 2版. 北京:国防工业出版社,2013.
- [23] 刘兴杰,郭九旺,郭旭东,等. 双馈风力发电机组有功功率多模型预测控制[J]. 太阳能学报,2017,38(4):976-982.
- [24] Yazdi E A. Nonlinear model predictive control of a vortex-induced vibrations bladeless wind turbine[J/OL]. Smart Materials and Structures, 2018. <https://doi.org/10.1088/1361-665X/aac0b6>.
- [25] 高汝英. 大型风力发电机组独立变桨距控制[D]. 天津:天津大学,2009.