

基于物理神经网络的风电机组转矩-桨距角协同控制策略

米 阳¹, 杨 熙¹, 韩云昊¹, 李春煦¹, 袁明瀚², 郑晓亮³

(1. 上海电力大学电气工程学院, 上海 200090; 2. 国网上海市电力公司, 上海 200122;

3. 安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

摘 要: 针对低风速下传统最大功率点追踪控制风能利用效率低和中高风速下传统比例积分(PI)桨距角控制器功率输出不稳定问题,提出基于物理信息神经网络和模型预测的全风速协同优化控制策略来提升风力机功率输出效率与稳定性。通过引入物理信息神经网络模型准确刻画风力机的动态特性并结合随机权重改变算法实现神经网络在线训练,进而设计以转矩和桨距角为目标的单一模型预测控制,同时基于动态设置成本函数实现低风速下的最大功率追踪与中高风速下的平稳功率输出。最后实验验证显示,所设计的全风速协同优化控制可有效改善风力机的动态响应性能,优化控制系统的实时性和风能利用效率。

关键词: 风电机组; 模型预测控制; 最大功率点跟踪; 神经网络; 桨距角控制; 风能利用系数

中图分类号: TM614

文献标志码: A

0 引 言

风能作为一种自然资源丰富、清洁无污染的可再生能源,近年来得到大力推广^[1-3],但风电机组存在转动惯性大、强耦合性、运行环境复杂等特点,导致其控制系统设计面临诸多挑战。低风速下控制系统以最大功率点追踪(maximum power point tracking, MPPT)为目标构建转矩控制^[4],通过调节风力机的转矩来实现风能的捕获,但该方法往往忽略风力机工作点动态追踪过程中的路径偏移问题,不引入桨距角控制,导致传统 MPPT 控制策略难以实现风能的最优利用。传统的叶尖速比法^[5-7]、功率信号反馈法^[8-10]、最优转矩法^[11]和爬山法^[12-14]虽然能有效实现最大功率点的追踪,但都存在一定局限性。例如,叶尖速比法由于反馈控制机制的存在易引发系统响应的延迟、过冲及振荡^[15];功率信号反馈法依赖于精确的风力机气动模型且对模型的准确性要求较高;而最优转矩法虽然能优化转矩输出,但由于风力机惯性较大、跟踪响应较慢,风能利用效率无法达到最佳。因此,如何通过改进控制策略提高转矩控制的响应速度和准确性成为亟待解决的问题。

桨距角控制则在风速接近或超过额定值时发挥作用,通过调节桨叶的角度来保持风力机稳定运行。传统的桨距角比例积分(proportional integral, PI)控制虽然能在一定范围内维持风力机的稳定输出^[16-21],但在风速波动较大的情况下,由

于 PI 控制器的滞后性,无法很好地应对风速变化带来的影响,常常会引起超调、误差以及系统振荡,影响风电机组的稳定性。此时,桨距角控制的响应速度和精度成为影响系统性能的重要因素。由风力机运行原理可知,风速变化直接导致叶尖速比的波动,使得风力机工作点远离最大功率点。因此,传统风力机控制过程中只着眼于针对最优叶尖速比的电磁转矩控制而忽略了工作点动态过程中桨距角的影响,这虽能使机组不断逼近最大功率点,但随着风速波动的增加,采用最优功率路径追踪替代最大功率点追踪,能更有效地提升风力机风能利用系数,尤其对大型风电集群具有重要意义。为此,本文提出将电磁转矩控制与桨距角控制进行协同优化,不再将其分别处理,旨在提升系统的整体性能和灵活性。通过将这两者结合在统一的控制框架下,能更精确地适应不同风速下的动态变化,实现更高效的风能捕获与功率输出控制。

模型预测控制(model predictive control, MPC)在风电机组控制中能显著提升其跟踪精度和运行稳定性。文献[22]提出,结合激光雷达测量风速进行前馈补偿,基于 MPC 的 MPPT 控制策略能有效提高风能捕获效率。然而 MPC 对模型精度依赖较高,当风速偏离设计点时系统性能可能下降。传统 MPC 基于物理建模的微分代数方程进行系统描述,这种方法常常忽略非线性因素(如气动力或摩擦力),从而影响控制精度^[23]。因此,近年来数据驱动方法逐渐被引入 MPC 控

收稿日期: 2025-01-24

基金项目: 国家自然科学基金(52477107); 上海市自然科学基金(22ZR1425500)

通信作者: 米 阳(1976—), 女, 博士、教授、博士生导师, 主要从事微电网控制、电力系统稳定等方面的研究。miyangmi@163.com

制框架中^[24],其中神经网络模型凭借其强大的拟合能力成为主流选择。相比于常规的神经网络建模问题,风电机组变量繁杂,同时变量间相互耦合且受到一系列物理约束,近年结合物理信息约束的神经网络(physics-informed neural networks, PINN)模型被应用于类似复杂场景下的流体力学建模问题^[25-27]。此外,神经网络与 MPC 的简单结合将导致预测时间大幅延长使系统失去控制实时性^[28-29]。然而,神经网络计算时间长,特别是在复杂系统中,预测时间过长将直接影响 MPC 的实时性,因此如何优化神经网络的计算效率、确保 MPC 实时控制性能是当前研究的关键问题。

针对以上分析,本文基于风力机最优跟踪路径分析,考虑低风速下桨距角对风力机功率的影响,设计转矩-桨距角协同控制策略优化风力机跟踪路径并建立复杂神经网络模型接入 MPC 控制器同时保证实时性的通用性解决方案,提出一种基于 PINN 的风电机组最优功率路径 MPC 控制。综合传统风力机控制中的转矩控制与桨距角控制功能,设计以转矩-桨距角为对象的单一 MPC 控制器,选择基于实验室运行数据训练的 PINN 模型取代传统的近似拟合模型,同时基于随机权重改变(random weight change, RWC)算法实现神经网络在线学习并通过动态设置 MPC 控制器的成本函数实现风力机电磁转矩与桨距角协同控制,同时满足低风速下的最大功率追踪以及中高风速下功率的平滑输出。

1 风力机最优跟踪路径

1.1 风力机建模

风电机组结构主要按功能可分为风轮系统、传动系统、发电机系统以及网侧单元。其中,风轮系统捕获风能通过气动转矩将其传导到后续环节。依据现行的贝茨理论,风轮所捕获的风能及其气动转矩为:

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

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

式中: P_a ——气动功率, W; ρ ——空气密度, kg/m^3 ; R ——风轮半径, m; V ——风速, m/s; $C_p(\lambda, \theta)$ ——功率系数; λ ——叶尖速比, $\lambda = \frac{\omega_r R}{V}$; β ——桨距角, rad; T_a ——气动转矩, $\text{N} \cdot \text{m}$; $C_p(\lambda, \beta)$ ——风能利用系数。

计算过程中风能利用系数 C_p 在传统控制方法中通常按经验近似拟合,各类近似拟合公式的结构相近,风电领域一种常见的 C_p 拟合表达式如下:

$$\begin{cases} C_p = a \left(\frac{b}{\lambda_i} - c\beta - d \right) e^{\frac{c}{\lambda_i}} + f\lambda \\ \lambda_i = \left(\frac{1}{\lambda + g\beta} - \frac{h}{\beta^3 + 1} \right)^{-1} \end{cases} \quad (3)$$

式中: a 、 b 、 c 、 d 、 e 、 f 、 g 、 h ——拟合参数。

传动系统可建模为二质量块柔性模型,其中风轮和发电机分别等效为质量块,并利用等效刚度和等效阻尼来描述低速轴、齿轮箱及高速轴的动力学特性。二质量块柔性传动系统的数学模型表示为:

$$\begin{cases} J_r \frac{d\omega_r}{dt} = T_a - D_d \left(\omega_r - \frac{\omega_g}{N} \right) - S_d \left(\theta_r - \frac{\theta_g}{N} \right) \\ J_g \frac{d\omega_g}{dt} = D_g \left(\omega_r - \frac{\omega_g}{N} \right) + S_d \left(\theta_r - \frac{\theta_g}{N} \right) - T_e \\ \frac{d\theta_r}{dt} = \omega_r \\ \frac{d\theta_g}{dt} = \omega_g \end{cases} \quad (4)$$

式中: J_r ——风轮转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$; ω_r ——风轮旋转角速度, rad/s; D_d ——传动链系统等效阻尼系数, $(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s})/\text{rad}$; ω_g ——发电机旋转角速度, rad/s; N ——齿轮箱变速比; S_d ——传动链系统等效刚度系数, $(\text{N} \cdot \text{m})/\text{rad}$; θ_r ——风轮旋转角位移, rad; θ_g ——发电机旋转角位移, rad; J_g ——折算到低速轴侧的发电机转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$; T_e ——发电机电磁转矩, $\text{N} \cdot \text{m}$ 。

每一时刻气动转矩 T_a 与电机的电磁转矩 T_e 的差值作用于传动系统,风轮转速 ω_r 与发电机转速 ω_g 基于一定的动力学特征及传动系统的物理特性进行动态的更新。其中,由于发电机的电磁响应时间相较于控制步长不可忽略,故电磁转矩的响应采用一阶惯性环节近似。

$$\frac{dT_e}{dt} = -\frac{1}{\tau_g} T_e + \frac{1}{\tau_g} T_{e,\text{set}} \quad (5)$$

式中: τ_g ——发电机时间常数, s; $T_{e,\text{set}}$ ——电磁转矩设定值, $\text{N} \cdot \text{m}$ 。

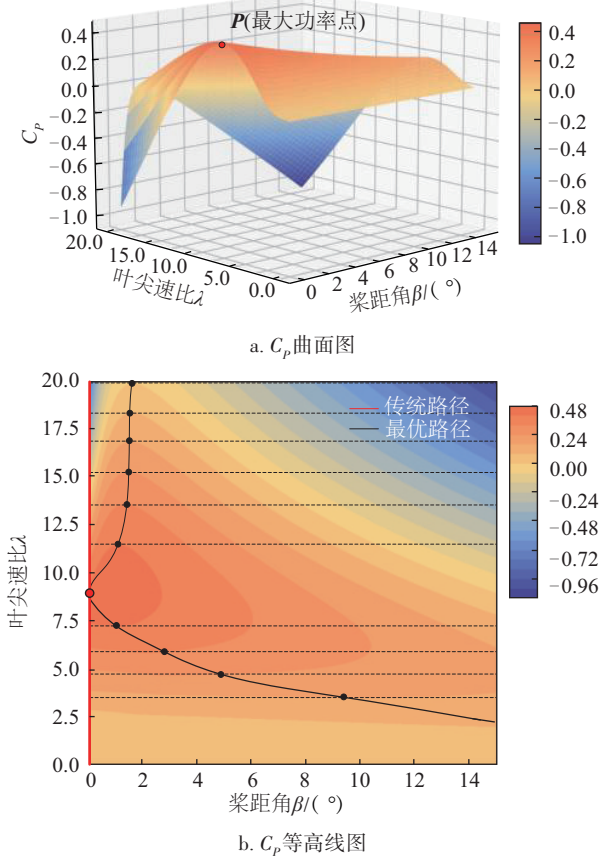
发电机系统功率输出为:

$$P = \eta T_e \omega_g \quad (6)$$

式中: P ——发电机输出功率, W; η ——发电机效率。

1.2 最优跟踪路径

在一定范围内基于实验室运行数据绘制如图 1a 所示的 $C_p(\lambda, \beta)$ 曲面,并进一步得到 C_p 等高线如图 1b 所示。理想情况下风力机运行中存在最大功率点,依据图 1a 可知, C_p 最大点即图中 P 点,其位于 λ 轴上。在此情况下桨距角为 0,对应的叶尖速比为当前风速下的最优叶尖速比。对同一机组而言,最优叶尖速比固定,由其计算公式可知,不同风速下存在所对应的最优风轮转速,为使风力机工作在最大功率点,传统 MPPT 控制旨在维持风轮转速时刻处于当前风速下的最优转速。随着风速的增大,风轮转速与发电机转速接近各自的额定转速,为保证功率按额定功率的稳定输出,控制系统将电磁转矩控制在额定电磁转矩,同时变桨距系统介入,通过改变风能利用系数减小气动转矩,实现空气动力刹车。

图1 $C_p(\lambda, \beta)$ 图Fig. 1 Simulation results of C_p

然而,由于大型风力机惯量较大,控制环节普遍滞后于风速改变,且由于风速变化只会导致叶尖速比变化,使得风力机的叶尖速比在最优叶尖速比点附近沿 λ 轴振荡。传统风力机 MPPT 控制过程在实际风速小于额定风速时桨距角不参与控制过程,仅通过转矩控制系统使风力机工作点在 λ 轴上移动,但由图 1a 不难看出,除去最大功率点 P ,其余叶尖速比对应 C_p 最大值的点为一系列 λ 轴垂线与等高线的切点,并不集中在 λ 轴上,其连线偏离 λ 轴(如图 1b),传统 MPPT 控制方法与这一特性不相符,因而在传统风力机转矩控制的基础上引入辅助变桨控制系统能实现对风力机输出功率的最大化。

2 转矩-桨距角控制系统实现

大型风电机组在实际工况下,由于运行环境多变、耦合特性复杂以及系统的强非线性,导致风力机精确建模困难,控制系统设计复杂,风电机组控制结构如图 2 所示。控制器基于实时风速与上一时刻系统状态计算得到桨距角设定值 β 与电磁转矩设定值 $T_{e,set}$ 。变桨距系统基于桨距角设定值直接调节桨距角,发电机基于 $T_{e,set}$ 按照式(5)控制发电机电磁转矩,进而作用于传动系统依照式(4)调节发电机转速 ω_g 。基于式(1)~式(3)通过中间量尖速比 λ 得到每一时刻气功功率

P_a 与风能利用系数 C_p ,气功功率 P_a 经过传动系统及发电机后最终转化为风力机的输出功率 P 。由此可见,风力机功率的调节本质上是一个以传动系统为媒介,通过电磁转矩与桨距角协同控制风能转换效率和输出功率的过程。

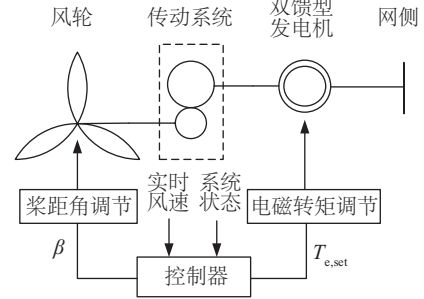


图2 控制结构图

Fig. 2 Diagram of control structure

转矩控制与桨距角控制相对独立,但共同影响风力机的功率输出,其关系可视为两阶段优化控制。低风速时为消除电磁转矩控制过程中的最优路径偏移问题引入的桨距角控制,在高风速区,桨距角控制占主导,转矩控制作用减弱以维持额定功率运行。因此,尽管两者不存在强耦合关系,但需依据风速变化动态调整控制策略以优化风力机的整体性能。

2.1 神经网络预测模型

PINN 通过结合物理规律与深度学习,为复杂物理问题提供了一种灵活且具有泛化能力的解决方案。模型预测控制是一种具有预见性的控制策略,基于对未来时刻系统输出的预测,通过滚动优化计算当前的控制信号,非常适合应用于工业控制过程中。在每一控制步长下以动态的成本函数最小化为目标,控制器通过电磁转矩设定值与桨距角设定值对风电机组进行控制。

2.1.1 物理神经网络设计

PINN 的核心思想是在神经网络训练过程中融入物理约束,使模型在学习数据特征的同时也能满足特定的物理规律。通过将物理方程嵌入损失函数,PINN 确保预测结果既符合实验数据又遵循理论公式,从而提升模型的物理一致性和泛化能力。该模型能有效避免纯数据驱动模型可能出现的无物理意义的预测,同时 PINN 能在数据稀缺的情况下表现出色,因为其不单依赖于大量数据进行训练,也可利用物理知识填补数据的不足,从而提高模型的准确性。后续所设计 PINN 网络基于原始风力机实验室运行数据集进行训练。采用如图 3 所示的多层感知器(multilayer perceptron,MLP)结构作为模型基础,其中包含两层隐藏层,每层由 64 个神经元组成。PINN 预测模型 f 输入层神经元分别为叶尖速比 λ 、桨距角 β 与电磁转矩 T_e 、风速 v 、发电机转速 ω_g 、风轮转速 ω_r 、发电机位移 θ_g 、风轮位移 θ_r ,在输出层产生下一时刻风能利用系数 C_p 、发电机转速 ω_g 、风轮转速 ω_r 、发电机位移 θ_g 、风轮位

移 θ_r 。隐藏层采用 $\tanh(x-0.5)$ 作为激活函数,而输出层的神经元采用线性激活函数。

$$\tanh(x-0.5) = \frac{1 - \exp(1-2x)}{1 + \exp(1-2x)} \quad (7)$$

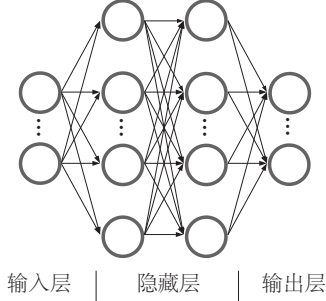


图3 MLP结构图

Fig. 3 MLP structure diagram

PINN 模型的训练过程考虑各项物理约束,训练过程中的损失函数为:

$$L = L_{\text{data}} + \alpha_1 L_{\text{aero}} + \alpha_2 L_{\text{constraint}} + \alpha_3 L_{\text{gen}} \quad (8)$$

$$L_{\text{data}} = \sum_{i=1}^N (y_{\text{true}}^i - y_{\text{pred}}^i)^2 \quad (9)$$

$$L_{\text{aero}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(T_{\text{a, true}}^i - \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V^2 C_{P, \text{pred}} v^2 \right)^2 \quad (10)$$

$$L_{\text{constraint}} = \left[\frac{\omega_{g, \text{pred}}}{\omega_{r, \text{pred}}} - \frac{d\theta_{g, \text{pred}}(t)}{d\theta_{w, \text{pred}}(t)} \right]^2 \quad (11)$$

$$L_{\text{gen}} = \left[J_g \frac{d\omega_{g, \text{pred}}}{dt} - (T_e - D_g \omega_{g, \text{pred}}) \right]^2 \quad (12)$$

式中: L_{data} 、 L_{aero} 、 $L_{\text{constraint}}$ 、 L_{gen} ——数据拟合损失和风轮空气动力学、传动系统、发电机动力的物理约束损失; α_i ——权重系数用来调节各部分在总损失中的影响; y_{true}^i 、 y_{pred}^i ——输出的真实值与预测值; $T_{\text{a, true}}^i$ ——气动转矩真实值,由传感器获得, $\text{N} \cdot \text{m}$; J_g ——发电机转动惯量, $\text{kg} \cdot \text{m}^2$; D_g ——阻尼系数, $(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s})/\text{rad}$ 。

2.1.2 神经网络在线训练

同型号风力机所处实际运行场景复杂多样,上述神经网络训练过程基于前期实验室运行数据,在实验环境中,有限的难以全面涵盖复杂的实际情况,例如传动系统的参数失配和塔架顶端的运动。因此,在实际部署到终端后,模型仍需依据真实环境和目标进行自适应调整。为此,设计一种基于线下预训练的置信度优化深度神经网络在线学习算法,以提高模型在实际应用中的适应性和鲁棒性。通过线下预训练过程,初步训练神经网络模型,使其达到一定的精度要求。随后在实际运行中对由于环境或机械因素导致的误差进行修正,实现模型的在线学习。风力机控制系统的计算能力有限,难以实时生成高维随机矩阵,同时也无法进行大规模的批量计算。因此,本文对 RWC 算法进行改进以适应风力机控制系统的在线更新需求。首先,在模型训练过程中采

用单样本在线优化策略,使每台风力机能独立更新模型参数而不依赖大规模数据集从而降低计算开销。其次,引入伪随机矩阵 E_i 代替传统的随机梯度矩阵以减少计算复杂度的同时保持一定的随机性,进而促进优化效果。具体流程为:

1) 采集当前时刻的输入样本 S_i , 并通 PINN 进行前向计算, 获取样本的置信度 C_i 。

2) 若 S_i 的置信度 C_i 虽然满足正确分类的条件, 但仍低于设定的置信度阈值 θ , 则执行在线更新, 进入步骤 3); 否则跳过更新, 直接处理下一个输入样本, 回到步骤 1)。

3) 计算当前网络参数 W_i 下输入样本 S_i 的损失函数值 $Loss_i$ 。

4) 使用伪随机矩阵 E_i 对网络参数进行更新, 即执行 $W_{i+1} = W_i + \alpha E_i$ 。

5) 以更新后的权重 W_{i+1} 再次计算样本 S_i 的损失 L_{i+1} 及置信度 C_{i+1} 。

6) 若 $C_{i+1} > \theta$, 说明模型置信度已达到要求, 则直接返回步骤 1) 处理新样本; 若 $L_{i+1} < L_i$ 且 $C_{i+1} \leq \theta$, 则认为损失有所降低但置信度仍不足, 继续执行步骤 4) 进行进一步优化; 若 $L_{i+1} \geq L_i$ 且 $C_{i+1} \leq \theta$, 则进入步骤 7)。

7) 恢复网络参数至 W_i , 重新生成新的伪随机矩阵 E_{i+1} , 并执行步骤 4) 继续更新, 直至满足收敛条件。

2.1.3 转矩-桨距角控制器设计

基于上述训练出的神经网络预测架构完成 MPC 控制器的设计。MPC 通过求解一个最优控制问题 (optimal control problems, OCP), 寻找一个最优控制量 u 来实现系统的性能优化。该控制命令使得关于控制量 u 与状态量 x 的控制器成本函数 L^* 最小化, 这一过程服从于预测模型 f 。控制器具体控制量变 u 与状态量变 x 如:

$$u = [T_{c, \text{set}} \quad \beta]^T \quad (13)$$

$$x = [\omega_g \omega_r \theta_g \theta_r T_c v]^T \quad (14)$$

传统的 MPC 控制通过简化的微分代数方程构建, 导致其很难描述风力机控制过程中复杂的动力学效应, 因此将 MPC 中的预测模型替换为上述 PINN 模型。但是, 将神经网络模型简单引入 MPC 过程存在极大问题。MPC 控制算法为了解决上述 OCP 问题, 通常将系统离散成步长为 δt 的 N 步, 在时间范围 T 上近似它, 这导致以下非线性规划 (nonlinear programming, NLP) 问题:

$$\min \sum_{k=0}^{N-1} L(x_k, u_k) \quad (15)$$

服从如下约束:

$$\begin{cases} x_{k=0} = x_0 \\ y_{k+1} = \phi(x_k, u_k, f, \delta t) \\ g(x_k, u_k) \leq 0 \end{cases} \quad (16)$$

式中: y_0 ——初始条件约束, g 包含一系列不等式约束, 如状

态界和输入变量; ϕ ——用于离散预测模型方程的数值积分例程,通常采用四阶龙格-库塔算法进行数值解算。

随后,利用嵌入式求解器对 NLP 问题进行优化,采用顺序二次规划(sequential quadratic programming, SQP)算法,将问题转化为一个二次规划问题,从而高效求解最优控制问题。

$$\min \sum_{k=0}^{N-1} \begin{bmatrix} q_k \\ r_k \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta u_k \end{bmatrix} + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta u_k \end{bmatrix}^T H_k \begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta u_k \end{bmatrix} \quad (17)$$

服从:

$$\Delta x_{k+1} = A_k \Delta x_k + B_k \Delta u_k + \bar{\phi}_k - x_{k+1}, k = 0, \dots, N-1 \quad (18)$$

式中: q_k, r_k ——线性化的成本函数, $q_k = \frac{\partial}{\partial x_k^i} L(x_k^i, u_k^i), r_k =$

$\frac{\partial}{\partial u_k^i} L(x_k^i, u_k^i); H_k$ ——高斯-牛顿算法近似; $A_k = \frac{\partial}{\partial x_k^i} \phi(x_k^i, u_k^i, f, \delta t);$

$B_k = \frac{\partial}{\partial u_k^i} \phi(x_k^i, u_k^i, f, \delta t); \bar{\phi}_k = \phi(y_k^i, u_k^i, f, \delta t)。$

MPC 控制器的核心在于实时求解优化问题,生成最优控制输入 u 。然而,优化问题的求解过程需要不断预测未来状态,而神经网络的计算复杂度直接影响预测时间,从而影响控制的实时性。MPC 采用有限时域 T 进行预测,通常离散化为 N 个时间步长 δt ,每个时间步都需进行一次预测计算。如果预测时间 t_{pred} 过长,将导致 MPC 优化无法在一个控制周期内完成计算,进而影响控制器的实时性,导致控制指令滞后,使控制效果下降甚至系统不稳定。对于计算量较大的神经网络预测模型 f 而言, A_k 与 B_k 的求取将导致高阶的偏微分求值,这将花费大量的时间,因此传统 MPC 在嵌入式平台上难以直接应用高复杂度神经网络模型,如卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)或深度前馈网络(deep feed forward neural network, DNN)。即使采用 GPU 并行计算,预测计算的时间仍可能超出实时控制的要求。为确保 MPC 的实时性,需采取模型近似和降阶方法,以减少计算复杂度,提高优化求解的效率。假设学习到的神经网络预测模型 f 在训练数据集中存在的状态和控制的整个输入空间上是准确的。针对神经网络计算复杂度较高的问题,研究提出局部有效近似方法,即用低阶局部近似模型代替全局神经网络模型进行预测计算。假设原始数据驱动模型 $f(x, u)$ 为高维非线性神经网络,则可采用局部线性或二阶近似来简化计算,即:

$$f^*(x, u) = \bar{f}^i + J_k^i \begin{bmatrix} x - x_k^i \\ u - u_k^i \end{bmatrix} + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x - x_k^i \\ u - u_k^i \end{bmatrix}^T H_k^i \begin{bmatrix} x - x_k^i \\ u - u_k^i \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中: $\bar{f}^i$ ——当前状态处的神经网络输出; J_k^i ——神经网络的雅可比(Jacobian)矩阵; H_k^i ——神经网络的海森(Hessian)矩阵。

这种近似方法的核心思想是, MPC 求解过程中每个时刻仅需在当前优化点附近进行预测,因此并非使用完整的神经网络模型,而是利用局部二阶泰勒展开进行近似。该方法显

著减少了计算量,同时保持了较高的预测精度。这种计算简化所导致的误差在一阶近似下为二阶,在二阶近似下为三阶,对于 δt 较小的实验场景该误差可忽略不计。后续 QP 的创建过程将独立于复杂的神经网络预测模型,取而代之的是将 J_k^i 与 H_k^i 作为 SQP 与神经网络预测模型的接口。因此,在不影响 MPC 控制器实时控制的同时控制器可并行处理由大矩阵乘法组成的神经网络模型的在线学习与更新任务,才能在保证控制实时性的基础上完成神经网络预测模型真正接入与在线训练。这一过程需要计算储存各参考节点附近的雅可比矩阵和海森矩阵。在此基础上,设置实验验证所提优化方法的有效性。

以两层网络为例,通过增加每层神经元数量以获得不同实验案例,其中各模型的处理能力用神经网络参数近似。测试同一案例下的控制响应时长的结果如图 4 所示。在简单网络下,直接将神经网络集成到 MPC 控制中时控制时长优于二阶近似方式,但随着模型复杂度的加剧,二阶近似优化很快在控制时长上显著优于简单集成方式,同时只要保证参考点选取的密度,两种方式在实验中所体现的预测误差并无太大区别,因此说明所提二阶近似优化方法在保证控制实时性的基础上,能够集成更大更复杂的神经网络来满足对复杂系统的建模需求。

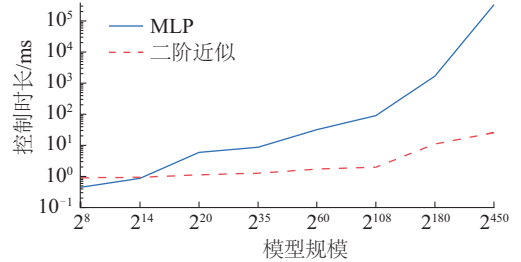


图4 各模型实时性评估

Fig. 4 Real time evaluation of each model

设置对照实验来研究 MPC 控制环节中预测时间对控制效果的影响。控制对象为具有随机输入扰动的单输入单输出(single input single-output, SISO)系统, x 为输入的随机扰动, u 由 MPC 计算以抵消扰动的控制量, y 为预设额定值输出。预测模型采用两层 6 节点的 MLP,实验组为采用上述二阶近似优化的实时 MPC 算法,实验结果如图 5。结合图 4 可发现,上述二阶近似优化算法能极大提高结合了神经网络的 MPC 控制环节中的模型预测速度,进而有效提高 MPC 控制精度。此外,在不同风速段机组有不同有功功率控制目标,通过在目标函数设置环节选择合适的权值系数 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4$ 可实现所需的控制效果,从而确保在各风速段内机组能按照预定目标运行。MPC 控制器在当前时刻利用神经网络预测模型通过当前风速、当前状态量和控制量获得未来状态的预测值,基于预测值通过求解如下目标函数获

得最优操作量 u^* 。每个控制循环,由于时间跨度不大,风速在计算过程中视为常数,取值由循环开始阶段从风速传感器读取。

$$\min L = \alpha_1 \sum_{i=1}^N (C_{P,\text{ref}} - C_{P,i})^2 + \alpha_2 \sum_{i=1}^N (\omega_{\text{ref}} - \omega_i)^2 + \alpha_3 \sum_{i=1}^N \beta_i^2 + \alpha_4 \sum_{i=1}^N (\Delta T_{e,\text{set},i})^2 \quad (20)$$

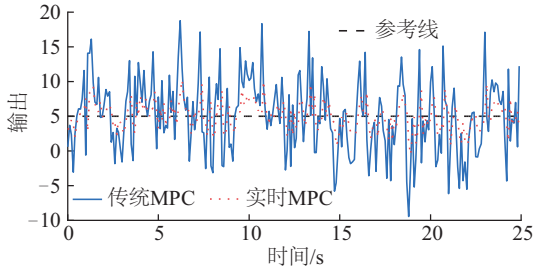


图5 实时MPC优化效果验证

Fig. 5 Real-time MPC optimization performance verification

通过动态权重调整机制,MPC在低风速区侧重转矩控制,高风速区侧重桨距角控制,过渡区则均衡优化。在低风速区间,MPC以最大化风能利用为目标,此时主要关注功率输出的最大化,而不考虑功率稳定性。此时 α_1 取较大值, α_2 取 0。随着风速接近额定值,逐步提高 α_2 权重,以在功率最大化与稳定性之间取得平衡。高风速区则完全转向额定功率控制,设定 $\alpha_1 = 0$,以确保系统稳定运行,防止超额功率导致机械损伤。此外,通过调整权重系数 α_3 和 α_4 可保证风力机过度调整对控制系统稳定性的影响。在低风速时, α_3 和 α_4 取较小值,以提高调整灵活性,增强风能利用率。而在中高风速时,桨距角控制逐步占据主导, α_3 设定值较大 α_4 设定值较小,以保证电磁转矩恒定在设定值区间,降低执行机构的机械损耗。

为避免因风速短时波动导致控制模型的频繁切换,MPC控制策略采用平均风速作为切换依据,实现更平稳的模式过渡。平均风速计算通常采用滑动窗口平均法,在一定时间窗口内对风速进行均值计算,从而减少瞬时风速变化对控制策略的影响。计算公式为:

$$V_{\text{avg}} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^N V_i \quad (21)$$

式中: V_i ——时间窗口内的瞬时风速值, m/s; T ——窗口时间长度, s; N ——窗口内的数据点数量。

在接近切换边界时,采用线性插值策略。当风速变化时权重系数通过插值方式逐步调整,避免系统突变引起的不稳定,减少切换过程中可能产生的扰动。目标函数权重系数矩阵的确定基于前期大量仿真试验和实验数据分析,采用迭代优化的方法获得较优组合。经过多轮优化和验证,得到当前采用的权重系数矩阵,使系统在风能利用率、功率平稳性和执行机构负载之间达到较优平衡。具体权重系数梯度如表 1。

结合 PINN 网络与 RWC 在线训练后,完整的 MPC 控制器流程图如图 6 所示。

表1 目标函数权重系数

风速/ (m/s)	平均风速/ (m/s)	α_1	α_2	α_3	α_4
[6,9)	7.5	1	0	1	1
[9,12)	10.5	2	0	2	0.01
[12,14)	13.0	1	5	2	0.001
[14,18)	15.0	0	5	2	0.001
[18,21)	19.5	0	5	2	0.001
[21,27)	24.0	0	5	2	0.001

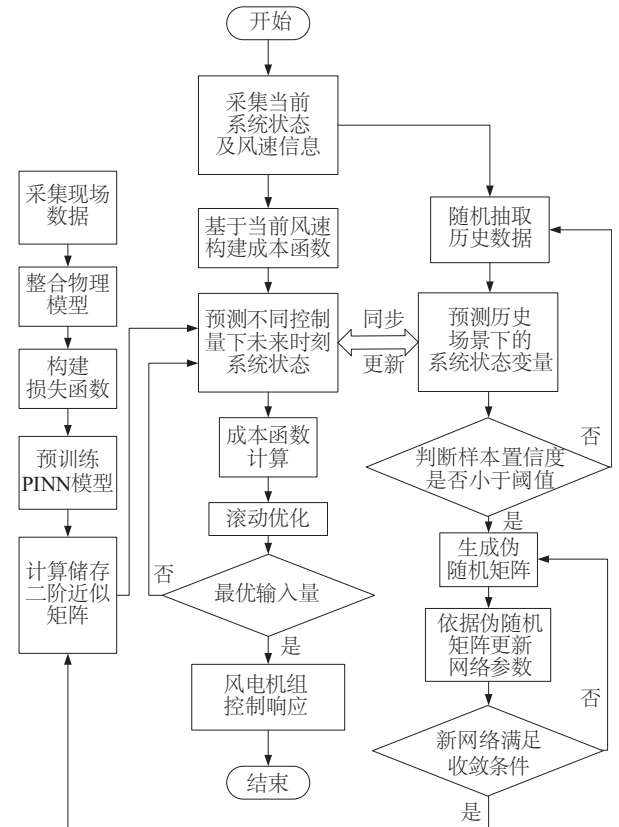


图6 MPC控制器流程图

Fig. 6 MPC controller structure flow chart

3 实验分析

为验证所提控制方法在不同工况下的有效性与适应性,基于一台参数如表 2 所示的 NACA0012 翼型 2.8 MW 双馈型风力发电机组进行实验,严格遵循 IEC 61400-1 标准设置实验条件。实验内容包括:在低风速下评估控制策略的最大功率点追踪性能,重点分析风能利用效率及动态响应能力;在中高风速下验证其对功率输出平稳性的影响并探讨对机组

运行稳定性的保障作用。此外,还测试系统在风速突变等外部扰动及机组参数变化下的动态性能与鲁棒性,以评估控制系统在不确定因素下的稳定性与适应性。

表2 风电机组主要参数

Table 2 Main parameters of wind turbine

参数	数值
最优叶尖速比	8.222
最大风能利用系数	0.468
发电机额定转速/(r/min)	125
额定风速/(m/s)	11
额定功率/MW	2.8

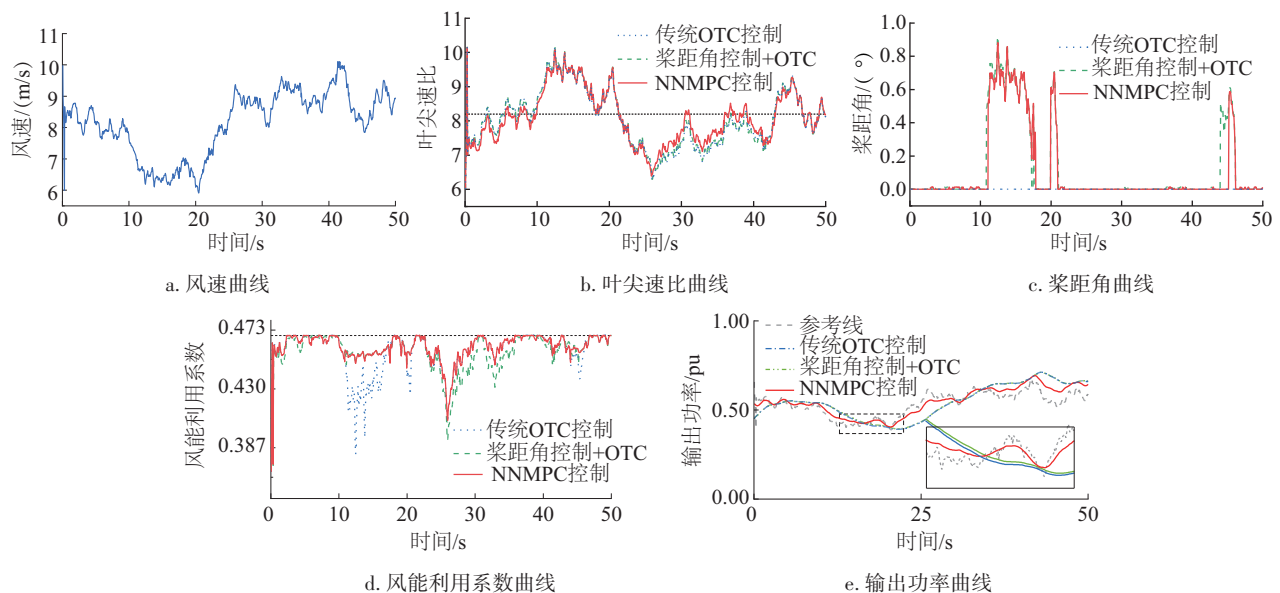


图7 低风速段仿真结果

Fig. 7 Simulation results in low wind speed range

表3 低风速段结果比较

Table 3 Comparison of results in low wind speed range

控制方式	输出功率		风能利用系数			叶尖速比		
	平均值/MW	平均值	RMSE	MAE		平均值	RMSE	MAE
OTC	1.212	0.453	0.019	0.013		7.786	0.897	0.79
桨距角控制+OTC	1.225	0.458	0.016	0.01		7.806	0.749	0.637
PINN-MPC	1.242	0.461	0.013	0.009		7.965	7.466	0.634

在如图 8a 所示的风速条件下,风电机组的桨距角控制、发电机转速及输出功率响应分别如图 8b~图 8d 所示,结果数据如表 4 所示。在额定风速附近,传统控制算法通过 PID 控制器调节桨距角,以发电机转速偏差为依据,而 MPC 控制则根据风速区间动态调整成本函数权重,实现从最大风能捕获

在低风速下采用湍流特性风速曲线作为输入,结果如图 7、表 3 所示。传统控制中,桨距角控制系统不介入,电磁转矩控制采用最优转矩控制(optimal torque control, OTC)策略,以最大功率点跟踪设定电磁转矩。由图 7b、图 7c 可见,引入桨距角控制与 MPC 电磁转矩控制有效提升了风电机组对最优叶尖速比的跟踪能力。此外,桨距角优化了机组工作路径,提高了湍流风场下的风能利用系数。从输出功率曲线来看,该控制方式优化效果明显,在电磁转矩控制不变的情况下,桨距角控制提高了任一时间的输出功率。对比图 7e 所示的风速波动参考曲线,MPC 电磁转矩控制使风力机输出功率更贴合风速波动,实现了最大化风能捕获。数据表明,3 种控制方式的平均输出功率分别为 1.212、1.225、1.242 MW, PINN-MPC 控制较其他两种方式分别提高 2.4% 和 1.3%。

到转速、功率稳定控制的平滑过渡。当风速超出额定值时,两种策略均能调整桨距角,使发电机转速与功率保持在设定值附近。相比传统 PID 控制,新策略显著降低超调量,发电机转速超调减少 81.7%,功率超调下降 90%。此外,由于 MPC 优化了机组工作路径,在未达额定风速时,实验时段内

平均功率和风能利用系数较 PID 分别提高 0.011 和 0.0003。实验表明,该控制策略实现了风能最大利用与满负荷运行间的平稳过渡,并对风力机功率输出有小幅提升。

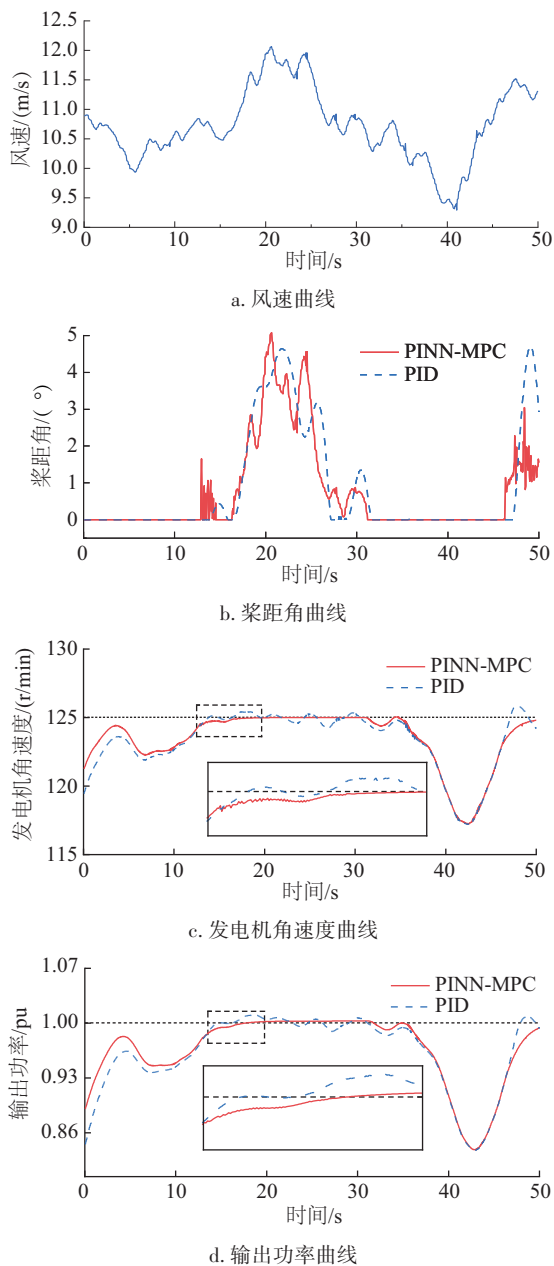


图8 额定风速段仿真结果

Fig. 8 Simulation results of rated wind speed range

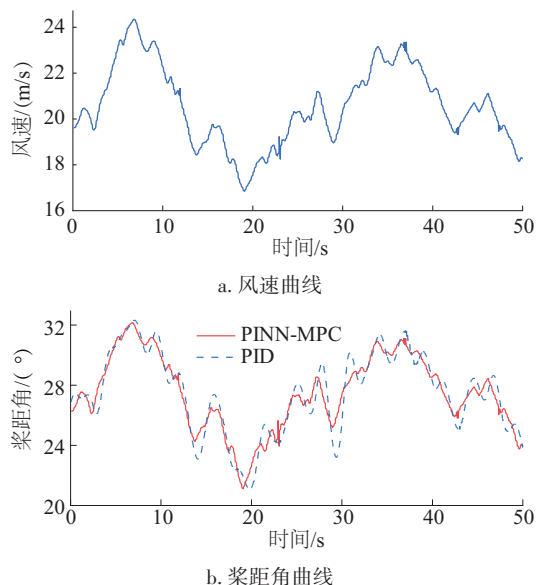
表4 额定风速段结果比较

Table 4 Comparison of results in rated wind speed range

控制方式	PID	PINN-MPC
转速超调量/(r/min)	0.344	0.063
功率超调量/pu	0.01	0.001
平均功率/MW	2.747	2.758
平均风能利用系数	0.4267	0.427

在如图 9a 所示的高风速段,机组桨距角在 PID 算法与 MPC 算法下的控制输入如图 9b 所示,MPC 控制下的桨距角变化更加灵活与迅速,能更好地基于风速变化调节机组的气动转矩。发电机转速与输出功率响应如图 9c、图 9d、表 5 所示。在如图 9a 所示的高风速段,机组桨距角在 PID 算法与 MPC 算法下的控制输入如图 9b 所示,MPC 控制下的桨距角变化更加灵活与迅速,能更好地基于风速变化调节机组的气动转矩。发电机转速与输出功率响应如图 9c、图 9d、表 5 所示。表 5 中,分别从标准差(standard deviation, STD)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)3 个角度对比了 PID 控制与 PINN-MPC 控制下两中控制的差别。STD 用于衡量数据相对于其均值的离散程度。RMSE 用于衡量控制后的响应与设定值之间的偏差大小,对较大误差更敏感。MAD 衡量所有偏差绝对值的平均值,反映误差的总体水平,较 RMSE 对异常值不那么敏感。相比于 PID 控制,PINN-MPC 控制下的发电机转速与输出功率的 STD、RMSE、MAE 分别显著下降。相比于 PID 控制,PINN-MPC 控制下的发电机转速与输出功率的 STD、RMSE、MAE 分别显著下降。

基于神经网络的在线修正学习功能,本节提出的控制方法可在实际部署后持续优化预测模型精度,解决预训练误差与运行中参数失配问题。为验证其有效性,设计对照实验,选取图 9a 所示高风速场景,并 $t=25$ 人为修改机组参数,模拟参数失配。对比在线学习功能启用与否时的机组响应并以模型更新后该区间内发电机转速与设定值间的误差作为观测量,结果如表 6、图 10 所示。实验表明,传统 MPC 控制因参数失配仍按预设模型控制,导致效果下降且持续恶化;而 PINN-MPC 控制通过改进 RWC 算法,实现了预测模型的快速更新与应用,使发电机转速在短暂震荡后可收敛至设定值并保持稳定。



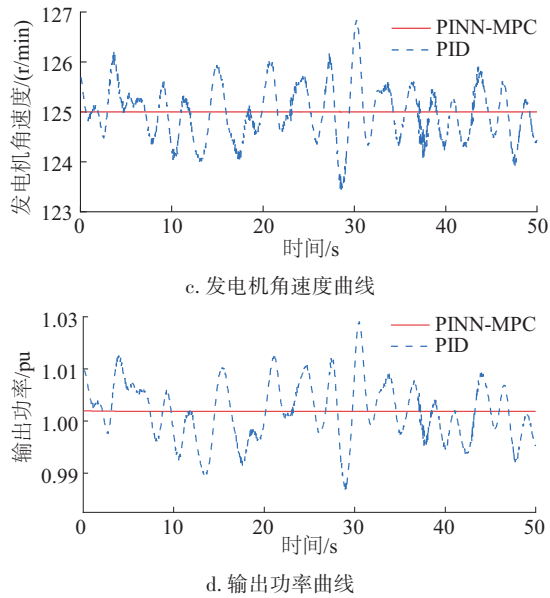


图9 高风速段仿真结果

Fig. 9 Simulation results of high wind speed range

表5 高风速段结果比较

Table 5 Comparison of results in high wind speed range

控制方法	指标	PID	PINN-MPC
转速/(r/min)	RMSE	0.51	0.01
	MAE	0.424	0.003
	STD	0.508	0.0102
功率/MW	RMSE	0.256	0.081
	MAE	0.218	0.079
	STD	0.23	0.013
	平均值	2.807	2.811

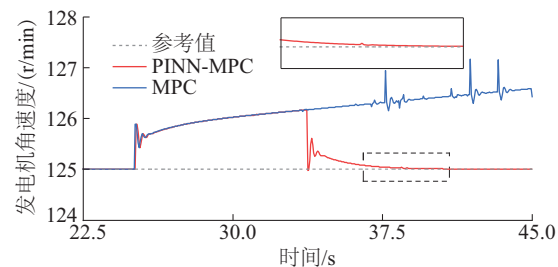


图10 参数失配场景对照

Fig. 10 Comparison of parameter mismatch scenarios

表6 参数失配场景结果比较

Table 6 Comparison of results in parameter mismatch scenarios

模型是否修正	转速 MAE(r/min)	转速 RMSE(r/min)
修正	0.445	0.643
未修正	1.189	1.223

从误差指标来看,采用修正模型的 PINN-MPC 控制平均绝对误差为 0.445,均方根误差为 0.643,均显著优于采用未修正模型的传统 MPC 控制,表明所提方法能有效提高风电机组控制系统在复杂多变环境下的适应性和稳定性。综合上述实验,对所提基于物理神经网络的风电机组有功功率控制方法与各传统控制方式进行对比,从风能最大化捕获、功率输出最大化、各模式间平滑过渡、控制实现简易度、转速功率等稳定控制、复杂场景下的适应性、集群部署的便捷性易用性等方面进行评估,结果如图 11 所示。其中,集群部署与多场景适应性两项由于传统控制方式并不具有该特性为定性对比,其余各项数据对比基于上述对应实验结果加权、归一化后定量对比。结果表明,除了以桨距角及电磁转矩设定值变化频率为指标的操作简易度外,所提控制方式均优于传统控制方式。此外,该方法还拥有传统控制方法不具有的自适应属性,这使得该方法能在出场设置统一的前提下很好地适应部署后单个机组间的环境特性差异与物理参数误差。

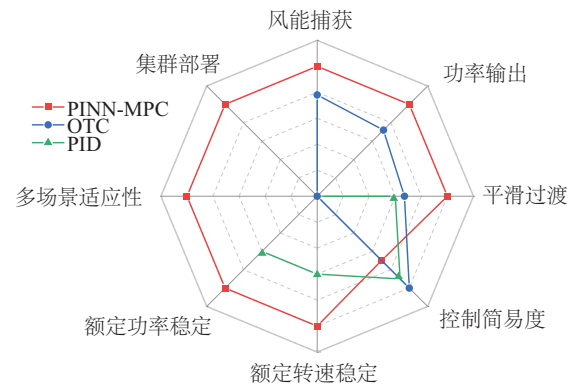


图11 各控制方法综合评价

Fig. 11 Comprehensive evaluation of various control methods

4 结 论

为实现风力发电机组在全风速段下的最大化风能捕捉及利用,同时兼顾过程中功率平稳输出及稳定运行,提出一种基于 PINN 模型的 MPC 控制策略,通过二阶近似方法将复杂的神经网络与 MPC 控制框架相结合,既确保了控制算法的实时响应能力,又提升了模型预测的准确性和稳定性。MPC 控制器设计兼顾传统控制中低风速下被忽略的桨距角控制过程,实现多场景下多目标的协同控制。实验结果表明,所提控制策略以增加些微桨距角操作量为代价在全风速段同时完成了传统控制策略中需 OTC 电磁转矩控制与 PID 桨距角控制协同完成的最大风能利用、转速及功率稳定输出等各项控制指标,且控制效果均优于传统控制方式。

[参考文献]

- [1] 贺益康, 胡家兵. 双馈异步风力发电机并网运行中的几个热点问题[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(27): 1-

15.
HE Y K, HU J B. Several hot-spot issues associated with the grid-connected operations of wind-turbine driven doubly fed induction generators [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2012, 32(27): 1-15.
- [2] YANG B, LIU B Q, ZHOU H Y, et al. A critical survey of technologies of large offshore wind farm integration: summary, advances, and perspectives [J]. *Protection and control of modern power systems*, 2022, 7(1): 1-32
- [3] 吴璇, 赵文彬, 朱瑞. 鼠笼异步式风力机的新型控制方法研究 [J]. *电力系统保护与控制*, 2023, 51(18): 43-51.
WU X, ZHAO W B, ZHU R. A novel control method of a squirrel cage asynchronous generator for a wind turbine [J]. *Power system protection and control*, 2023, 51(18): 43-51.
- [4] 陈毅东, 杨育林, 王立乔, 等. 风力发电最大功率点跟踪技术及仿真分析 [J]. *高电压技术*, 2010, 36(5): 1322-1326.
CHEN Y D, YANG Y L, WANG L Q, et al. Maximum power point tracking technology and simulation analysis for wind power generation [J]. *High voltage engineering*, 2010, 36(5): 1322-1326.
- [5] ASGHAR A B, LIU X D. Adaptive neuro-fuzzy algorithm to estimate effective wind speed and optimal rotor speed for variable-speed wind turbine [J]. *Neurocomputing*, 2018, 272: 495-504.
- [6] 李娟, 张克兆, 李生权, 等. 最佳叶尖速比的最大功率自抗扰跟踪控制 [J]. *电机与控制学报*, 2015, 19(12): 94-100, 106.
LI J, ZHANG K Z, LI S Q, et al. Maximum power point tracking control with active disturbance rejection controller based on the best tip speed ratio [J]. *Electric machines and control*, 2015, 19(12): 94-100, 106.
- [7] SABZEVARI S, KARIMPOUR A, MONFARED M, et al. MPPT control of wind turbines by direct adaptive fuzzy-PI controller and using ANN-PSO wind speed estimator [J]. *Journal of renewable and sustainable energy*, 2017, 9: 013302.
- [8] 李佳俊, 娄尧林, 应京良, 等. 基于直接转速控制的风电机组最大功率点跟踪策略研究 [J]. *太阳能学报*, 2024, 45(10): 607-615.
LI J J, LOU Y L, YING J L, et al. Research on maximum power point tracking strategy of wind turbine based on direct speed control [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2024, 45(10): 607-615.
- [9] 朱连成, 肖阳, 苏晓英, 等. 双定子无刷双馈风力发电
机无速度传感器反步法直接功率控制 [J]. *太阳能学报*, 2024, 45(4): 206-213.
- ZHU L C, XIAO Y, SU X Y, et al. Sensorless back-stepping direct power control of dual-stator brushless doubly-fed wind power generator [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2024, 45(4): 206-213.
- [10] KHAN M J, MATHEW L. Comparative study of optimization techniques for renewable energy system [J]. *Archives of computational methods in engineering*, 2020, 27(2): 351-360.
- [11] 刘吉臻, 孟洪民, 胡阳. 采用梯度估计的风力发电系统最优转矩最大功率点追踪效率优化 [J]. *中国电机工程学报*, 2015, 35(10): 2367-2374.
LIU J Z, MENG H M, HU Y. Efficiency optimization of optimum torque maximum power point tracking based on gradient approximation for wind turbine generator system [J]. *Proceedings of the CSEE*, 2015, 35(10): 2367-2374.
- [12] MOUSA H H H, YOUSSEF A R, MOHAMED E E M. State of the art perturb and observe MPPT algorithms based wind energy conversion systems: a technology review [J]. *International journal of electrical power & energy systems*, 2021, 126: 106598.
- [13] UDDIN M N, AMIN I K. Adaptive step size based hill-climb search algorithm for MPPT control of DFIG-WECS with reduced power fluctuation and improved tracking performance [J]. *Electric power components and systems*, 2018, 46(19/20): 2203-2214.
- [14] CORTES-VEGA D, ORNELAS-TELLEZ F, ANZUREZ-MARIN J. Comparative analysis of MPPT techniques and optimal control for a PMSG-based WECS [C]//2019 IEEE 4th Colombian Conference on Automatic Control (CCAC). Medellin, Colombia, 2019: 1-6.
- [15] 曹娜, 苏亚妮, 于群. 运行参数变化时双馈风电机组振荡机理及特性研究 [J]. *太阳能学报*, 2024, 45(3): 54-64.
CAO N, SU Y N, YU Q. Study on oscillation mechanism and features of doubly-fed wind turbines with operating parameters changings [J]. *Acta energiae solaris sinica*, 2024, 45(3): 54-64.
- [16] 宋卓彦, 王锡凡, 滕予非, 等. 变速恒频风力发电机组控制技术综述 [J]. *电力系统自动化*, 2010, 34(10): 8-17.
SONG Z Y, WANG X F, TENG Y F, et al. Overview of control technologies for variable-speed constant-frequency wind turbines [J]. *Automation of electric power systems*, 2010, 34(10): 8-17.

- [17] 赵瑜, 周玮, 于芃, 等. 风电有功波动功率调节控制研究[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 85-91.
ZHAO Y, ZHOU W, YU P, et al. Study on regulation and control of active wind power fluctuations [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 85-91.
- [18] 孙欣宇, 向东, 丁伟, 等. 基于麻雀搜索算法的风电机组独立变桨控制研究[J]. 太阳能学报, 2023, 44(10): 266-274.
SUN X Y, XIANG D, DING W, et al. Research on individual pitch control of wind turbine based on sparrow search algorithm [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(10): 266-274.
- [19] 金石, 张凤阁, 朱连成. 无刷双馈风力发电机的变速恒频最大功率跟踪[J]. 太阳能学报, 2014, 35(11): 2279-2286.
JIN S, ZHANG F G, ZHU L C. VSCF maximal power tracking for brushless doubly fed wind power generator [J]. Acta energiae solaris sinica, 2014, 35(11): 2279-2286.
- [20] 李和明, 张祥宇, 王毅, 等. 基于功率跟踪优化的双馈风力发电机虚拟惯性控制技术[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(7): 32-39, 188.
LI H M, ZHANG X Y, WANG Y, et al. Virtual inertia control of DFIG-based wind turbines based on the optimal power tracking [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(7): 32-39, 188.
- [21] AFSHARIAN S, KARIMPOUR A. Wind turbine power tracking using multiple model predictive control [C]//2013 21st Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE). Mashhad, Iran, 2013: 1-6.
- [22] 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.
HAN B, ZHOU (L/X) W, CHEN H, et al. Approach to model predictive control of large wind turbine using light detection and ranging measurements [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(18): 5062-5069.
- [23] 田德, 周臣凯, 唐世泽, 等. 基于自适应模型预测控制的大型风电机组MPPT方法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(6): 501-508.
TIAN D, ZHOU C K, TANG S Z, et al. MPPT method for large wind turbines based on adaptive model predictive control [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(6): 501-508.
- [24] 苏向敬, 山衍浩, 周汶鑫, 等. 基于GRU和注意力机制的海上风力机齿轮箱状态监测[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(24): 141-149.
SU X J, SHAN Y H, ZHOU W X, et al. GRU and attention mechanism-based condition monitoring of an offshore wind turbine gearbox [J]. Power system protection and control, 2021, 49(24): 141-149.
- [25] 张橙, 李雪, 叶茂, 等. 物理信息神经网络在两相流中的应用[J]. 化工学报, 2024, 75(11): 3835-3856.
ZHANG C, LI X, YE M, et al. Application of physics-informed neural network in two-phase flow [J]. CIESC journal, 2024, 75(11): 3835-3856.
- [26] 杜轲, 齐婧, 高嘉伟, 等. 基于物理信息神经网络(PINN)方法的结构动力响应分析[J/OL]. 工程力学, 1-12 [2025-01-02]. <http://hp.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2595.o3.20240822.1525.006.html>.
DU K, QI J, GAO J W, et al. Structural dynamic response analysis based on physical information neural network method [J/OL]. Engineering mechanics, 1-12 [2025-01-02]. <http://hp.kns.cnki.net/shiep.vpn358.com/kcms/detail/11.2595.o3.20240822.1525.006.html>.
- [27] 向超群, 尹雪瑶, 伍珣, 等. 基于物理信息神经网络的牵引变流器直流支撑电容参数辨识方法[J]. 电工技术学报, 2024, 39(15): 4654-4667.
XIANG C Q, YIN X Y, WU X, et al. Parameter identification of DC-link capacitor in traction converter based on physical information neural network [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2024, 39(15): 4654-4667.
- [28] WILLIAMS G, WAGENER N, GOLDFAIN B, et al. Information theoretic MPC for model-based reinforcement learning [C]//2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Singapore, 2017: 1714-1721.
- [29] SHI G Y, SHI X C, O'CONNELL M, et al. Neural lander: stable drone landing control using learned dynamics [C]//2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada, 2019: 9784-9790.

COLLABORATIVE CONTROL STRATEGY OF TORQUE-PITCH ANGLE OF WIND TURBINES BASED ON PHYSICS-INFORMED NEURAL NETWORKS

Mi Yang¹, Yang Xi¹, Han Yunhao¹, Li Chunxu¹, Yuan Minghan², Zheng Xiaoliang³

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China;

2. State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 200122, China;

3. School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan 232001, China)

Abstract: Under low wind speed conditions, conventional maximum power point tracking (MPPT) control strategies fail to effectively account for the dynamic influence of the pitch angle, leading to reduced wind energy utilization efficiency. Under medium and high wind speed conditions, traditional PI-based pitch angle controllers struggle to maintain stable power output. To address these challenges, this paper proposes a collaborative optimization strategy that integrates Physics-Informed Neural Networks (PINNs) with Model Predictive Control (MPC). The PINN model accurately captures the dynamic characteristics of wind turbines, while an online training mechanism based on a stochastic weight adjustment algorithm enhances adaptability. A unified MPC strategy is developed, considering both torque and pitch angle as control variables. By dynamically adjusting the cost function, the proposed approach achieves maximum power tracking under low wind speed conditions and ensures stable power output under medium and high wind speed conditions. Experimental results validate that the proposed method significantly improves the dynamic response of the wind turbines, enhances real-time control performance, and increases wind energy utilization efficiency.

Keywords: wind turbines; model predictive control; maximum power point tracking; neural networks; pitch angle control; wind energy utilization coefficient