DOI: 10.19666/j.rlfd.202603072

不同等效风速切换的风电机组前馈变桨优化控制

贾成真[1,2]，刘玉山[1,2]，常馨元[1,2]，杨森林[3]，王灵梅[1,2]，
陈政坤[1,2]，孟恩隆[1,2]，李志奎[1,2]，褚俊龙[4]，郭东杰[1,5]
（1. 山西大学山西省智慧风电技术创新中心，山西 太原 030031；
2. 山西大学自动化与软件学院，山西 太原 030031；
3. 中广核（山西）新能源投资有限公司，山西 太原 030025；
4. 太原重工股份有限公司，山西 太原 030032；
5. 国电投（山西）新能源开发有限公司，山西 太原 030032）

［摘 要］【目的】针对恶劣天气情况下激光测风雷达数据不准确对前馈控制带来的不确定性影响，本文提出了基于激光测风雷达和卡尔曼滤波预估的不同等效风速模糊切换的风电机组前馈变桨控制算法。【方法】首先，利用自研的机舱式激光测风雷达将测量的多点风速转化为推动叶轮做功的等效风速；其次，设计了一种基于卡尔曼滤波的等效风速预估算法，并用模糊逻辑机制实现对激光雷达测量的等效风速和预估的等效风速进行平滑切换；最后，应用风驱动算法对融合了前馈控制的 PI 变桨反馈控制器参数进行优化。【结果】通过在 NREL 5 MW 高保真风电机组模型上测试和验证，在 18 m/s 的湍流风况下，本文提出的模糊逻辑机制能够降低发电机转速波动约 5.3%，控制参数经过离线优化后，能够进一步降低发电机转速波动约 8.9%，叶根 *x* 方向的载荷受力波动约 8.7%。【结论】本文采用的模糊逻辑切换机制和离线优化算法能够降低激光测风雷达数据测量不准确对前馈控制带来的不利影响，并且能够进一步降低机组发电机转速和叶根载荷受力波动。

［关 键 词］激光测风雷达；卡尔曼滤波；等效风速；前馈变桨控制；切换

［引用本文格式］贾成真，刘玉山，常馨元，等. 不同等效风速切换的风电机组前馈变桨优化控制[J]. 热力发电，2026，55(9)：33. Jia C Z, Liu Y S, Chang X Y, et al. Optimized feedforward pitch control for wind turbines with different equivalent wind speed switching[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(9): 33.

Optimized feedforward pitch control for wind turbines with different equivalent wind speed switching

Jia Chengzhen[1,2], Liu Yushan[1,2], Chang Xinyuan[1,2], Yang Senlin[3], Wang Lingmei[1,2],
Chen Zhengkun[1,2], Meng Enlong[1,2], Li Zhikui[1,2], Chu Junlong[4], Guo Dongjie[1,5]
(1. Shanxi Province Smart Wind Power Technology Innovation Center, Shanxi University, Taiyuan 030031, China;
2. School of Automation and Software, Shanxi University, Taiyuan 030031, China;
3. CGN (Shanxi) New Energy Investment Co., Ltd., Taiyuan 030025, China;
4. Taiyuan Heavy Industry Co., Ltd., Taiyuan 030032, China;
5. SPIC (Shanxi) New Energy Development Co., Ltd., Taiyuan 030032, China)

Abstract: [Objective] Inaccurate LiDAR measurements under harsh weather introduce uncertainty in feedforward pitch control, which can degrade turbine performance. To address this challenge, this paper proposes a novel fuzzy-

收 稿 日 期：2026-03-27 修 回 日 期：2026-05-07 接 受 日 期：2026-05-16
基 金 项 目：国家自然科学基金青年基金资助项目（62303261）；山西省重点研发计划项目（202202060301004，202502060301003，202302060301006）；山西省科技成果转化引导专项项目（202304021301061）
Supported by: National Natural Science Foundation of China (62303261); Key Research and Development Program of Shanxi Province (202202060301004, 202502060301003, 202302060301006); Shanxi Science and Technology Achievement Transformation Guidance Program (202304021301061)
第一作者简介：贾成真（1989），男，博士，副研究员，主要研究方向为风电机组降载控制技术，m18856452899@163.com。
通信作者简介：王灵梅（1964），女，博士，教授，主要研究方向为新能源控制技术，wanglingmei08@163.com。

switching feedforward pitch control algorithm for wind turbines. The algorithm enhances reliability by intelligently integrating direct LiDAR wind preview measurements with a Kalman-filter-based equivalent wind speed estimation, ensuring robust operation despite measurement inaccuracies. [Methods] First, a self-developed nacelle-mounted pulsed coherent Doppler LiDAR system captures line-of-sight wind speed data at multiple upstream points. These measurements are synthetically processed to derive a single equivalent wind speed that represents the effective aerodynamic inflow acting on the rotor. Second, a Kalman-filter-based estimation algorithm is designed to independently obtain an equivalent wind speed signal using standard turbine operational data and a simplified drive-train and aerodynamic model. A fuzzy-logic mechanism is then applied to dynamically evaluate the reliability of both wind speed sources based on real-time quality indicators, and to implement smooth, weighted switching between the LiDAR-measured and the Kalman-filter-estimated signals. This ensures the feedforward controller predominantly utilizes the more trustworthy input at any moment, thereby mitigating the impact of LiDAR inaccuracies. Finally, to fully coordinate the feedforward action with baseline feedback regulation, the parameters of the PI-based pitch controller are optimized offline using the Wind Driven Optimization (WDO) algorithm. WDO adjusts the controller gains to minimize a composite cost function that penalizes both generator speed deviations and blade root flapwise bending-moment fluctuations, thereby achieving an effective balance between speed regulation and load mitigation. [Results] The proposed control strategy was tested and validated using the high-fidelity NREL 5 MW wind turbine model under turbulent wind conditions with a mean speed of 18 m/s. Results show that the fuzzy-logic switching mechanism alone reduces the standard deviation of generator speed fluctuations by approximately 5.3% compared to a conventional LiDAR-only feedforward scheme. Following offline optimization of the feedback controller parameters, the performance gains are further enhanced: the standard deviation of generator speed is reduced by about 8.9%, and the blade-root flapwise bending moment (x-direction) is reduced by approximately 8.7%. [Conclusion] This work demonstrates that the integrated fuzzy-logic switching mechanism and offline parameter optimization effectively mitigate the adverse impacts of inaccurate LiDAR wind-preview data on feedforward pitch control. By intelligently blending LiDAR measurements with a Kalman-filter-based estimator, the system maintains reliable wind preview input under uncertain measurement conditions. Consequently, the proposed strategy significantly reduces fluctuations in both generator speed and blade-root loads, enhancing both the power quality and structural longevity of the wind turbine.

Key words: laser wind LiDAR; Kalman filtering; equivalent wind speed; feedforward pitch control; switching

大型风电机组的前馈变桨控制依赖精准、超前的等效风速信息。传统测风装置因受叶片转动干扰，存在测量滞后与不准的问题，难以满足控制需求。当前，激光雷达测风技术因其高精度、快响应和超前性，已成为大型机组获取等效风速的主流方案[1-3]。然而，在恶劣天气下，激光雷达数据的稳定性与可靠性会下降，甚至发生数据丢失，这直接限制了其在前馈控制中的可靠应用。因此，如何确保在激光雷达测量的风速不可靠时，控制系统仍能保持稳定与高效，是亟待解决的工程难题。

为获取或重构等效风速，现有研究主要沿 2 条路径展开：1）基于物理模型[4]或状态观测[5-7]的估计算法，其性能受模型精度、线性假设或系统可观测性的制约；2）基于数据驱动的方法[8-10]，研究人员通过传统方法与机器学习训练过往风速数据来估计等效风速[11]。为补充风速波动细节，Feng 等人[12]提出了一种基于门控循环单元（gated recurrent unit，GRU）神经网络的概率风速预测模型，考虑模型的时变性和非定常性，文献[13]提出基于径向基函数（radial basis function, RBF）在线更新的风轮平面有效风速估计方法，该方法虽能处理非线性，但普遍存在依赖大量数据、模型复杂、泛化能力不足的缺点。在控制策略层面，传统 PID 控制器结构简单，但面对复杂多变的风况和系统非线性时，抗干扰能力有限[14-15]。虽有研究引入雷达辅助前馈[16-17]或采用智能算法优化参数[18-20]来提升控制性能，但前者通常假设雷达数据始终可用，未针对数据丢失设计容错机制；后者则大多未将前馈控制纳入整体优化框架。

针对上述问题，本文提出一种基于激光测风雷达与卡尔曼滤波预估的模糊切换前馈变桨控制策略。该策略的核心在于，通过一个模糊逻辑切换机制，在雷达数据可靠时采用实测风速进行前馈，在数据丢失或不可靠时则无缝切换至基于卡尔曼滤波的预估风速，从而保障前馈信息的连续性。同时，采用风驱动算法对系统的 PI 反馈控制器与前馈控制器参数进行一体化整定，以优化全局控制性能。最后以美国国家可再生能源实验室（national renewable energy laboratory，NREL）5 MW 风电机组为研究对象，仿真测试表明，在恶劣天气下，本文策略能有效维持系统稳定，相较于传统 PI 控制，显著降低了风轮转速与输出功率的波动，并减轻了关键部件载荷。

1 激光测风雷达数据分析和等效风速预估

1.1 激光测风雷达等效风速反演

激光测风雷达系统安装在风机机舱顶部，根据测量的多点视向风速，采用工控机（industrial personal computer，IPC）进行机组前方叶轮面等效风速的反演计算。以本实验室自研的机舱式四目激光雷达为例，该雷达能够同时向前方发射 4 束激光束，分别记作 LOS1、LOS2、LOS3、LOS4。其中 LOS1 与 LOS2 构成上光束平面，LOS3 与 LOS4 构成下光束平面。获得叶轮前方不同距离同一平面内 4 个点的视向风速。定义激光测风雷达前视轴向为 X 正方向，激光测风雷达的左方为 Y 轴正方向，垂直 XY 平面向上的方向为 Z 轴正方向。激光测风雷达实物和视向光束与坐标系之间的几何关系如图 1 所示。

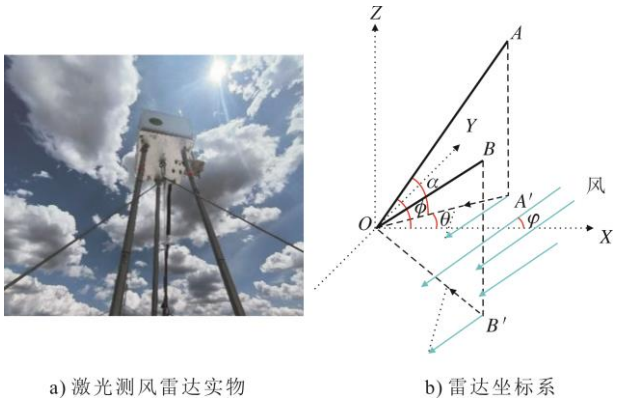


图 1 激光测风雷达水平风速的几何解析关系
Fig.1 Geometric analytical relationship of horizontal wind speed for LiDAR

可定义激光视线与 XY 平面的夹角为 α，激光视线在 XY 平面投影与 X 方向的夹角为 θ，激光视线与 X 轴之间的夹角为 ϕ。假设大气风场遵循层状分布特性，以 2 个测量点 A 和 B 为例，对其进行空间位置分析。将雷达放置在坐标原点，OA 和 OB 为发射的 2 个激光束，OA'和 OB'分别为光束在水平面上的投影轨迹，风速方向与 X 轴之间的夹角 φ 是关键参考变量[21-22]。经过几何关系运算可得，OA'上的风速分量为：

$$v_{A'} = v \times \cos(\varphi - \theta) \tag{1}$$

OB'上的风速分量为：

$$v_{B'} = v \times \cos(\varphi + \theta) \tag{2}$$

结合式(1)和式(2)可得：

$$\frac{v_{A'}}{v_{B'}} = \frac{\cos(\varphi - \theta)}{\cos(\varphi + \theta)} \tag{3}$$

通过余弦函数分解公式可知：

$$\varphi = \text{atan}\left[\frac{v_{A'} - v_{B'}}{v_{A'} + v_{B'}}\cot(\theta)\right] \tag{4}$$

$v_{A'}$ 和 $v_{B'}$ 分别是风速 v_A 和 v_B 的水平风速的投影，所以有：

$$v_{A'} = v_A \times \cos\alpha \tag{5}$$

$$v_{B'} = v_B \times \cos\alpha \tag{6}$$

将式(5)和式(6)代入式(4)可得：

$$\varphi = \text{atan}\left[\frac{v_A - v_B}{v_A + v_B}\cot\theta\cos\alpha\right] \tag{7}$$

在计算出风向信息后，将 φ 的值代入式(1)，即可求出水平等效风速 v 的大小。

鉴于激光测风雷达的测量原理，在雨雾天气中会出现测量误差，为了能够实现前馈控制不失效，下节采用卡尔曼滤波的等效风速预估方法作为激光测风雷达在雨雾天气下数据的补充。

1.2 基于卡尔曼滤波的等效风速预估

卡尔曼滤波算法以其高效性和鲁棒性在众多领域得到广泛应用。国内外已有学者将其应用到风电机组等效风速的预估[23]。将风速作为风电机组系统的一个状态变量，风电机组非线性状态方程定义如下：

$$\begin{cases} \dot{\omega}_r = \dfrac{1}{J}(\tau_a - N_g\tau_g) + n_1 \\ \dot{v}_t = -\chi(v_m)v_t + n_2 \\ \dot{v}_m = n_3 \\ y = \omega_r + \xi_m \end{cases} \tag{8}$$

式中：J 为风电机组传动链的总惯量；τ_a 为气动转矩；N_g 为齿轮箱的变比；τ_g 为发电机转矩；v_t 为风速的湍流分量；v_m 为平均风速；χ 为函数关系；n_1、n_2、n_3 均为系统的白噪声；ω_r 为叶轮转速；ξ_m 为测量噪声；y 为系统输出。

预估的等效风速 $\hat{v}$ 为：

$$\hat{v} = v_t + v_m \tag{9}$$

定义过程噪声矩阵 $\boldsymbol{\xi}_s=[n_1\ n_2\ n_3]^T$，系统状态矩阵 $\boldsymbol{X}=[\omega_r\ v_t\ v_m]^T$，系统输入矩阵 $\boldsymbol{U}=[\beta\ \tau_a]^T$，则风电机组非线性连续时间状态空间模型可以简化表示为：

$$\begin{cases} \dot{\boldsymbol{X}} = \boldsymbol{F}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{U}) + \boldsymbol{\xi}_s \\ y = \boldsymbol{H}(\boldsymbol{X},\boldsymbol{U}) + \xi_m \end{cases} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{F}$ 为状态转移矩阵；$\boldsymbol{H}$ 为测量矩阵。

在卡尔曼滤波等效风速预估实现中，风速估计器的过程噪声协方差 $\boldsymbol{Q}$ 和测量噪声协方差 R_m 定义

如下[24]：

$$\boldsymbol{Q}=\begin{bmatrix} \mathrm{e}^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & \dfrac{\pi v_{\mathrm{m}}^{3} t_{\mathrm{i}}^{2}}{L} & 0 \\ 0 & 0 & \dfrac{2^{2}}{600} \end{bmatrix},\quad R_{\mathrm{m}}=0.02 \tag{11}$$

式中：湍流强度 t_{i}=0.18，是标准中规定的标准入流风条件下湍流强度的上限值；L 为湍流长度尺度参数，通常定义为 $L=3D$，其中 D 为叶轮直径。

随后，通过式(12)—式(19)实现连续-离散卡尔曼滤波器。系统的状态预测方程为：

$$\dot{\hat{\boldsymbol{X}}}(t)=\boldsymbol{F}(\hat{\boldsymbol{X}}_{k\text{-}1|k\text{-}1},\boldsymbol{U}_k) \tag{12}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{X}}$ 为状态预测矩阵；k 为时间。

协方差预测方程为：

$$\dot{\boldsymbol{P}}(t)=\boldsymbol{F}(t)\boldsymbol{P}_{k|k}+\boldsymbol{P}_{k|k}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(t)+\boldsymbol{Q}_k-\boldsymbol{K}_{k-1}R_{\mathrm{m}}\boldsymbol{K}_{k-1}^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

式中：$\boldsymbol{P}$ 为协方差矩阵；$\boldsymbol{K}$ 为卡尔曼增益矩阵。

卡尔曼滤波增益更新：

$$\boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}[\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}+R_{\mathrm{m}}]^{-1} \tag{14}$$

系统估计误差方程：

$$\tilde{y}_k=y_k-H_k(\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}) \tag{15}$$

系统状态量估计更新：

$$\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k}=\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}+\boldsymbol{K}_k\tilde{y}_k \tag{16}$$

协方差估计更新：

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1}=[\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k]\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{17}$$

式中：$\boldsymbol{I}$ 为 3×3 阶单位矩阵。

由式(9)可知 k 时刻预估风速计算：

$$\hat{\boldsymbol{v}}_k=[0\quad 1\quad 1]\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k} \tag{18}$$

状态转移和输出雅可比矩阵的计算公式为：

$$\boldsymbol{F}(t)=\left.\frac{\partial \boldsymbol{F}}{\partial \boldsymbol{X}}\right|_{\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1|k-1},\boldsymbol{U}_k},\quad \boldsymbol{H}_k=\left.\frac{\partial \boldsymbol{H}}{\partial \boldsymbol{X}}\right|_{\hat{\boldsymbol{X}}_{k|k-1}} \tag{19}$$

2 不同等效风速切换策略的设计与控制优化

2.1 雷达测量风速与等效预估风速的切换

模糊逻辑平滑切换算法的输入变量包括湿度偏差、雷达测量风速与等效风速的偏差。这些变量的定义为：湿度偏差是当前湿度与切换湿度阈值的差值；雷达测量风速与等效风速的偏差是雷达测风数据与等效预估风速数据差值。输出变量为雷达测量等效风速的权重值。

将精确的输入变量模糊化，转化为模糊集合。采用高斯隶属度函数，建立每个输入变量的模糊集合。2 个输入的模糊集为{负大（NB）、负中（NM）、负小（NS）、零（Z）、正小（PS）、正中（PM）、正大（PB）}，湿度偏差的论域为[–50，50]，雷达风速与等效风速的偏差的论域为[–5，5]。输出的模糊集为{零（Z）、正小（PS）、正中（PM）、正大（PB）}，输出权重的论域为[0，1]。模糊逻辑规则库如表 1 所示。

表 1 模糊规则库
Tab.1 Fuzzy rule base

湿度偏差	风速偏差						
	NB	NM	NS	Z	PS	PM	PB
NB	Z	Z	PS	PS	PS	Z	Z
NM	Z	Z	PS	PM	PS	Z	Z
NS	Z	PS	PS	PM	PS	PS	Z
Z	Z	PS	PM	PB	PM	PS	Z
PS	Z	PS	PS	PM	PS	PS	Z
PM	Z	Z	PS	PM	PS	Z	Z
PB	Z	Z	PS	PS	PS	Z	Z

解模糊模块将模糊输出转换为清晰的权重值，用于对雷达风速和等效风速数据进行加权融合，采用系数加权平均法进行解模糊，具体计算公式为：

$$W_{\mathrm{r}}=\left(\sum_{i=1}^{n}\mu_i(x),w_i\right)\Big/\sum_{i=1}^{n}w_i \tag{20}$$

式中：$\mu_i(x)$为第 i 条规则对应的输出模糊集的隶属函数；w_i 为对应的权重值；W_{r} 为激光雷达测量风速的权重。

最终的等效风速数据为：

$$v_{\mathrm{f}}=W_{\mathrm{r}}\cdot v+(1-W_{\mathrm{r}})\cdot\hat{v} \tag{21}$$

式中：v_{f} 为最终的风速数据。

2.2 基于风速切换的前馈-反馈控制器设计与优化

基于 2.1 节计算的等效风速设计前馈控制器，结合反馈变桨控制，该变桨控制系统的结构如图 2 所示。

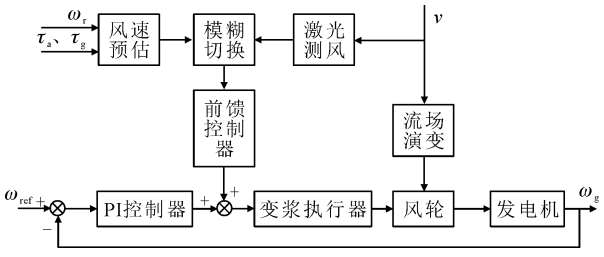


图 2 变桨控制系统结构
Fig.2 Structural diagram of the pitch control system

图 2 在反馈控制环节中加入了前馈控制，为了提高复合控制器的适应能力和追踪控制精确度，需要对控制器参数进行优化调整。鉴于风驱动优化算法（wind driven optimization，WDO）强大的全局搜索能力、良好的自适应性和实现简单性[25]，本文采用此方法实现对前馈−反馈控制参数统一优化。前馈控制器采用有限脉冲滤波器，其计算公式为：

$$\beta_{\mathrm{FF}}(k)=K_{\mathrm{ff}}\sum_{i=0}^{N-1}\phi_i v_{\mathrm{f}}(k-i) \tag{22}$$

式中：$\beta_{\mathrm{FF}}(k)$为 k 时刻前馈变桨控制指令；ϕ_i 为滤波器系数；i 为滤波器的项数；$v_{\mathrm{f}}(k–i)$为 $k–i$ 时刻等效风速值；K_{ff} 为前馈控制器的系数。

反馈控制采用 PI 控制器，控制参数采用 NREL 5 MW 风电机组控制文件中提供的参考数据，其比例和积分系数与桨距角的函数关系可以通过拟合得到，利用 MATLAB 提供的拟合函数工具箱，拟合函数形式采用指数函数，具体如图 3 所示。

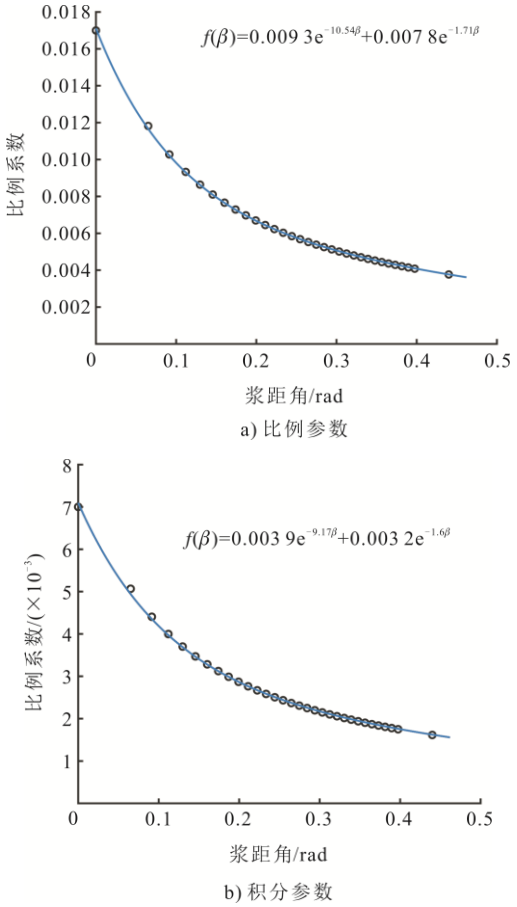


图 3 PI 控制参数的变化曲线

Fig.3 Variation curves of PI control parameters

从图 3 可以看出，比例参数、积分参数与桨距角的函数关系表达式为：

$$\begin{cases} f_{\mathrm{P}}(\beta)=K_{\mathrm{P1}}\mathrm{e}^{-10.54\beta}+K_{\mathrm{P2}}\mathrm{e}^{-1.71\beta} \\ f_{\mathrm{I}}(\beta)=K_{\mathrm{I1}}\mathrm{e}^{-9.71\beta}+K_{\mathrm{I2}}\mathrm{e}^{-1.6\beta} \end{cases} \tag{23}$$

式中：K_{P1}、K_{P2} 均为比例参数函数的系数；K_{I1}、K_{I2} 均为积分参数函数的系数。因为 2 个函数的类型相似，并且对应的指数函数项接近，区别较大的是各自的系数，所以下文侧重把各自的系数作为优化变量。

为了实现对前馈−反馈控制参数的优化，本文采用 WDO 算法。空气粒子的数量设定为 m，每个粒子的位置坐标由前馈控制系数 K_{ff}，比例参数函数的系数 K_{P1}、K_{P2}，积分参数函数的系数 K_{I1}、K_{I2} 组成，即参数空间的维 n=5。参数总体的数学表达式形式为 $m\times n$ 矩阵结构，其中列向量对应不同的空气粒子，行向量对应 5 个优化参数，如式(24)所示：

$$\boldsymbol{P}(m,n)=\begin{bmatrix} K_{\mathrm{ff}}^1 & K_{\mathrm{P1}}^1 & K_{\mathrm{P2}}^1 & K_{\mathrm{I1}}^1 & K_{\mathrm{I2}}^1 \\ K_{\mathrm{ff}}^2 & K_{\mathrm{P1}}^2 & K_{\mathrm{P2}}^2 & K_{\mathrm{I1}}^2 & K_{\mathrm{I2}}^2 \\ \vdots & & & & \vdots \\ K_{\mathrm{ff}}^m & K_{\mathrm{P1}}^m & K_{\mathrm{P2}}^m & K_{\mathrm{I1}}^m & K_{\mathrm{I2}}^m \end{bmatrix} \tag{24}$$

在 WDO 优化过程中，个体适应度水平指标为：

$$J=\alpha_1\int_0^t|\omega(t)-\omega_{\mathrm{ref}}|\mathrm{d}t+\alpha_2\sqrt{\mathrm{Var}[F_{\mathrm{a}}]} \tag{25}$$

式中：ω_{ref} 为转速目标值；$\omega(t)$为转速实际值；$\mathrm{Var}[F_{\mathrm{a}}]$为叶根载荷受力的方差；$\alpha_1$、$\alpha_2$ 均为权值常数，在[0，1]之间。

根据大气动力学知识可知，影响风流动的主要有 4 种力，分别是气压梯度力、摩擦力、重力和科氏力。由牛顿第二定律可得空气粒子运动方程为：

$$\rho\frac{\Delta u}{\Delta t}=(\rho\delta Vg)+(-\Delta p\delta V)+(-\rho au)+(-2\Omega u) \tag{26}$$

式中：ρ为空气密度；Δu 为Δt 时间内的速度变化；δV 为空气微团的体积；a 为摩擦系数；u 为空气微团当前时刻的移动速度；g 为重力加速度；Ω为地球的旋转角速度。

WDO 算法对各维度实施严格边界约束：空气微团运动被限制于预设区间，超界时触发反射机制，该限制如下：

$$u_{\mathrm{new}}^{*}=\begin{cases} u_{\max}, & u>u_{\max} \\ -u_{\max}, & u<-u_{\max} \end{cases} \tag{27}$$

设时间差Δt=1，δV=1，则可简化式(26)为：

$$\rho\Delta u=(\rho g)+(-\Delta p)+(-\rho au)+(-2\Omega u) \tag{28}$$

将理想气体状态方程 $p=\rho RT$ 代入式(28)可以得到：

$$\frac{p}{RT}\Delta u=\left(\frac{p}{RT}g\right)-\Delta p-\frac{p}{RT}au-2\Omega u \tag{29}$$

式中：p 为当前压力值。

式(29)左右两侧同时除以 $\frac{p}{RT}$ 得：

$$\Delta u = g + \left(-\Delta p \frac{RT}{p}\right) - au + \left(\frac{-2\Omega uRT}{p}\right) \tag{30}$$

式中：$\Delta u=u_{\text{new}}-u$，$u_{\text{new}}$ 表示下一次迭代的速度。

根据重力的定义，在一维坐标系[–1，1]范围中，g 可以表示为：$g=|g|(0-x)$，x 表示空气质点当前位置；$-\Delta p$ 可以表示为：$\Delta p=|p_{\text{opt}}-p|(x_{\text{opt}}-x)$，$x_{\text{opt}}$ 为最优位置，p_{opt} 为目前为止找到的最优压力值。设 $c=-2\Omega RT$，用相同类型的空气微团的随机速度分量 $u_{\text{cur}}^{\text{other dim}}$ 代替当前时刻运动速度，用 i 表示在所有空气质点中的一个降序排列，用来替换压力值（p_{opt} 和 p），在 x_{opt} 最优位置时压力值最小，可设为 1，则式(30)可以简化为：

$$u_{\text{new}} = (1-a)u - gx + \left(RT\left|\frac{1}{i}-1\right|(x_{\text{opt}}-x)\right) + \left(\frac{cu_{\text{cur}}^{\text{other dim}}}{i}\right) \tag{31}$$

位置更新方程如下：

$$x_{\text{new}} = x + u_{\text{new}}\Delta t \tag{32}$$

在算法的初始阶段，所有的空气微团都以随机的初始位置和运动速度分布在搜索空间中。根据式(31)和式(32)，在迭代过程中，空气微元的速度向量和空间位置都会不断更新。通过空气微量元素向压力极值点的定向运移，最终的迭代结果将逼近全局最优解。图 4 给出基于 WDO 的控制器参数优化流程。

图 4 中 WDO 算法优化控制参数的过程如下：

1）初始化，生成随机 $m\times n$ 维位置矩阵；

2）根据式(26)求出各空气微团的适应度指标；

3）更新个体极值；

4）更新全局极值；

5）进行式(31)和式(32)的速度位置迭代更新；

6）若未达到最大迭代次数，重复步骤 2）—步骤 5），否则结束算法。

优化算法中 a 一般取[0.8，0.9]，g 取值范围为[0.6，0.7]，RT 在[1.0，2.0]范围内，c 取[0.05，3.6][26]。

3 测试与分析

本文采用实际的激光测风雷达数据进行分析，被控对象为 NREL 5 MW 风电机组非线性模型，风轮叶片的直径为 126 m，塔筒的高度为 87.6 m，风电机组的切入风速为 3 m/s，额定风速为 11.4 m/s，在 MATLAB/Simulink 中搭建不同等效风速模糊切换的风电机组前馈变桨控制算法。

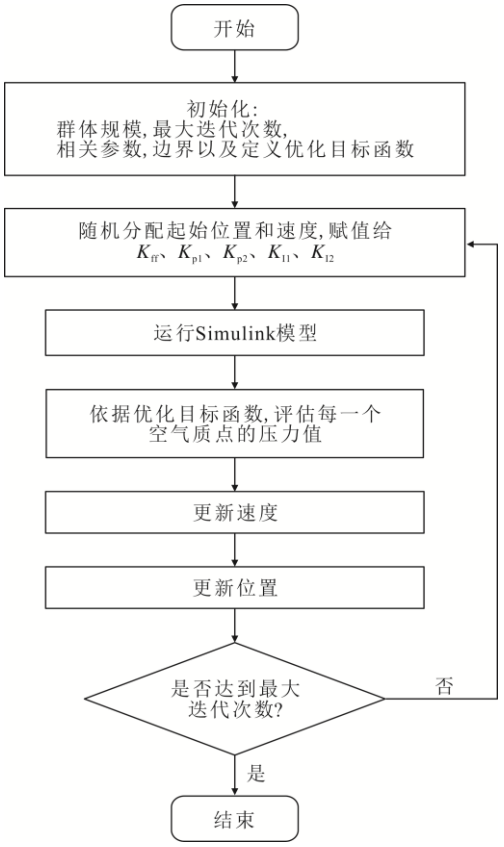
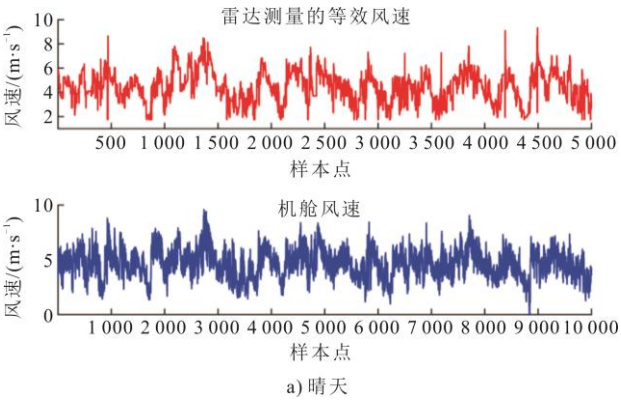


图 4 基于 WDO 的控制器参数优化流程

Fig.4 Controller parameter optimization based on WDO

3.1 激光雷达测风数据分析

图 5 给出了在河北省张家口市张北某风场采用激光测风雷达实际的测风数据与机舱风速对比。由图 5 实测数据可知，在雨雾状态下，激光测风雷达的数据与机舱风速相比整体偏大，且无明显的变化趋势，若将其引入前馈控制则会影响变桨反馈控制效果。



a) 晴天

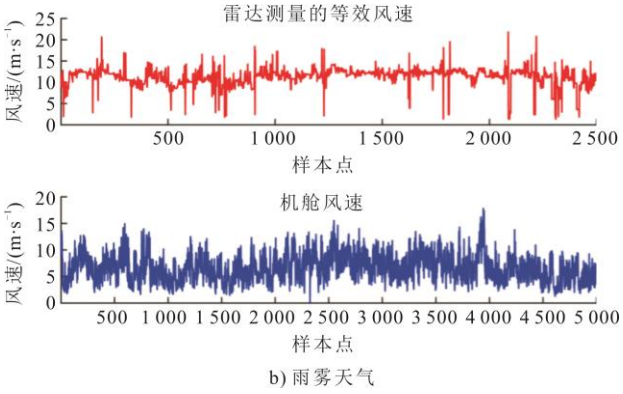


图 5 雷达风速和机舱风速对比
Fig.5 Comparison between LiDAR wind speed and nacelle anemometer wind speed

以该风场长时间的温度、湿度数据、雷达风速数据以及机舱风速仪风速数据为基础，通过分析温度、湿度数据与激光雷达风速和机舱风速仪风速之间的误差，来判断风速数据切换的大致阈值。视雷达风速与机舱风速偏差不大于 1 m/s 为可靠数据，图 6 为温度、湿度与风速误差的散点图。从图 6 可以看出：激光测风雷达数据的准确性受到湿度因素的影响比较明显。当相对湿度大于 70%，湿度条件对雷达测风准确度有显著影响，所以 2.1 节中把湿度作为模糊控制器的一个输入。

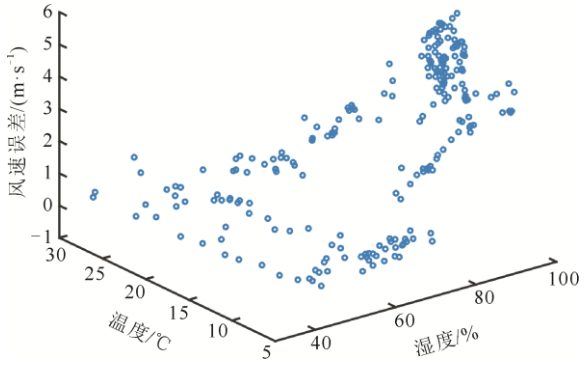


图 6 温度、湿度与风速误差的散点图
Fig.6 Scatter plot of temperature, humidity and wind speed error

以平均风速为 18 m/s 的湍流风为例，基于 FAST 软件中的激光测风雷达模块，采用脉冲测量的方式，设置 5 个距离门，每个距离门之间间隔为 20 m，分别测量叶轮前方 100 m 平面上左上 *A*、右上 *B*、左下 *C*、右下 *D* 4 个点的风速。图 7 给出了激光测风雷达测量的 4 个点的视向风速曲线。从图 7 中可以看出，叶轮下半平面的风速比叶轮上半平面的风速大，这是由于风剪切效应引起的，同一高度的风速大小差异较小。根据式(1)—式(7)反演出风电机组的等效风速。在 Simulink 中建立基于卡尔曼滤波器的等效风速预估模型，图 8 给出激光雷达和卡尔曼滤波计算出的等效风速、轮毂中心实际风速的对比曲线。

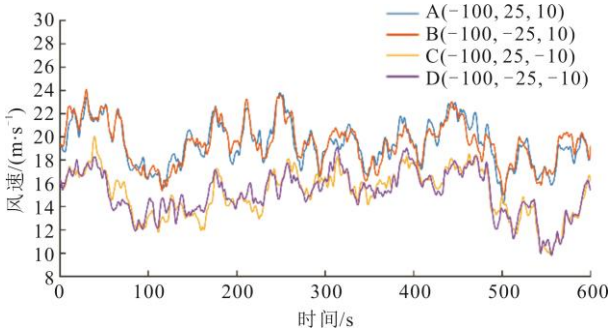


图 7 激光雷达测量的视向风速
Fig.7 The line-of-sight wind speed measured by LiDAR

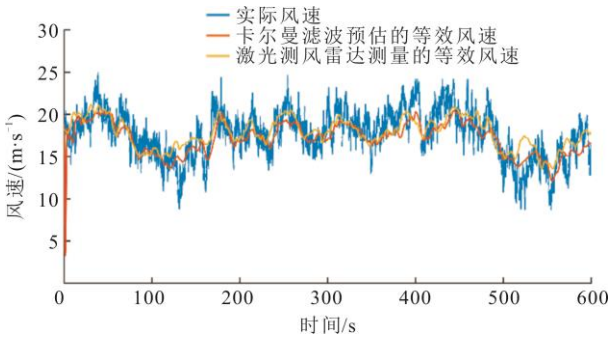


图 8 等效风速与实际风速比较
Fig.8 Comparison between equivalent wind speed and actual wind speed

从图 8 可以看出，由于激光测风雷达测量的是叶轮前方 100 m 处的风速，其变化趋势比实际风速、卡尔曼滤波预估风速的变化趋势超前。卡尔曼滤波预估的等效风速、激光雷达测量的等效风速变化比较平滑，两者计算的等效风速和实际风速相比有滤波效果。

3.2 等效风速切换测试与分析

根据 2.1 节中设计的模糊规则，在 Simulink 中搭建了基于模糊控制器的等效风速切换策略模型。其模糊规则曲面如图 9 所示。

激光测风雷达测量的风速精度与大气湿度之间存在复杂的相互作用关系。大气湿度通过影响激光与大气粒子的相互作用、信号传播显著改变测风精度，大气湿度不能过高也不能过低。大气湿度过高会加剧测风误差，大气湿度过低也会加剧测风误差。通过综合判断风速误差和湿度误差，实现激光测风雷达和卡尔曼滤波预估等效风速的切换。图 10

给出了等效风速切换的相关测试对比曲线。

由图 10a)可见，在 200 s 时，激光雷达由于湿度的影响，出现测风不准确的情况。通过对图 10b)—图 10e)统计分析可知：只采用反馈控制时，叶轮转速的波动为 0.295 8 r/min，采用模糊切换前馈控制时，叶轮转速的波动为 0.280 1 r/min。可见，采用模糊切换前馈控制能够降低叶轮转速波动约 5.3%；只采用反馈控制时，叶根载荷受力的均值为 164.75 kN，标准差为 57.485 kN，采用模糊切换前馈控制时，叶根载荷受力的均值为 164.93 kN，标准差为 57.129 kN，可见，采用模糊切换前馈控制在降低叶根载荷受力均值方面变化不大，叶根载荷受力标准差降低约 0.63%，如果前馈控制出现激光雷达测风误差时，叶根载荷受力的均值为 164.73 kN，标准差为 57.003 kN。

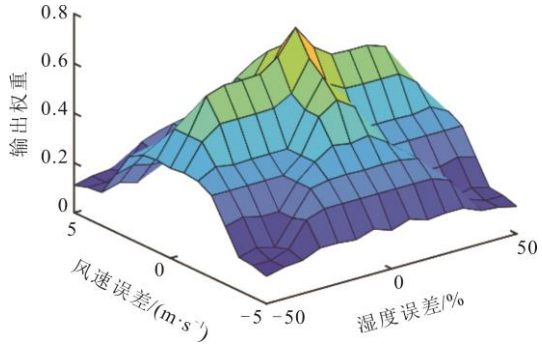
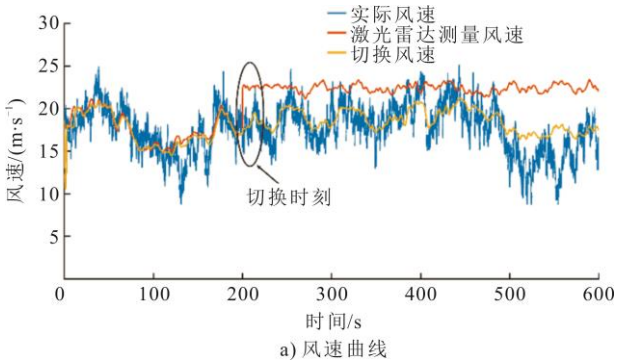
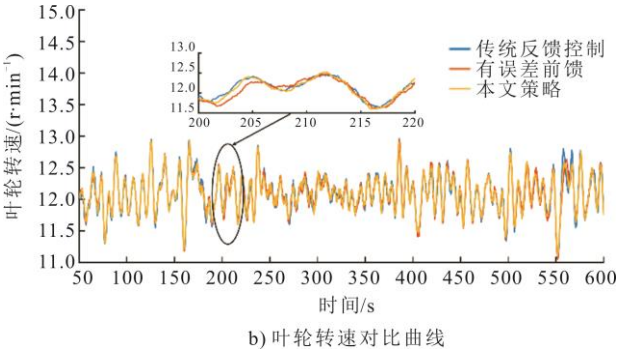


图 9 模糊规则曲面

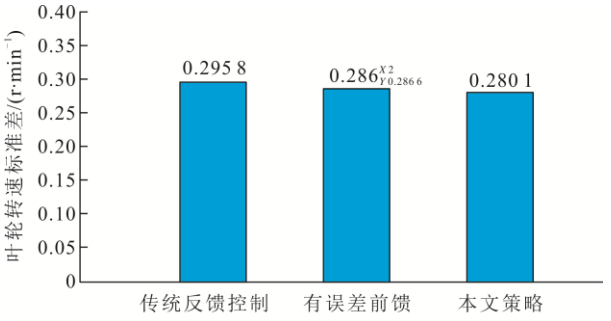
Fig.9 Fuzzy rule surface



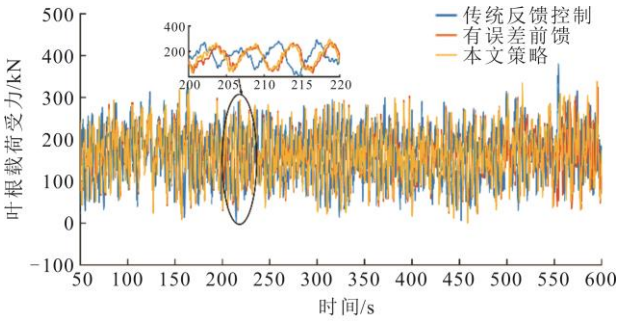
a) 风速曲线



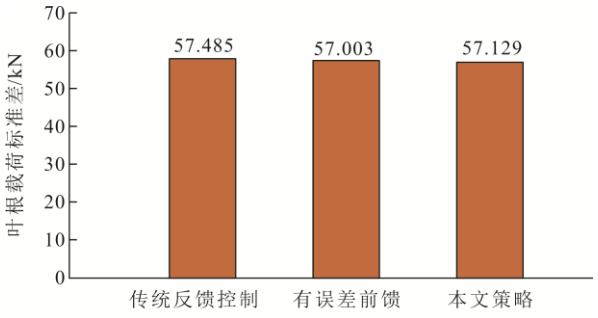
b) 叶轮转速对比曲线



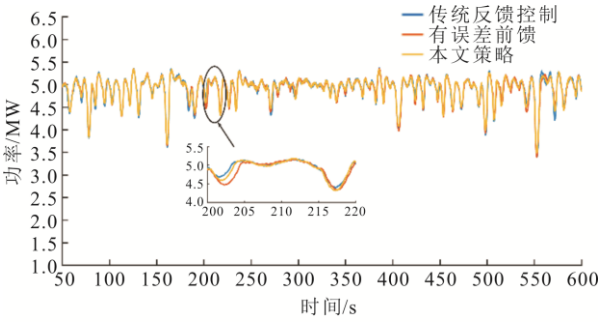
c) 叶轮转速标准方差对比



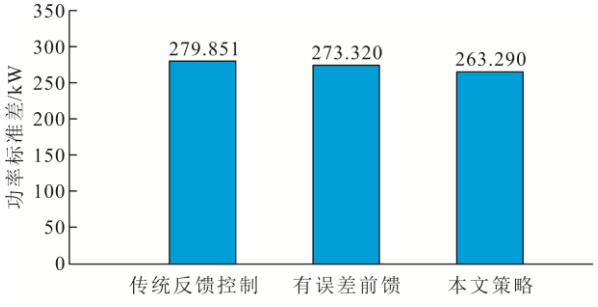
d) 叶根载荷受力对比曲线



e) 叶根载荷受力标准方差对比



f) 功率对比曲线



g) 功率标准方差对比

图 10 测试曲线对比

Fig.10 Test curve comparison

由图 10f)、图 10g)统计分析可以得到：当激光测风出现误差时，其功率均值为 4 909 kW，标准差为 273.32 kW；采用本文提出的控制策略后，其功率均值为 4 914 kW，标准差为 263.29 kW；不采用前馈控制时，其功率均值为 4 908 kW，标准差为 279.851 kW；由此看出，本文提出的控制策略能够降低机组功率的波动约 3.7%，在一定程度上也能提升机组的平均发电功率。

3.3 基于 WDO 算法的控制参数优化

由于风电机组所受的风况变化频繁以及风电机组本身的非线性特性，现有的前馈控制系数和反馈控制参数并不能获得最优的控制效果，本节针对均值为 18 m/s 的湍流风速工况，对前馈和反馈控制参数进行离线优化整定，优化算法的初始种群设置为 10，最大迭代次数设置为 20，本文将优化的参数扩大了 10 000 倍，故参数的优化范围设置为[1，100]，优化结果如图 11 所示。

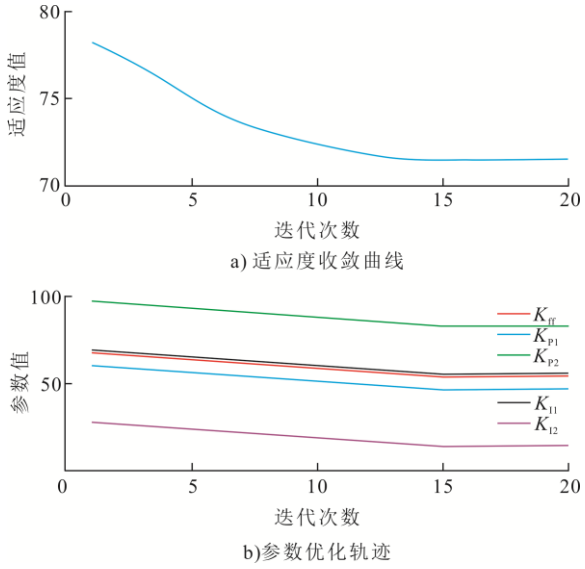


图 11 控制参数优化结果
Fig.11 Optimization results of control parameters

从图 11 中可以看出，优化过程在经历了 15 次迭代后，优化目标达到了最小值。优化后，K_{ff}、K_{P1}、K_{P2}、K_{I1}、K_{I2}的值分别为 53.98、46.66、83.15、55.68、13.63。

为了验证优化后的参数对其他风况的适应性，针对阶跃风况和湍流风况进行进一步对比分析。不同阶跃风况的对比如图 12 所示。

从图 12 中可以看出，不同阶跃风况下，经过优化后，发电机转速能够更快地跟踪目标值，转速波动降低约 15.2%，叶根 *x* 方向的载荷受力波动降低约 12.9%。

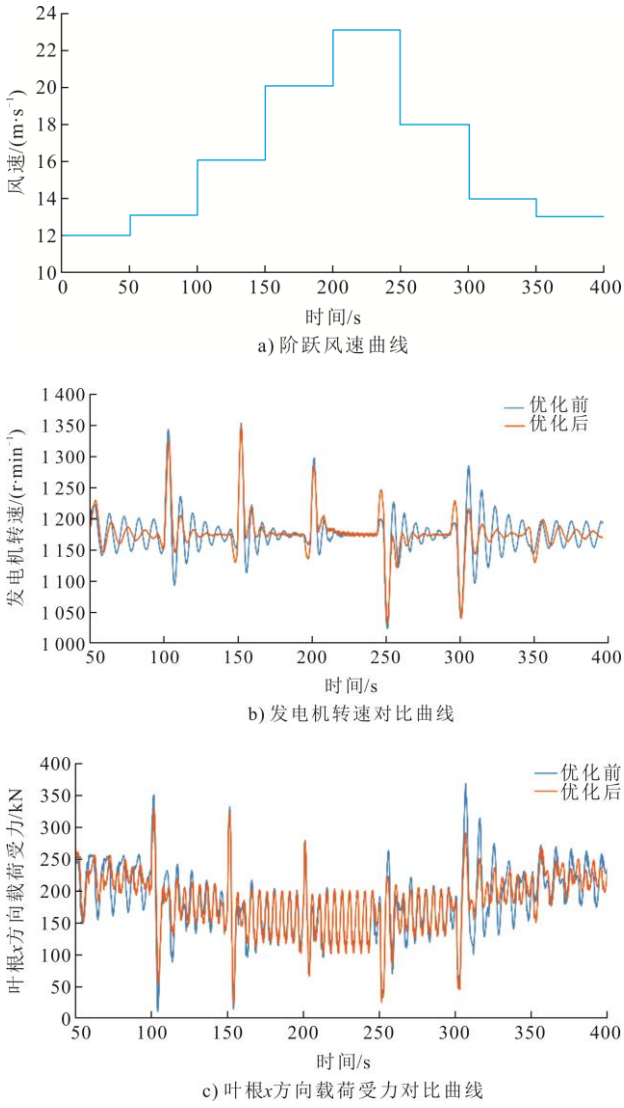


图 12 阶跃风况下对比测试
Fig.12 Comparison under step wind conditions

为了进一步验证优化后的控制参数是否对不同湍流风况也适用，本文选取 9 种湍流风况作为测试输入，平均风速为 15、18、21 m/s，湍流强度 *A*(0.12)、*B*(0.14)、*C*(0.16)。分别统计发电机转速和叶根 *x* 方向载荷受力波动情况，其对比效果如图 13 所示。由图 13 可知，经过优化后，在 15、18、21 m/s 湍流风况下，发电机的转速和叶根 *x* 方向的载荷受力波动均有明显的下降。15 m/s 湍流风况不同湍流强度下，优化前发电机转速波动平均值 95.43 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 82.23 kN，优化后发电机转速波动的平均值为 85.97 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 72.64 kN，分别降低 9.9%、11.6%。18.0 m/s 湍流风况不同湍流强

度下，优化前发电机转速波动平均值 118.85 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 89.29 kN，优化后发电机转速波动的平均值为 108.41 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 82.86 kN，分别降低 8.8%、7.2%。21.0 m/s 湍流风况不同湍流强度下，优化前发电机转速波动平均值为 132.52 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 98.82 kN，优化后发电机转速波动的平均值为 121.92 r/min，叶根 *x* 方向的载荷受力波动的平均值为 91.41 kN，分别降低 8.0%、7.5%。综合不同风速来看，优化后发电机转速波动平均降低约 8.9%，叶根 *x* 方向的载荷受力波动平均降低 8.7%。

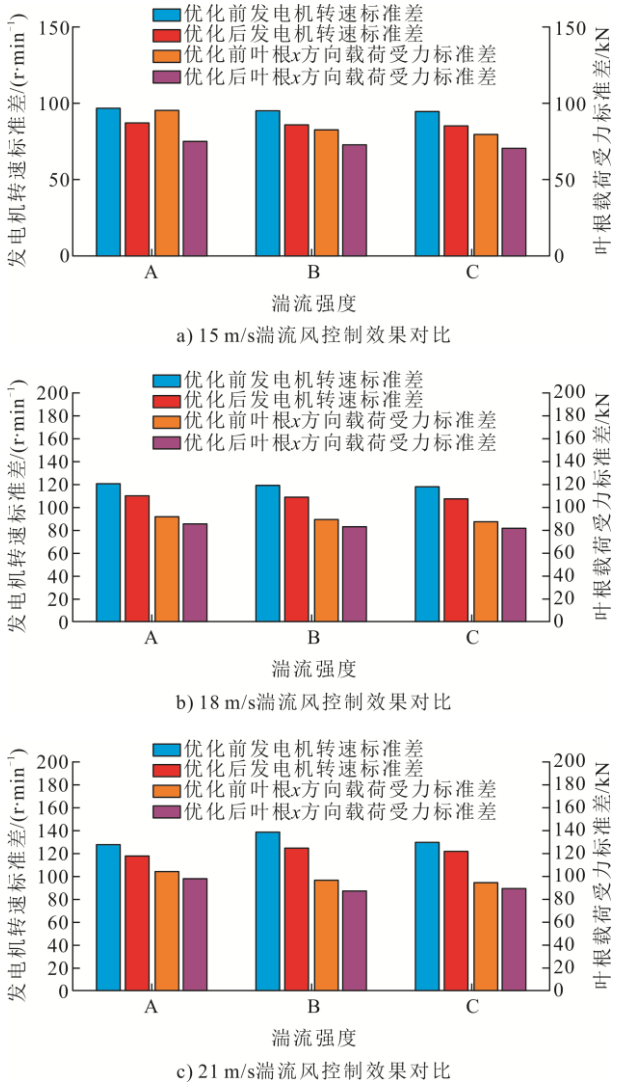


图 13 湍流风况下对比测试

Fig.13 Comparison under turbulent wind conditions

4 结 论

本文采用模糊逻辑机制实现了激光雷达测量的等效风速和卡尔曼滤波预估的等效风速两者平滑切换，有效降低了在恶劣天气情况下激光测风雷达测量不准导致前馈控制对反馈控制的影响。综合考虑前馈控制和反馈控制，对控制参数进行了离线优化。通过阶跃风、湍流风下的机组测试对比分析，得出以下结论：

1）本文提出的模糊逻辑机制能够根据湿度和测风的误差实现激光测风雷达测量的等效风速和卡尔曼滤波预估的等效风速两者之间的切换，保证前馈控制效果。

2）以 18 m/s 的湍流风为输入，当激光测风雷达存在测风误差时，本文提出的模糊切换控制策略能够降低转速波动约 5.3%，一定程度上提升机组的功率输出，但叶根 *x* 方向的载荷受力波动变化不大。

3）在 18 m/s 湍流风况下对前馈和反馈控制参数进行了离线优化。优化后的参数同样适用于阶跃风况和湍流风况。阶跃风况下，能够降低转速波动约 15.2%，降低叶根 *x* 方向的载荷受力波动约 12.9%。湍流风况下，能够降低发电机转速波动约 8.9%，叶根 *x* 方向的载荷受力波动约 8.7%。

[参 考 文 献]

[1] 马冲, 黄国燕, 李刚. 风力发电机组基于激光雷达前馈测风的独立变桨控制方法: CN201911390408.3[P]. 2020-04-28.
Ma C, Huang G Y, Li G. Individual pitch control method for wind turbines leveraging LiDAR feedforward wind measurement: CN201911390408.3[P]. 2020-04-28.

[2] 李颖峰, 许瑾, 刘美岑, 等. 基于机舱激光雷达的风力机增益预置前馈控制方法研究[J]. 热力发电, 2022, 51(7): 9.
Li Y F, Xu J, Liu M C, et al. Research on gain scheduled feedforward control method of wind turbine based on nacelle LiDAR[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(7): 9.

[3] 陈博文, 冯香恒, 林勇刚, 等. 基于激光雷达的叶轮平面风速在线预测[J]. 太阳能学报, 2025, 46(5): 539.
Chen B W, Feng X H, Lin Y G, et al. Online prediction of rotor wind speed based on LiDAR[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2025, 46(5): 539.

[4] Jena D, Rajendran S. A review of estimation of effective wind speed based control of wind turbines[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, 43: 1046.

[5] Lio W H, Li A, Meng F Z. Real-time rotor effective wind speed estimation using gaussian process regression and Kalman filtering[J]. Renewable Energy, 2021, 169: 670.

[6] Ortega R, Mancilla-David F, Jaramillo F. A globally convergent wind speed estimator for wind turbine systems[J]. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, 2013, 27(5): 413.

[7] Hafidi G, Chauvin J. Wind speed estimation for wind turbine control[C]//2012 IEEE International Conference on Control Applications. Dubrovnik: IEEE, 2012: 1111.

[8] Hafiz F, Abdennour A. An adaptive neuro-fuzzy inertia controller for variable-speed wind turbines[J]. Renewable Energy, 2016, 92: 136.
[9] Gao F, Chen W B, Fang M X. Robust disturbance rejection in uncertain singular systems using Equivalent-Input-Disturbance method based on output feedback control[J]. IEEE Access, 2020, 8: 115932.
[10] Deng X F, Yang J, Sun Y, et al. An effective wind speed estimation based extended optimal torque control for maximum wind energy capture[J]. IEEE Access, 2020, 8: 65959.
[11] Houndekindo F, Ouarda T B M J. Machine learning and statistical approaches for wind speed estimation at partially sampled and unsampled locations; review and open questions[J]. Energy Conversion and Management, 2025, 327: 119555.
[12] Feng H, Qian W L, Laima S J. A machine learning-based probabilistic wind speed prediction model with multi-resolution data, quantile regression and bound estimation[J]. Engineering Structures, 2025, 322(Part A): 119098.
[13] 曹忠鹏, 陈文婷, 艾超, 等. 基于 RBF 神经网络和模型在线更新的风速估计方法[J]. 太阳能学报, 2024, 45(10): 453.
Cao Z P, Chen W T, Ai C, et al. Wind speed estimation method based on RBF neural networks and model online update[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2024, 45(10): 453.
[14] 奥博宇, 陈磊, 闵勇, 等. 提升变桨减载风电机组调频性能的模糊前馈控制[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(11): 4230.
Ao B Y, Chen L, Min Y, et al. Fuzzy feedforward control to improve frequency regulation performance of deloaded wind turbine generator with pitch angle reserve[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(11): 4230.
[15] 贾成真. 基于激光雷达数据与自抗扰的大型风电机组智能优化控制[D]. 太原: 山西大学, 2022: 29.
Jia C Z. Intelligent and optimization control of large wind turbines based on LiDAR data and LADRC[D]. Taiyuan: Shanxi University, 2022: 29.
[16] 常青. 大型风电机组雷达辅助前馈控制[D]. 长沙: 中南大学, 2022: 26.
Chang Q. LiDAR aided feedforward control of large wind turbine[D]. Changsha: Central South University, 2022: 26.
[17] Jia C Z, Wang L M, Meng E L, et al. Combining LiDAR and LADRC for intelligent pitch control of wind turbines[J]. Renewable Energy, 2021, 169: 1091.
[18] 兰杰, 林淑, 张严, 等. 基于改进比例积分微分优化算法的风机变桨控制参数优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(4): 335.
Lan J, Lin S, Zhang Y, et al. Optimization of wind turbine variable pitch control parameters based on the improved proportional integral derivative optimization algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2025, 46(4): 335.
[19] 常晟, 万宇宾, 蒋韬. 基于自适应遗传算法的风电机组变桨控制参数自寻优方法[J]. 控制与信息技术, 2024(2): 40.
Chang S, Wan Y B, Jiang T. Self-optimization of wind turbine variable-pitch control parameters based on adaptive genetic algorithm[J]. Control and Information Technology, 2024(2): 40.
[20] 刘颖明, 张书源, 王晓东, 等. 基于遗传粒子群算法风电机组变速与变桨系统 PI 控制器设计[J]. 科学技术与工程, 2023, 23(31): 13375.
Liu Y M, Zhang S Y, Wang X D, et al. Design of PI controller for wind turbine variable speed and variable pitch system based on genetic particle swarm optimization algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2023, 23(31): 13375.
[21] 魏龙超, 张鹏, 李明洋, 等. 基于加权滑动滤波的激光雷达测风数据处理[J]. 激光与红外, 2025, 55(5): 672.
Wei L C, Zhang P, Li M Y, et al. Data processing of nacelle LiDAR used for wind measurement based on weighting sliding filtering[J]. Laser & Infrared, 2025, 55(5): 672.
[22] 王灵梅, 孟恩隆, 贾成真, 等. 一种风电机组连续波激光相干测风雷达系统: CN201910511135.7[P]. 2019-12-03.
Wang L M, Meng E L, Jia C Z, et al. A continuous-wave laser coherent wind measurement radar system for wind turbines: CN201910511135.7[P]. 2019-12-03.
[23] Knudsen T, Bak T, Soltani M. Prediction models for wind speed at turbine locations in a wind farm[J]. Wind Energy, 2011, 14(7): 877.
[24] Abbas N J, Zalkind D S, Pao L. A reference open-source controller for fixed and floating offshore wind turbines[J]. Wind Energy Science, 2022, 7(1): 53.
[25] Bayraktar Z, Komurcu M. Multi-objective adaptive wind driven optimization[C]//Proceedings of the 8th International Joint Conference on Computational Intelligence. Setúbal: SCITEPRESS, 2016: 115.
[26] 任作琳, 张儒剑, 田雨波. 风驱动优化算法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2015, 29(2): 153.
Ren Z L, Zhang R J, Tian Y B. Wind driven optimization algorithm[J]. Journal of Jiangsu University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2015, 29(2): 153.

（责任编辑　杜亚勤）