

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2513668

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*

兰杰^{1,2}, 林淑², 张严¹, 王剑宇¹, 苗强¹

(1. 四川大学电气工程学院 成都 610065; 2. 东方电气风电股份有限公司 德阳 618000)

摘要:变桨控制系统的高效运行是确保风机稳定功率输出、优化运行条件以及减少机械负荷疲劳的重要基础。在风机投运前,需离线完成变桨控制系统参数的精细化设计与整定。工程中,这些参数的优化与设计主要依靠风电工程师通过经验知识和仿真软件进行人工整定,该方式存在人员培训和优化时间成本高,且面临整定结果精确度低和一致性差等问题。而传统的比例积分微分优化算法在变桨控制参数智能整定过程中也存在着开发探索能力有限以及易于陷入局部最优等不足。因此,基于比例积分微分控制思想,设定收敛且随机的控制器参数,引入新的控制目标、控制误差和 Levy 飞行策略,提出了改进的比例积分微分优化算法。将 IPIDOA 与 PIDOA、哈里斯鹰优化算法、鲸鱼优化算法、灰狼优化算法、粒子群优化算法、遗传优化算法在 4 个单峰基准函数、4 个多峰基准函数和风机变桨控制参数优化实例上进行测试验证。结果表明,IPIDOA 具有更快的收敛速度和更佳的参数寻优能力,同时,在多类优化实例中具有更强的寻优稳定性。同时,通过计算 IPIDOA 的时间复杂度、对比上述各算法在风机变桨控制系统参数优化研究的收敛曲线,证明了 IPIDOA 具有优秀的计算效率。

关键词: 风机变桨控制; 参数优化; 智能整定; 改进比例积分微分优化算法

中图分类号: TH865 TK83 TP273+.2 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.8010

Optimization of wind turbine variable pitch control parameters based on the improved proportional integral derivative optimization algorithm

Lan Jie^{1,2}, Lin Shu², Zhang Yan¹, Wang Jianyu¹, Miao Qiang¹

(1. College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Dongfang Electric Wind Power Co., Ltd., Deyang 618000, China)

Abstract: The efficient operation of a variable pitch control system is an important basis to ensure the stable power output of wind turbines, optimize the operating conditions, and reduce the mechanical load fatigue. Before the operation of the wind turbine, it is necessary to complete the refined design and tuning of the pitch control system parameters offline. In engineering, these parameters mainly rely on engineers to perform manual tuning through experience knowledge and simulation software. This method has high personnel training and optimization time costs and faces low accuracy and poor consistency. However, traditional proportional-integral-derivative optimization algorithms are limited in the process of intelligent tuning of variable pitch control parameters, and it is easy to fall into local optimality. Therefore, based on the idea of proportional integral and derivative control, this article sets convergent and random controller parameter, and further introduces new control targets, control errors, and Levy flight strategies. An improved proportional-integral-derivative optimization algorithm is proposed. IPIDOA and PIDOA, Harris Hawks optimization, whale optimization algorithm, gray wolf optimizer, particle swarm optimization, and genetic algorithm are tested and verified on 4 single-peak reference functions, 4 multi-peak reference functions, and optimization examples of wind turbine pitch control parameters. The results show that IPIDOA has faster convergence speed, better parameter optimization ability, and stronger optimization stability in multi-class optimization cases. Concurrently, by calculating the time complexity of the IPIDOA and comparing the convergence curves of the algorithms in the parameter

收稿日期: 2025-01-10 Received Date: 2025-01-10

* 基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4201303)、国家自然科学基金项目(62403337)、四川省青年基金项目(2025ZNSFSC1510)、四川省国际科技创新合作/港澳台科技创新合作项目(2025YFHZ0157)资助

optimization research of the wind turbine pitch control system, it shows that the IPIDOA algorithm has excellent computational efficiency.

Keywords: wind turbine pitch control; parameter optimization; intelligent tuning; improved proportional-integral-derivative optimization algorithm

0 引言

风能作为一种清洁可再生能源,正日益成为能源发展战略的重要组成部分。截至到 2023 年,中国风电累计装机容量达 4.4134×10^9 kW,发电量突破 8×10^{12} kWh,保持世界第一^[1]。伴随绿色低碳转型的深入推进,风电能源仍然保持较快的发展速度。《2023 年全球风能报告》指出,预计未来五年全球风电新增并网容量将达到 680 GW,老旧的陆上风电场具有较大的改造和升级空间,而海上风电技术不断完善,深远海风电持续突破,具有巨大的可开发空间^[2-3]。

为了保障风机的安全稳定运行,目前风机的控制策略包括直接转矩控制、矢量控制、多标量控制和非线性控制等。矢量控制是工程应用最为广泛的控制策略,其中比例积分微分(proportional-integral-derivative, PID)控制器是整个风机控制系统的核心模块^[4]。除此之外,简化后的风机变桨系统还具有传动链加阻、滤波器、陷波器等诸多模块和待优化参数。这些参数需要在风机部署前完成设计。当下,主要依靠风电工程师进行人工整定,通过观察仿真测试结果,不断进行调整,最终得到可行的控制参数。但是,随着大批量风机的开发部署,人工整定方法已经难以满足其需求,其存在前期人员培训和优化时间成本高,整定结果精确度和一致性差等不足。

元启发式算法作为智能随机搜索算法,广泛用于解决系统参数综合优化问题^[5]。诸如遗传算法^[6]、粒子群算法^[7]、鲸鱼算法^[8]、模拟退火算法^[9]在解决简单的优化问题时具有很好的表现。而针对复杂的工程优化问题,这些传统算法也极易出现优化结果不一致和精确性差等缺点。因此,许多专家学者提出了相应的改进策略以及新颖的优化算法。杨赫然等^[10]改进松鼠搜索算法优化神经网络,实现数控机床进给系统热误差预测。魏荣新等^[11]通过蛭螂优化算法设计 PID 参数整定系统。谢良波等^[12]改进鲸鱼优化算法,并在焊接梁与压力容器设计问题上验证其有效性。Emam 等^[13]改进浣熊优化算法优化卷积神经网络,完成乳腺癌的诊断研究。孙凤山等^[14]运用教与学优化算法,实现太赫兹图像增强模型参数优化。魏勇等^[15]改进细菌觅食优化算法,提出风电机组异动预警技术。

针对风机控制参数优化问题,高奇等^[4,16]提出了比例积分微分算法(proportional-integral-derivative optimization algorithm, PIDOA),该算法受比例积分微分

控制原理启发,具有较好的优化结果,但在实际应用中依然存在 3 方面的问题:1)探索控制器参数的指数升级策略可能会造成参数为极小负数或零的情况,降低其探索能力;2)开发控制器参数恒定,致使开发控制器个体的迭代方向有限,降低其开发能力;3)适应度函数作为控制误差,控制器个体无法有效向负误差方向迭代。

为提高风机变桨控制系统参数优化的效率和精度,拟改进 PIDOA 算法。设定收敛且随机变化的控制器参数,增强算法的随机搜索能力;新增控制目标和控制误差项,提升算法的收敛开发能力;引入 Levy 飞行策略^[17],提高探索控制器的探索能力。从而得到改进的比例积分微分优化算法(improved proportional-integral-derivative optimization algorithm, IPIDOA),并在多个基准函数上进行了初步测试,然后在 5 WM 双馈风机变桨控制系统参数优化中进行了工程验证,最后进行算法效率的讨论。

1 风机变桨控制系统参数优化的数学模型

1.1 风机变桨控制系统模型

图 1 为风机变桨控制系统模型的结构图,该模型为闭环控制系统,离散时间设置为 0.02 s,主要包括 4 个模块:风机线性化模型、传动链加阻模块、滤波器与陷波器模块和 PID 控制器。

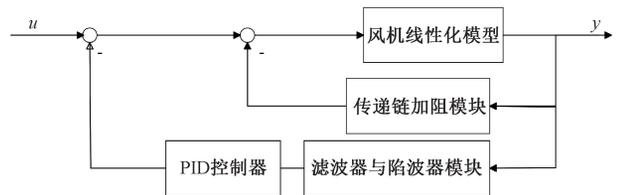


图 1 风机变桨控制系统模型结构

Fig. 1 The structure of the wind turbine control system model

风机线性化模型是将非线性风机系统拟合出的多输入多输出的线性化系统。针对不同的风速条件,拟合出不同的线性化模型。因此,为了有效地优化 PID 参数,需要对不同风速的风机线性化模型进行处理。

传动链加阻模块是在风机线性化模型上增加负反馈,使得“电机转矩需求”为输入和“低速轴转矩”为输出的单位阶跃响应能够快速稳定。其传递函数如式(1)所示。

$$\text{damper}(s) = \frac{K \cdot \left(\frac{2 \cdot QVd \cdot QVt}{QVw} s^2 + \frac{2 \cdot QVd}{QVw} s \right)}{\frac{1}{QVw^2} s^2 + \frac{2 \cdot QVd}{QVw} s + 1} \quad (1)$$

式中: $damp(s)$ 为复变函数, s 为复数(下同); K 、 QVw 、 QVd 为3个待优化参数,取值范围分别为 $[600, 20\ 000]$ 、 $[5, 30]$ 、 $[0.5, 1]$; QVi 为固定参数0.017。

滤波器与陷波器模块是由1个低通滤波器和6个陷波器组成的,通过去除可能干扰系统的噪声或高频幅值来确保系统运行的稳定性。低通滤波器和陷波器的传递函数分别如式(2)和(3)所示。

$$lowpass(s) = \frac{1}{1/w^2 \times s^2 + 2d/w \times s + 1} \quad (2)$$

$$notch(s) = \frac{1/w_n^2 \times s^2 + 2d_n/w_n \times s + 1}{1/w_d^2 \times s^2 + 2d_d/w_d \times s + 1} \quad (3)$$

式中: w 和 d 是二阶低通滤波器的截止频率和阻尼比; w_n 和 w_d 是陷波器的陷波频率,取值范围均为待陷波幅值点的 $\pm 2\text{ Hz}$ 。 d_n 和 d_d 是陷波因子,取值范围均为 $[0, 1]$ 。其中,低通滤波器、3P陷波器和塔筒陷波器参数已知,如表1所示。除此之外,该模块待优化参数为其余4个陷波器的16个参数。

表1 滤波器与陷波器模块的已知参数

Table 1 The known parameters of filter and notch module

	w_n	w_d	d_n	d_d	w	d
低通滤波器					6.886	0.361 94
3P陷波器	3.006 5	0.03	3.006 5	0.3		
塔筒陷波器	1.256 6	0.01	1.256 6	0.2		

PID控制器是连续时间PID控制器,具有3个待优化参数:比例 P 、积分 I 、微分 D ,取值范围均为 $[0, 1]$ 。其一阶导数滤波器时间 T_f 设置为1。传递函数如式(4)所示。

$$PID = P + \frac{I}{s} + \frac{Ds}{T_f s + 1} \quad (4)$$

1.2 目标函数

1) 传动链加阻模块目标函数

设定传动链加阻模块目标函数如式(5)所示。

$$f_1 = \frac{1}{100} \sum_{t=1}^{100} (y_\infty - y'_t) + 8 |m_{\max} - m'_t - 15| + |index_{\max} - index'_{\max}| \quad (5)$$

式中: y_∞ 为“电机转矩需求”为输入和“LSS转矩”为输出的原始单位阶跃响应的稳定值; y'_t 为加阻后的单位阶跃响应在 t 时刻的值; $\sum (y_\infty - y'_t)$ 表示加阻后的单位阶跃响应100 s运行下的误差和,用以评价时域的稳定性目标; m_{\max} 和 $index_{\max}$ 分别为原始波特图的最大幅值和频率索引; m'_t 和 $index'_{\max}$ 分别为加阻后的 $index_{\max}$ 的幅值和最大幅值的频率索引; $|m_{\max} - m'_t - 15|$ 与 $|index_{\max} - index'_{\max}|$ 分别用以表示频域的幅值下降目

标和频域的幅值曲线拟合性目标。

2) 滤波器和陷波器模块目标函数

设定滤波器与陷波器模块目标函数如式(6)所示。

$$f_2 = \frac{1}{\sum m - m'} + \overline{d^2 m'} \quad (6)$$

式中: m 与 m' 分别为加入滤波器和陷波器前后的高频幅值曲线; $\sum m - m'$ 表示陷波前后幅值曲线差值和,用以评价陷波深度; $\overline{d^2 m'}$ 指 m' 的二阶导数平均值,用以评价陷波后的平滑度目标。

3) PID控制器目标函数

设定PID控制器目标函数如式(7)所示。

$$f_3 = 0.01 \int_0^{300} t_r \times e(t_r) dt_r + t_p^2 + 100 |y_p| + 250 |y_{p2}| + t_d^2 + 500 |y_d| + 800 |y_{d2}| \quad (7)$$

式中: t_r 是运行时间; $e(t_r)$ 是“桨角设定值”为输入和“电机转速”为输出的单位阶跃响应的瞬时误差; t_p 、 y_p 、 y_{p2} 、 t_d 、 y_d 和 y_{d2} 是“风速”为输入和“电机转速”为输出的单位阶跃响应的参数; t_p 、 y_p 和 y_{p2} 分别为峰值时间、峰值和第二峰值; t_d 、 y_d 和 y_{d2} 分别为最小值时间、最小值和第二最小值。

2 改进比例积分微分优化算法

2.1 比例积分微分优化算法

PIDOA包括探索控制器和开发控制器。这两种控制器的种群个体有独特的迭代方式,分别用以进行探索和开发行为。

探索控制器参数更新策略如公式(8)所示。该策略能确保探索控制器跳出局部最优,但是当 $e^t - e^{t-1}$ 为负数或0时,会造成参数为极小负数或零的不期望情况。

$$\begin{cases} k_p^{t+1} = k_p^t (1 - \varepsilon_p^{\text{sign}(e^t - e^{t-1})}) \\ k_I^{t+1} = k_I^t (1 - \varepsilon_I^{\text{sign}(e^t - e^{t-1})}) \\ k_D^{t+1} = k_D^t (1 - \varepsilon_D^{\text{sign}(e^t - e^{t-1})}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: t 是当前迭代数; sign 是符号函数; ε_p 、 ε_I 、 ε_D 是探索控制器的正数增益,分别设置为0.01、0.001和0.000 1。

开发控制器参数被设置为小于1的固定正数,采用式(9)进行设置。

$$\begin{cases} k_p = \text{cascade}(T_1, T_2, T_3) / 10^9 \\ k_I = \text{cascade}(T_4, T_5, T_6) / 10^9 \\ k_D = \text{cascade}(T_7, T_8, T_9) / 10^9 \end{cases} \quad (9)$$

式中: T 是计算机运行时间的毫秒值, $T \in [000, 999]$; cascade 是数学的级联函数。该策略能确保开发控制器向着目标位置更新迭代,但是 k_p 、 k_I 、 k_D 是随机获取的固

定参数,使得算法的迭代速率和迭代方向固定,降低其在目标位置周围的深度开发能力。

第 i 个控制器在第 t 次迭代中的位置更新如式(10)所示。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = k_{Pi} f(\mathbf{x}_i^t) + k_{Ii} \sum_{j=0}^t f(\mathbf{x}_i^j) + k_{Di} (f(\mathbf{x}_i^t) - f(\mathbf{x}_i^{t-1})) \quad (10)$$

式中: $f(\cdot)$ 是适应度函数,模拟 PID 控制器的控制误差。由于适应度函数在绝大多数情况下为正数,使得控制器个体无法有效向负误差方向迭代。

2.2 改进策略

1) 控制目标获取

(1) 探索控制器

Levy 飞行策略可以提高随机游走策略的随机性,增强探索控制器的探索能力,解决其易陷入局部最优的问题。第 i 个探索控制器在第 t 次迭代中的控制目标如式(11)所示。

$$\mathbf{x}_{aim,i}^t = \mathbf{x}_i^{t-1} + r_1 \times Levy \times (\mathbf{x}_{best} - \mathbf{x}_i^{t-1}) \quad (11)$$

式中: r_1 是 $[0, 1]$ 的随机数; \mathbf{x}_i^{t-1} 是第 i 个控制器在第 $t-1$ 次迭代中的位置; \mathbf{x}_{best} 是当前优化过程中的最佳位置。Levy 是 Levy 飞行策略的随机步长,具体介绍如式(12)和(13)所示。

$$Levy = \mu / |v|^{1/\beta} \quad (12)$$

$$\beta = 1.5 \quad (13)$$

式中: μ 和 v 为正态分布,参数如式(14)~(16)所示。

$$\mu \sim (0, \sigma_\mu^2), v \sim (0, \sigma_v^2) \quad (14)$$

$$\sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2] \beta \times 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{\frac{1}{\beta}} \quad (15)$$

$$\sigma_v = 1 \quad (16)$$

式中: $\Gamma(\cdot)$ 为伽马函数。

(2) 开发控制器

优化过程中的最佳位置作为目标,使得控制器不断向着最优位置收敛,深入进行开发。

$$\mathbf{x}_{aim,i}^t = \mathbf{x}_{best} \quad (17)$$

2) 控制器位置更新

模拟 PID 控制器的控制过程,对种群的控制器个体进行迭代更新,如式(18)所示。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = r_2 \times \mathbf{e}_i^t + r_3 \times \sum_{j=0}^t \mathbf{e}_i^j + 0.1 \times r_4 \times (\mathbf{e}_i^t - \mathbf{e}_i^{t-1}) \quad (18)$$

式中: r_2 、 r_3 和 r_4 是 $[0, 1]$ 的随机数; \mathbf{e}_i^t 是控制器的控制误差向量,由式(19)确定。

$$\mathbf{e}_i^t = \mathbf{x}_{aim,i}^t - \mathbf{x}_i^{t-1} \quad (19)$$

此外,针对探索控制器,为提高其探索效率,对比控制目标和控制器位置更新结果,如式(20),进一步更新探索控制器位置。

$$\mathbf{x}_i^{t+1} = \begin{cases} \mathbf{x}_{aim,i}^t, & f(\mathbf{x}_{aim,i}^t) < f(\mathbf{x}_i^{t+1}) \\ \mathbf{x}_i^{t+1}, & \text{其他} \end{cases} \quad (20)$$

2.3 算法流程

在比例积分微分控制策略的启发下,以 PIDOA 算法为基础,将 Levy 飞行策略引入算法,同时改进该算法,进而得到 IPIDOA,其流程如图 2 所示。

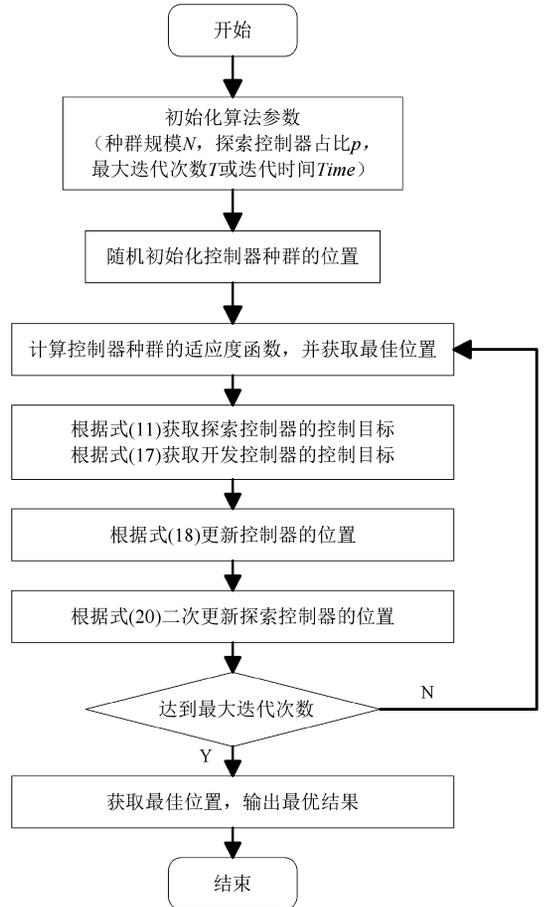


图 2 改进比例积分微分算法流程

Fig. 2 Flow chart of the improved proportional-integral-derivative optimization algorithm

3 实验验证

实验均基于 MATLAB-R2020b 在 64 位 Windows11 操作系统和 Intel-i5-12400 处理器的计算机上完成。首先在基准函数下进行算法测试,验证所提算法的先进性;然后开展风机变桨控制系统参数优化研究,针对传动链加阻模块、滤波器与陷波器模块和 PID 控制器参数优化进行应用验证,最后通过时间复杂度和收敛曲线讨论算法效率。

3.1 算法验证

将所提的 IPIDOA 与 PIDOA^[4]、哈里斯鹰优化算法(harris hawks optimization, HHO)^[18]、鲸鱼优化算法

(whale optimization algorithm, WOA)^[8]、灰狼优化算法 (gray wolf optimizer, GWO)^[19]、粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[7]、遗传算法 (genetic algorithm, GA)^[6] 等优化算法进行比较,并在 8 个基准函数上进行测试验证^[4,20]。基准函数如表 2 所示,维度均为 30 维,

最优值均为 0。其中 $F_1 \sim F_4$ 为单峰函数, $F_5 \sim F_8$ 为多峰函数。IPIDOA 与 PIDOA 的探索控制器数量占比均设置为 0.4。优化算法种群数量和迭代次数设置为 $N=200$, $T=1\ 000$,并将各算法在基准函数下 10 次运行的平均值、方差和最优值作为统计指标。

表 2 基准测试函数
Table 2 Benchmark test functions

编号	目标函数	取值范围	维度	最优值
F_1	$f_1(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	30	0
F_2	$f_2(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	$[-10, 10]$	30	0
F_3	$f_3(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	$[-100, 100]$	30	0
F_4	$f_4(\mathbf{x}) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	$[-100, 100]$	30	0
F_5	$f_5(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + random[0, 1)$	$[-1.28, 1.28]$	30	0
F_6	$f_6(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	$[-5.12, 5.12]$	30	0
F_7	$f_7(\mathbf{x}) = -20e^{-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right)} + 20 + e$	$[-32, 32]$	30	0
F_8	$f_8(\mathbf{x}) = \frac{1}{4\ 000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	$[-600, 600]$	30	0

表 3 展示 7 种优化算法优化 8 个基准函数的统计结果,并在表中将最优的统计指标加粗展示。可以看出,IPIDOA 具有最好的平均值、方差和最优值等统计指标,相较于其他广泛应用的优化算法具有更出色的表现。尤其是对比 PIDOA 优化算法,IPIDOA 能够大幅度提升算法的结果,具有良好的准确性和一致性。因此,IPIDOA 具有高效的优化能力。

3.2 风机变桨控制系统参数优化研究

针对风机变桨控制系统模型,将 IPIDOA 与 PIDOA、HHO、WOA、GWO、PSO、GA 等优化算法进行比较,分步进行参数优化。首先,单独对传动链加阻模块的参数进行优化,使得“电机转矩需求”为输入和“低速轴转矩”为输出的单位阶跃响应能够增加阻尼效果,达到快速稳定的目的。然后,将优化后的传动链加阻模块的参数代入滤波器与陷波器模块的参数优化过程中,使得波特图的高频段幅值下降,降低高频干扰和振动对风机的影响。最后,将传动链加阻参数和陷波器与滤波器参数代入 PID 控制器的参数优化过程中,使得系统输出的单位阶跃响应快速稳定。

1) 传动链加阻模块参数优化

优化算法种群数量和迭代时间设置为 $N=200$, $Time=120\ s$ 。表 4 展示了传动链加阻模块参数优化的最终结果。由于传动链加阻模块简单且参数维度低,因此各类优化算法的结果相近,能有效求解出大致的最优解。但是从适应度函数结果值可以得出,IPIDOA 的最终结果依然是所有对比优化算法中最优的。

图 3、4 展示风机线性化模型、加入 PIDOA 优化的加阻模块的风机模型和加入 IPIDOA 优化的加阻模块的模型的对比图。这两种算法所优化的参数都能有效降低波特图的峰值,提高单位阶跃响应的稳定效果。由于传动链加阻模块简单且参数维度低,因此这两种优化算法的效果相近,但 IPIDOA 所优化参数的振荡幅度依然略低于 PIDOA。

2) 滤波器与陷波器模块参数优化

在传动链加阻模块参数优化的基础上进一步进行滤波器与陷波器模块参数优化。优化算法将优化后的传动链加阻参数代入模型,并设置种群数量和迭代时间为 $N=200$, $Time=300\ s$ 。

表3 基准函数测试的统计结果

Table 3 The statistical results of benchmark test functions

编号	统计指标	IPIDOA	PIDOA	HHO	WOA	GWO	PSO	GA
F_1	平均值	4.04×10^{-283}	1.01×10^{-2}	3.36×10^{-195}	1.04×10^{-188}	4.57×10^{-81}	4.48×10^{-13}	5.22×10^{-5}
	方差	0.00	8.18×10^{-3}	0.00	0.00	4.77×10^{-81}	8.01×10^{-13}	2.20×10^{-5}
	最优值	3.88×10^{-285}	4.07×10^{-4}	1.92×10^{-218}	1.41×10^{-196}	2.82×10^{-82}	4.60×10^{-14}	2.97×10^{-5}
F_2	平均值	4.56×10^{-144}	1.79	3.08×10^{-106}	1.63×10^{-114}	1.07×10^{-46}	1.00	7.50×10^{-2}
	方差	4.01×10^{-144}	1.03	9.62×10^{-106}	4.42×10^{-114}	1.00×10^{-46}	3.16	2.15×10^{-1}
	最优值	3.43×10^{-145}	2.87×10^{-1}	3.28×10^{-115}	4.25×10^{-120}	1.61×10^{-47}	1.01×10^{-8}	6.68×10^{-4}
F_3	平均值	4.11×10^{-240}	5.47×10^1	6.55×10^{-179}	7.83×10^3	5.74×10^{-22}	8.19×10^2	9.66×10^{-1}
	方差	0.00	6.56×10^1	0.00	4.56×10^3	1.81×10^{-21}	2.11×10^3	8.78×10^{-1}
	最优值	2.30×10^{-243}	2.99×10^{-1}	6.95×10^{-197}	2.01×10^2	9.80×10^{-29}	7.89×10^1	1.97×10^{-1}
F_4	平均值	2.03×10^{-133}	3.19×10^{-1}	6.13×10^{-102}	2.93×10^1	1.95×10^{-20}	1.73	1.87
	方差	2.96×10^{-133}	2.17×10^{-1}	1.94×10^{-101}	3.00×10^1	1.75×10^{-20}	4.25×10^{-1}	5.68×10^{-1}
	最优值	1.80×10^{-134}	3.52×10^{-38}	1.14×10^{-108}	2.03×10^{-2}	2.91×10^{-22}	1.08	9.64×10^{-1}
F_5	平均值	1.96×10^{-5}	1.35×10^{-1}	3.60×10^{-5}	6.59×10^{-4}	4.11×10^{-4}	1.85×10^{-2}	6.50×10^{-1}
	方差	1.27×10^{-5}	1.79×10^{-1}	3.95×10^{-5}	8.55×10^{-4}	2.21×10^{-4}	4.57×10^{-3}	1.95×10^{-1}
	最优值	6.26×10^{-7}	2.15×10^{-3}	1.85×10^{-6}	1.01×10^{-4}	1.59×10^{-4}	1.06×10^{-2}	3.77×10^{-1}
F_6	平均值	0.00	9.62	0.00	0.00	5.68×10^{-15}	4.21×10^1	4.48
	方差	0.00	1.27×10^1	0.00	0.00	1.80×10^{-14}	1.24×10^1	3.99
	最优值	0.00	1.21×10^{-1}	0.00	0.00	0.00	2.59×10^1	9.06×10^{-5}
F_7	平均值	8.88×10^{-16}	7.82×10^{-1}	8.88×10^{-16}	4.80×10^{-15}	1.08×10^{-14}	2.43×10^{-7}	8.23×10^{-4}
	方差	0.00	8.20×10^{-1}	0.00	2.62×10^{-15}	3.67×10^{-15}	3.07×10^{-7}	7.66×10^{-4}
	最优值	8.88×10^{-16}	1.43×10^{-2}	8.88×10^{-16}	8.88×10^{-16}	7.99×10^{-15}	1.21×10^{-8}	2.15×10^{-4}
F_8	平均值	0.00	8.13×10^{-3}	0.00	0.00	7.77×10^{-4}	1.16×10^{-2}	6.65×10^{-5}
	方差	0.00	8.21×10^{-3}	0.00	0.00	2.46×10^{-3}	8.29×10^{-3}	6.18×10^{-5}
	最优值	0.00	1.01×10^{-4}	0.00	0.00	0.00	4.12×10^{-14}	1.97×10^{-5}

表4 传动链加阻模块参数优化结果

Table 4 The parameter optimization results of the transmission chain resistance module

参数	IPIDOA	PIDOA	HHO	WOA	GWO	PSO	GA
K	419.545 930 2	434.560 397 7	426.684 911 7	419.555 204	421.680 749 4	419.878 742	419.5
QVw	5.754 924 724	5.372 188 904	6.614 785 444	5.754 667 218	5.702 129 964	5.734 426 629	5.75
QVd	1	0.747 927 025	0.998 234 12	1	1	0.977 661 562	0.999 915 209
$f(x)$	108.132 698	110.113 156 9	108.546 892 1	108.133 460 6	108.309 737 4	108.192 453 6	108.145 601 7

表5展示了在传动链加阻模块优化的基础上滤波器与陷波器模块参数优化的最终结果。可以看出,所有对比算法都能得到近似的目标函数值,但是IPIDOA依然具有最好的优化表现。

图5为“桨角需求”为输入和“电机转速”为输出的高频波特图,包括未引入滤波器和陷波器模块的波特图、引入PIDOA优化的滤波器与陷波器模块的波特图和引

入IPIDOA优化的滤波器与陷波器模块的波特图。2种方法都能满足高频幅值下降的目标,但是IPIDOA所优化参数在对低频曲线影响更小的基础上,高频下降程度更好,同时波特图曲线的平滑程度更好。

3) PID控制器参数优化

在前两个模块参数优化的基础上进一步进行PID控制器的参数优化。优化算法将优化后的传动链加阻

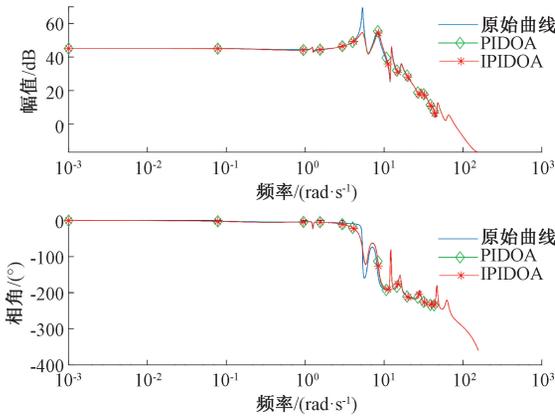


图 3 传动链加阻模块优化的波特图对比

Fig. 3 Comparison of Bode diagram for the transmission chain resistance module

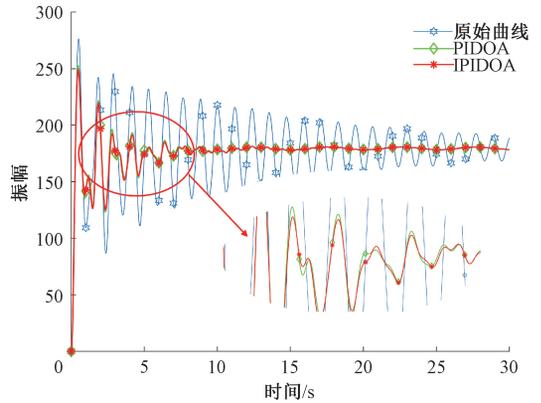


图 4 传动链加阻模块优化的阶跃响应图对比

Fig. 4 Comparison of step response diagram for the transmission chain resistance module

表 5 滤波器与陷波器模块参数优化结果

Table 5 The parameter optimization results of filter and notch module

参数	IPIDOA	PIDOA	HHO	WOA	GWO	PSO	GA
w_{n1}	4.914 410 784	2.608 749 095	4.022 703 222	4.046 805 789	2.820 765 613	5.723 685 567	5.372 391 036
d_{n1}	0.676 626 814	0.308 499 910	0.330 359 66	0.681 626 794	0.371 181 644	0.192 611 019	0.087 372 372
w_{d1}	1.757 219 577	1.873 705 979	3.004 608 134	1.696 686 333	4.806 478 420	3.730 835 283	4.826 016 742
d_{d1}	0.696 721 306	0.759 087 097	0.032 317 033	0.896 838 632	0.020 227 862	1	0.022 390 808
w_{n2}	8.014 757 545	4.531 265 025	6.876 847 433	6.800 502 265	8.018 449 697	4.665 952 599	6.535 262 160
d_{n2}	0.083 601 470	0.381 997 547	0.189 324 088	0.429 019 766	0.495 823 144	0.185 953 727	0.430 985 733
w_{d2}	5.929 180 936	4.801 739 724	3.285 879 744	4.806 071 053	5.665 504 265	3.326 338 581	3.976 818 117
d_{d2}	0.487 486 775	0.018 254 033	0.057 543 133	0.019 456 886	0.770 455 776	0.937 544 900	0.871 305 455
w_{n3}	6.716 138 438	6.858 392 853	5.731 599 387	9.238 604 905	6.875 321 626	10.968 333 720	8.322 451 265
d_{n3}	0.370 652 868	0.076 659 909	0.070 714 699	0.414 229 098	0.401 946 172	0.200 641 480	0.161 513 639
w_{d3}	5.721 050 055	7.150 064 632	5.731 599 387	8.889 509 961	8.262 273 184	5.723 685 567	5.814 715 249
d_{d3}	1	0.856 655 173	0.055 789 228	0.771 881 546	0.356 337 056	0.584 342 701	0.792 794 681
w_{n4}	13.764 726 100	12.849 044 54	9.448 284 660	12.573 199 020	14.738 148 580	12.397 950 390	11.493 205 610
d_{n4}	0.357 888 899	0.295 255 749	0.144 186 545	0.138 772 404	0.959 802 622	0.015 251 994	0.132 871 717
w_{d4}	11.975 004 220	10.261 837 600	9.448 284 660	10.629 759 560	9.448 284 660	14.551 621 850	13.789 061 170
d_{d4}	0.011 888 158	0.393 895 904	0.380 778 161	0.833 153 045	0.362 640 590	0.162 540 125	0.251 267 674
$f(x)$	0.000 600 769	0.000 617 203	0.000 624 397	0.000 605 523	0.000 613 126	0.000 609 477	0.000 607 639

参数、滤波器与陷波器参数代入风机模型。为满足工程应用的效率需求,设置种群数量和迭代时间为 $N = 200$, $Time = 180$ s。

表 6 展示了在 PID 控制器参数优化的最终结果,包括 11 m/s 的低风速、16 m/s 的中风速和 25 m/s 的高风速的对比结果。可以看出,在 180 s 的规定优化时间内,IPIDOA 在不同风速下都具有最低的适应度函数值,优化表现依然最佳,尤其是其结果远远优于 PIDOA 的优化结

果。而对比方法中,仅有 WOA 能在中高风速下得到较好的结果,但其微分项会陷入 0 的局部最优值,在实际应用中可能造成响应不及时、超调过大等问题,难以应对阵风、变风等复杂环境。因此,从目标函数和结果参数来看,IPIDOA 在风机变桨控制系统参数优化中具有最优秀的性能。

图 6~8 展示了 IPIDOA 与 PIDOA 优化后最终的单位阶跃响应结果。可以看出,在规定的优化时间内,不同

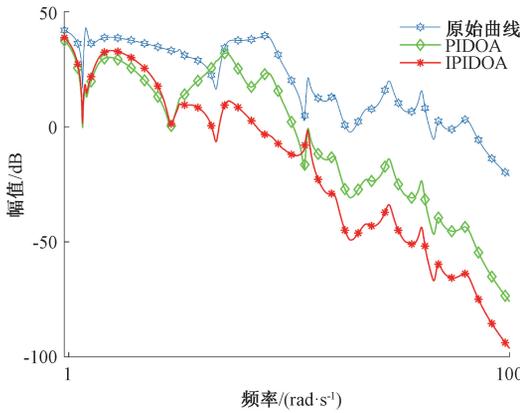


图5 滤波器与陷波器模块参数优化的结果

Fig.5 The optimization result diagram of the filter and notch module

风速工况下 PIDOA 的优化结果会造成阶跃响应曲线振荡、发散等问题。而 IPIDOA 的优化结果都能得到优秀的阶跃响应曲线,符合工程应用需求。

3.3 算法效率讨论

通过分析 IPIDOA 的时间复杂度、对比各算法风机变桨控制系统参数优化研究的收敛曲线,讨论所提 IPIDOA 的算法效率。

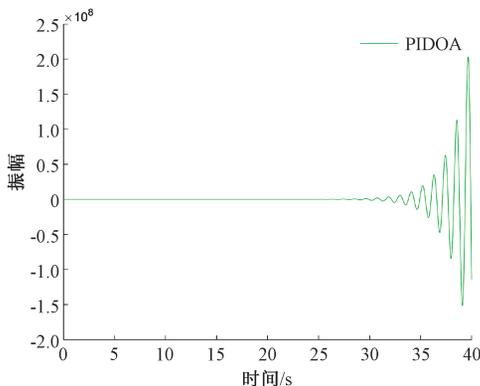
1) 时间复杂度分析

算法的时间复杂度能够有效反映该算法的效率,因此,为了全面理解和评估 IPIDOA,分析其时间复杂度是必要的。在此,设置关键参数:种群数量 N ,控制器数量 n_1 ,开发器数量 $n_2 (N = n_1 + n_2)$,迭代次数 T ,问题维度 D 。IPIDOA 总体时间复杂度如式(21)所示。

表6 PID 控制器参数优化结果

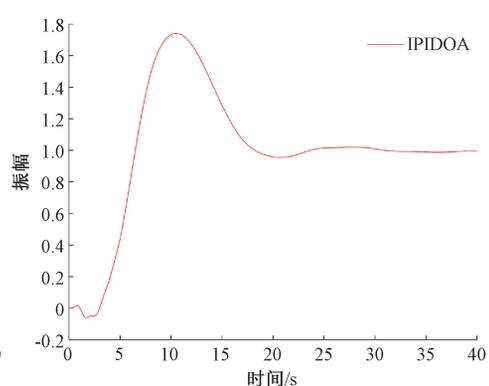
Table 6 The parameter optimization results of the PID controller

风速/(m·s ⁻¹)	参数	IPIDOA	PIDOA	HHO	WOA	GWO	PSO	GA
11	P	0.005 858 47	0.020 482 455	0.002 218 989	0.003 364 02	0.000 660 392	0.009 890 975	0.010 985 95
	I	0.000 568 45	0.008 177 272	0.000 687 727	0.000 228 11	7.69×10^{-5}	0	0.000 701 436
	D	0.004 131 444	0.014 535 072	0.010 998 101	0	5.34×10^{-8}	0	3.97×10^{-5}
	$f(x)$	1 754. 651 319	1.74×10^{69}	13 126. 483	5 084. 547 127	85 625. 792 04	87 313. 595 47	734 962 830. 6
16	P	0.003 185 368	0.003288383	0.003 700 951	0.003 056 612	0.001 349 551	0.007 018 113	0.012 006 848
	I	0.000 528 364	0.007 040 627	0.003 761 444	0.000 440 049	2.59×10^{-4}	0	0.000 783 186
	D	0.001 484 986	0.026 662 73	0.008 984 395	0	0	0	0.009 685 289
	$f(x)$	1 189. 319 474	1.24×10^{18}	2 908. 014 367	1 360. 868 903	4 821. 318 807	67 145. 512 12	6.00×10^{18}
25	P	0.001 751 294	0.035 535 817	0.000 853 908	0.001 915 049	0.000 816 269	0.005 846 703	0.002 186 807
	I	0.000 533 43	0.001 163 586	0.000 567 044	0.000 529 122	0.000 416 348	0	0.002 324 799
	D	0.000 432 163	0.011 718 973	0.000 678 939	0	0	0	0.007 812 5
	$f(x)$	966. 320 860 7	2.36×10^{30}	1401. 329 795	976. 691 865 9	1 424. 825 146	63 163. 920 36	2 666. 605 997



(a) 11 m/s 风速下的PIDOA优化结果

(a) Optimization result of PIDOA at 11 m/s wind speed



(b) 11 m/s 风速下的IPIDOA优化结果

(b) Optimization result of IPIDOA at 11 m/s wind speed

图6 11 m/s 风速下PID 控制器参数优化结果

Fig. 6 PID controller parameter optimization results at 11 m/s wind speed

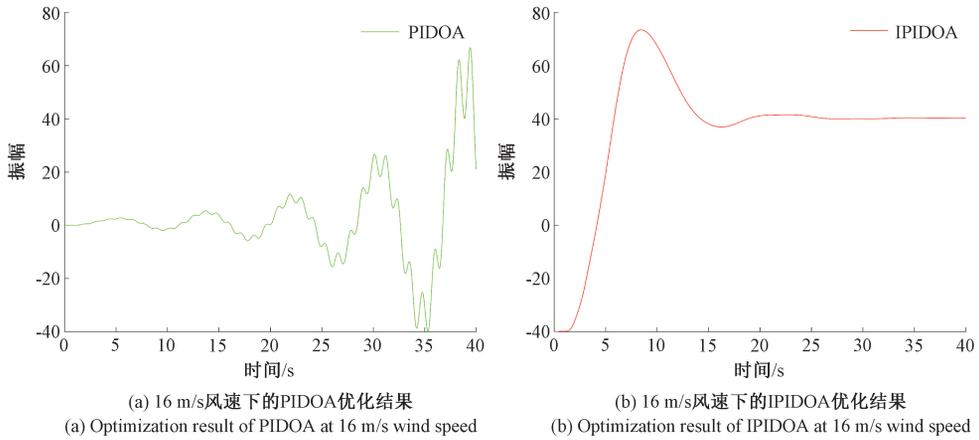


图 7 16 m/s 风速下 PID 控制器参数优化结果

Fig. 7 PID controller parameter optimization results at 16 m/s wind speed

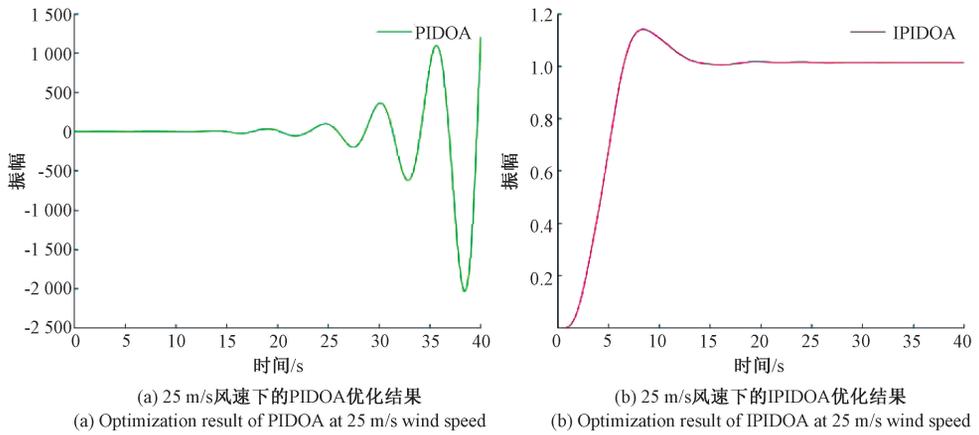


图 8 25 m/s 风速下 PID 控制器参数优化结果

Fig. 8 PID controller parameter optimization results at 25 m/s wind speed

$$\begin{aligned}
 O(IPIDOA) &= O(\text{问题定义}) + O(\text{种群初始化}) + \\
 &O(\text{适应度函数计算}) + O(\text{探索控制器迭代}) + \\
 &O(\text{开发控制器迭代}) = O(1) + O(N) + O(TN) + \\
 &O(Tn_1D) + O(Tn_2D) = O(TND + TN + N + 1) \cong \\
 &O(TND)
 \end{aligned}
 \tag{21}$$

IPIDOA 的时间复杂度仅与元启发式优化算法的关键参数呈线性增长,说明该算法具有良好的计算效率。

2) 收敛性分析

为进一步讨论 IPIDOA 的算法效率,将 IPIDOA 与 PIDOA、HHO、WOA、GWO、PSO、GA 等优化算法进行收敛性比较,设置算法的种群数量和迭代次数为 $N=200$, $T=100$,绘制不同风速下的收敛曲线图。

图 9~11 分别展示各算法在 11 m/s 的低风速、16 m/s 的中风速和 25 m/s 的高风速下的收敛曲线对比结果。可以看出,在 100 次迭代次数下,IPIDOA 总能寻

得最佳的优化结果并达到稳定,同时,IPIDOA 在大约 10 次的迭代次数时就能快速收敛到较好的结果,具有优秀的寻优效率。

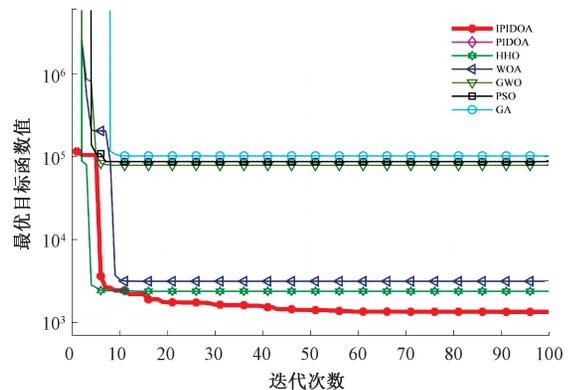


图 9 11 m/s 风速下的收敛曲线

Fig. 9 Convergence curves at 11 m/s wind speed

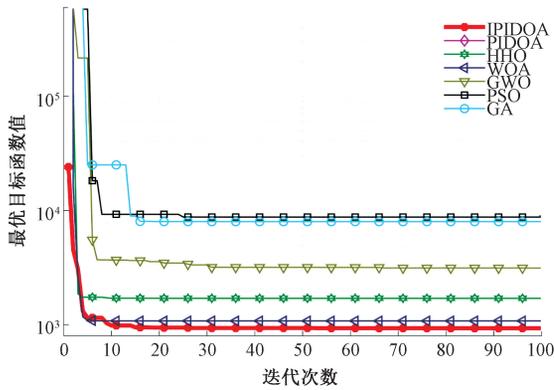


图10 16 m/s 风速下的收敛曲线

Fig. 10 Convergence curves at 16 m/s wind speed

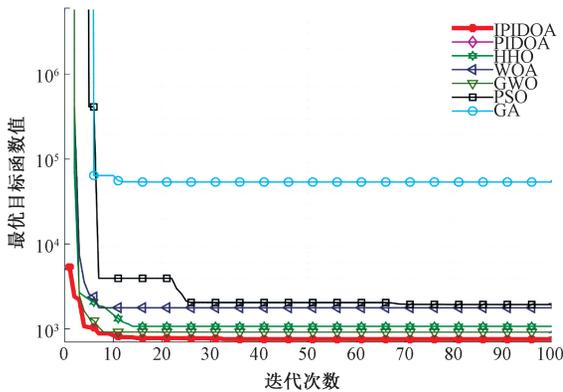


图11 25 m/s 风速下的收敛曲线

Fig. 11 Convergence curves at 25 m/s wind speed

4 结 论

为了提高风机变桨控制系统参数优化的效率和精度,针对PIDOA优化算法的不足,基于PID控制思想,引入了Levy飞行策略,提出了IPIDOA优化算法,并在8个基准函数上进行对比实验,验证了IPIDOA算法的优化能力。同时,以5 WM双馈风机变桨控制系统为研究对象,建立了风机变桨控制系统的数学模型。针对风机变桨控制系统中传动链加阻模块、滤波器与陷波器模块和PID控制器3个模块的参数开展仿真优化测试。最后通过时间复杂度和收敛性分析,验证了IPIDOA具有简单的时间复杂度和优秀的收敛速度,证明了该算法良好的计算效率。结果表明IPIDOA能得到最佳优化结果,并且在设定优化时间内能够获取快速稳定的控制参数。

参考文献

[1] 陈雅禾, 丁宁, 白孝轩, 等. 风力发电及储能系统碳足迹分析[J/OL]. 中国环境科学, 1-7[2025-04-07].

CHEN Y H, DING N, BAI X X, et al. Carbon footprint analysis of wind power system with generation and storage[J/OL]. China Environmental Science, 1-7 [2025-04-07].

- [2] 刘述喜, 黄思源, 唐博, 等. 双馈风机改进型三矢量模型预测电流控制[J]. 电子测量技术, 2024, 47(15):13-22.
LIU SH X, HUANG S Y, TANG B, et al. Improved three-vector model predictive current control for DFIG[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(15):13-22.
- [3] 司俊龙, 艾琳, 邱辰. 2023年中国风电发展现状与展望[J]. 水力发电, 2024, 50(12): 1-4,17.
SI J L, AI L, QIU CH. Status and prospect of China's wind power development in 2023[J]. Water Power, 2024, 50(12): 1-4,17.
- [4] 高奇. 基于比例积分微分优化算法的双馈风机参数优化研究[D]. 广西:广西大学, 2021.
GAO Q. Parameter optimization of doubly-fed induction generator based on proportional-integral-derivative optimization algorithm[D]. Guangxi: Guangxi University, 2021.
- [5] 丁增良, 陈珏, 邱禧荷. 一种应用于旅行商问题的莱维飞行转移规则蚁群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2024, 41(5): 1420-1427.
DING Z L, CHEN J, QIU X H. Ant colony optimization algorithm based on Lévy flight transfer rule for solving traveling salesman problem[J]. Application Research of Computers, 2024, 41(5): 1420-1427.
- [6] HOLLAND J H. Genetic algorithms[J]. Scientific American, 1992, 267(1): 66-73.
- [7] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[J]. Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks, 1995, 4: 1942-1948.
- [8] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [9] KIRKPATRICK S, GELATT JR C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [10] 杨赫然, 李帅, 孙兴伟, 等. 基于改进松鼠搜索算法优化神经网络的数控机床进给系统热误差预测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 60-69.
YANG H R, LI SH, SUN X W, et al. Thermal error prediction of CNC machine tool feed system based on neural network optimized by improved squirrel search algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 60-69.

- [11] 魏荣新, 乔栋, 索彦彬, 等. 基于蜣螂优化算法与MATLAB仿真的PID参数整定系统设计[J]. 无线互联科技, 2024, 21(22): 28-32.
WEI R X, QIAO D, SUO Y B, et al. Design of PID parameter tuning system based on dung beetle optimization algorithm and MATLAB simulation [J]. Wireless Internet Technology, 2024, 21(22): 28-32.
- [12] 谢良波, 韩伸, 张钰坤. 融合邻域搜索的自适应鲸鱼优化算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(12): 124-134.
XIE L B, HAN SH, ZHANG Y K, et al. Adaptive whale optimization algorithm combining neighborhood search[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(12): 124-134.
- [13] EMAM M M, HOUSSEIN E H, SAMEE N A, et al. Breast cancer diagnosis using optimized deep convolutional neural network based on transfer learning technique and improved coati optimization algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 255: 124581.
- [14] 孙凤山, 范孟豹, 曹丙花, 等. 基于混沌映射与差分进化自适应教与学优化算法的太赫兹图像增强模型[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(4): 92-101.
SUN F SH, FAN M B, CAO B H, et al. The terahertz image enhancement model based on adaptive teaching-learning based optimization algorithm with chaotic mapping and differential evolution [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(4): 92-101.
- [15] 魏勇, 黄骞. 基于改进细菌觅食优化算法的风电机组异动预警技术[J]. 微特电机, 2024, 52(12): 75-79.
WEI Y, HUANG Q. Wind turbine abnormal warning technology based on improved bacterial foraging optimization algorithm [J]. Small & Special Electrical Machines, 2024, 52(12): 75-79.
- [16] YIN L F, GAO Q. Multi-objective proportional-integral-derivative optimization algorithm for parameters optimization of double-fed induction generator-based wind turbines [J]. Applied Soft Computing, 2021, 110: 107673.
- [17] 刘紫阳, 庞志华, 陶佩, 等. 记忆增强的莱维飞行引力搜索算法[J]. 计算机仿真, 2022, 39(1): 312-317.
LIU Z Y, PANG ZH H, TAO P, et al. Memory enhancement levy flight gravitational search algorithm

thm [J]. Computer Simulation, 2022, 39(1): 312-317.

- [18] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [19] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [20] 李奕轩, 田云娜. 多策略改进的鱼鹰优化算法及其应用[J]. 延安大学学报(自然科学版), 2024, 43(4): 99-108.
LI Y X, TIAN Y N. Improved osprey optimization algorithm based on multiple strategies and its application [J]. Journal of Yan'an University (Natural Science Edition), 2024, 43(4): 99-108.

作者简介



兰杰, 2008年于四川大学获得学士学位, 2011年于四川大学获得硕士学位, 现为四川大学博士研究生, 东方电气风电股份有限公司高级工程师, 主要研究方向为风力发电机组控制技术、故障诊断。

E-mail: lanjie@dongfang.com

Lan Jie received his B. Sc. degree from Sichuan University in 2008, and received his M. Sc. degree from Sichuan University in 2011. He is currently a Ph. D. candidate at Sichuan University and a senior engineer at China Dongfang Electric Wind Power Co., Ltd. His main research interests include control technology of wind turbine generators and fault diagnosis.



苗强(通信作者), 1998年于北京航空航天大学获得学士学位, 2001年于北京航空航天大学获得硕士学位, 2005年于多伦多大学获得博士学位, 现为四川大学电气工程学院教授, 博士生导师, 主要研究方向为重大装备故障诊断、健康评估以及可靠性研究。

E-mail: mqiang@scu.edu.cn

Miao Qiang (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beihang University in 1998, received his M. Sc. degree from Beihang University in 2001, and received his Ph. D. degree from University of Toronto in 2005. He is currently a professor and a Ph. D. advisor in College of Electrical Engineering at Sichuan University. His main research interests include equipment fault diagnosis, health assessment and reliability.