

基于改进黑洞算法的DFIG控制参数 分步辨识方法

曹晓庆¹, 娄世元², 李 鹤¹, 马文杰¹, 杨荣欣¹, 李 致¹

(1. 武汉华源电力设计院有限公司, 武汉 430058; 2. 三峡大学电气与新能源学院, 宜昌 443002)

摘 要: 为解决现有双馈感应发电机(DFIG)转子侧变流器(RSC)PI控制参数辨识速度、精度不足以及参数较多的问题,提出一种利用改进黑洞算法(IBHA)与RT-LAB半实物仿真平台来进行分步辨识的方法。首先,基于RSC控制方程,结合RT-LAB硬件在环(HIL)试验平台采集DFIG实际控制器的运行特征数据;然后,为确定不同参数的响应能力计算各参数的轨迹灵敏度,确定最佳观测量并分析其可辨识性;再次,以RT-LAB实测数据与IBHA为基础建立分步辨识策略;最后,以HIL测试数据为依据,对比分析几种算法的辨识结果,证明了所提方法的有效性。

关键词: 风力发电机; 参数辨识; 灵敏度分析; 硬件在环仿真; 黑洞算法; 电压穿越实验

中图分类号: TM614

文献标志码: A

0 引 言

变速恒频双馈异步风力机由于其良好特性已成为主流风力机^[1],然而规模化风电场集群接入电网可能引发电压波动、频率失稳等电能质量问题,对电力系统稳定性构成显著挑战^[2]。为了对风力机并网能力进行研究,获得其准确的控制器参数尤为必要,但控制参数涉密等级较高,通常不能直接从厂家处获得^[3],因此对双馈风力机控制参数辨识方面的研究具有重要意义。相较于最小二乘法等传统辨识方法^[4],智能辨识算法通常拥有更加精准的辨识结果以及更快的辨识速度,正在逐渐成为双馈风力机参数辨识领域的主流算法之一。

文献[5]利用混合遗传算法将个体与整体分开辨识,提升了参数辨识的速度与精准度,但该方法面对多变量时的效果有待考证;文献[6]提出分层型免疫协同进化粒子群算法来进行双馈风力机的参数辨识,但该方法的局部搜索能力不强、收敛速度较慢;文献[7]提出一种自适应混沌粒子群算法,并用其辨识双馈风力机变流器转子侧参数,克服了“早熟”现象,提升了辨识精度,但该方法可调整参数较多,难以控制;文献[8]将差分进化算法应用于永磁同步风力机的低电压穿越参数辨识中,但其在深度电压跌落工况下的鲁棒性仍需验证;文献[9]提出一种基于信息共享搜索策略的灰狼算法,但在验证该辨识方法时发现其对于复杂问题求解精度不高。

上述研究都是在相同仿真平台进行测试,仅替换模型中的所辨识参数来对比不同方法的效果,缺乏与实际数据的对比,且所用辨识算法仍有改进空间。为此,本文针对当前风电机组参数辨识算法收敛速度不足、精度不足、控制参数较多以及缺乏实际数据对比的问题,提出一种改进黑洞算法用于双馈风力机转子侧比例积分(proportional integral, PI)控制参数辨识。在建立转子侧变流器控制系统模型后分析确定最佳观测量以及待辨识参数的可辨识性,在此基础上提出基于实时数字仿真实验平台(real time laboratory, RT-LAB)与改进黑洞算法(improved black hole algorithm, IBHA)的分步辨识方法,并通过与实测数据进行比对验证所提方法的有效性。

1 双馈风力机变流器控制系统

1.1 双馈风力机系统结构与模型

双馈风力机是当今装机量最多的风力机,其能适应不同风速下工况,保证风力机的出力效率达到最佳^[7]。双馈风力机的主要部分包括风力机、传动系统、发电机、“背靠背”变流器以及控制系统。转子侧变流器和网侧变流器(grid side converter, GSC)是“背靠背”变流器的主要组成部分(如图1所示),其中转子绕组通过背靠背变流器直接与外电网相连接^[9]。RSC控制系统中PI控制参数较多,一般认为有8个,而GSC中通常有6个^[5],且RSC中PI控制参数与次同步振荡等对电网稳定运行有重要影响的现象有直接关联^[10],所以

选择转子侧变流器 PI 控制参数辨识作为本文研究对象。

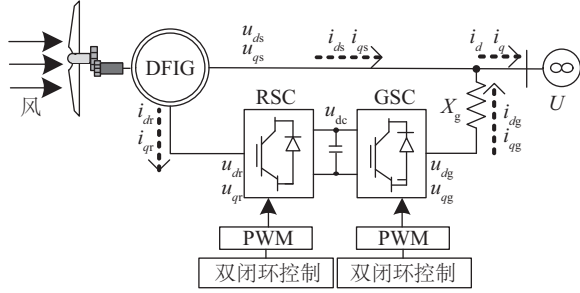


图1 DFIG系统结构

Fig. 1 DFIG system structure diagram

双馈感应发电机模型是分析转子侧变流器控制系统的基础,建立相应模型可模拟双馈感应发电机非线性以及强耦合关系所带来的特性,同时对其故障工况下的电磁暂态仿真也颇有意义。双馈感应发电机模型是建立在 d 、 q 同步旋转坐标系下的模型,根据文献[11]知其定、转子磁链方程为:

$$\begin{cases} \psi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr} \\ \psi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \\ \psi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds} \\ \psi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs} \end{cases} \quad (1)$$

式中: ψ_{ds} 、 ψ_{qs} ——定子磁链 d 、 q 轴分量, Wb; L_s 、 L_r ——定、转子绕组电感, H; i_{ds} 、 i_{qs} ——定子电流 d 、 q 轴分量, A; ψ_{dr} 、 ψ_{qr} ——转子磁链 d 、 q 轴分量, Wb; i_{dr} 、 i_{qr} ——转子电流 d 、 q 轴分量, A; L_m ——定子绕组与转子绕组之间的互感, H。

由于假设其定、转子侧电压电流正方向按电动机惯例,可得定、转子电压方程:

$$\begin{cases} u_{ds} = \frac{d\psi_{ds}}{dt} + R_s i_{ds} - \omega_1 \psi_{qs} \\ u_{qs} = \frac{d\psi_{qs}}{dt} + R_s i_{qs} + \omega_1 \psi_{ds} \\ u_{dr} = \frac{d\psi_{dr}}{dt} + R_r i_{dr} - s\psi_{qr} \\ u_{qr} = \frac{d\psi_{qr}}{dt} + R_r i_{qr} + s\psi_{dr} \end{cases} \quad (2)$$

式中: u_{ds} 、 u_{qs} ——定子电压 d 、 q 轴分量, kV; u_{dr} 、 u_{qr} ——转子电压 d 、 q 轴分量, kV; ω_1 ——同步转速, rad/s; s ——风力机的转速差, rad/s。

通过等功率变换建立双馈风力机功率方程:

$$\begin{cases} P = u_d i_d + u_q i_q \\ Q = u_q i_d - u_d i_q \end{cases} \quad (3)$$

1.2 转子侧变流器控制模型

RSC 控制器结构为由电流内环与功率外环组成的双闭环 PI 控制系统^[11]。RSC 控制系统的功能主要是对定子侧有功、无功功率进行解耦从而分别进行控制,解耦出的定子侧有功用来实现最大功率跟踪控制(maximum power point tracking, MPPT),解耦出的定子侧无功功率用来维持机端电

压恒定或恒定功率因数输出^[12]。

定子侧磁链表达式为:

$$\begin{cases} \psi_{ds} = \psi_s \approx \frac{u_{qs}}{\omega_1} \\ \psi_{qs} = 0 \approx -\frac{u_{ds}}{\omega_1} \end{cases} \quad (4)$$

由电压间公式 $u_{ds}^2 + u_{qs}^2 = U_s^2$ 可得:

$$\begin{cases} u_{ds} = 0 \\ u_{qs} = U_s \approx \omega_1 \psi_{ds} \end{cases} \quad (5)$$

式中: U_s ——定子电压幅值, kV。

得 RSC 的 d 、 q 轴电流参考值表达式为:

$$\begin{cases} i_{qr_ref} = \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s} \right) (P_{s_ref} - P_s) \\ i_{dr_ref} = \left(k_{p3} + \frac{k_{i3}}{s} \right) (Q_{s_ref} - Q_s) \end{cases} \quad (6)$$

式中: P_s 、 Q_s ——定子侧有功功率、无功功率, W; P_{s_ref} 、 Q_{s_ref} ——定子有功功率、无功功率的参考值, W。

由定子侧功率方程得到:

$$\begin{cases} P_s = -\frac{U_s L_m}{L_s} i_{qr} \\ Q_s = \frac{U_s}{\omega_1 L_s} - \frac{U_s L_m}{L_s} i_{dr} \end{cases} \quad (7)$$

忽略转子侧电阻,由磁链方程及电压方程得:

$$\begin{cases} u_{dr} = \frac{d(L_r i_{dr} + L_m i_{ds})}{dt} - (\omega_1 - \omega_r)(L_r i_{qr} - L_m i_{qs}) \\ u_{qr} = \frac{d(L_r i_{qr} + L_m i_{qs})}{dt} + (\omega_1 - \omega_r)(L_r i_{dr} + L_m i_{ds}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: i_{dr_ref} 、 i_{qr_ref} ——转子电流 d 、 q 轴分量参考值, A。

转子侧变流器的控制框图如图 2 所示。根据控制框图,并假设中间状态变量为 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 ,将控制器方程写作:

$$\begin{cases} \frac{dx_1}{dt} = P_{s_ref} - P_s \\ \frac{dx_2}{dt} = \frac{dx_1}{dt} \left(k_{p1} + \frac{k_{i1}}{s} \right) \left(-\frac{L_s}{L_m} \right) - i_{qr} \\ \frac{dx_3}{dt} = Q_{s_ref} - Q_s \\ \frac{dx_4}{dt} = \frac{dx_3}{dt} \left(k_{p3} + \frac{k_{i3}}{s} \right) \left(-\frac{L_s}{L_m} \right) + \frac{U_s}{\omega_1 L_m} - i_{dr} \end{cases} \quad (9)$$

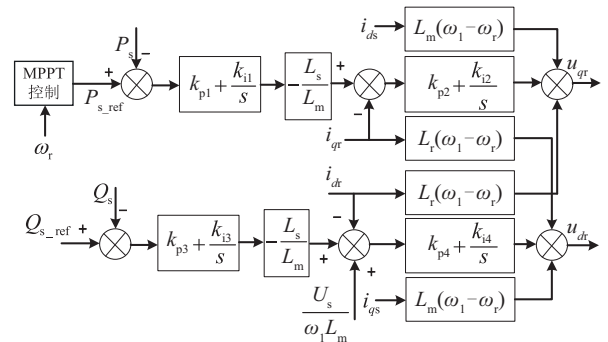


图2 转子侧变流器控制策略

Fig. 2 Control strategy of rotor side converter

RSC 输出电压 u_{dr} 和 u_{qr} 状态方程表达为:

$$\begin{cases} u_{dr} = \frac{dx_4}{dt} \left(k_{p4} + \frac{k_{i4}}{s} \right) - (\omega_1 - \omega_r)(L_r i_{qr} - L_m i_{qs}) \\ u_{qr} = \frac{dx_2}{dt} \left(k_{p2} + \frac{k_{i2}}{s} \right) + (\omega_1 - \omega_r)(L_r i_{dr} + L_m i_{ds}) \end{cases} \quad (10)$$

式(1)~式(10)中的大多参数可直接获取或通过计算间接得到,但是转子侧 PI 控制器比例、积分系数无法通过上述方法得到^[12],其“黑箱”特性也令其成为控制参数辨识的重点,转子侧待辨识参数有转子侧有功功率控制比例系数 k_{p1} 、积分系数 k_{i1} ,转子侧 d 轴电流控制比例系数 k_{p2} 、积分系数 k_{i2} ,转子侧无功功率控制比例系数 k_{p3} 、积分系数 k_{i3} ,转子侧 q 轴电流控制比例系数 k_{p4} 、积分系数 k_{i4} 。其中:参数 $k_{p2} = k_{p4}$, $k_{i2} = k_{i4}$ 。

2 参数灵敏度分析

双馈风力机参数数量较多,每个参数对系统输出的影响存在差异,如果不进行灵敏度分析而辨识所有参数会使结果分散性较大,并降低程序收敛速度,增加参数辨识的时间^[13]。通常灵敏度低的参数辨识误差较大,在实际工程中一般按经验取值,进而只进行高灵敏度参数的辨识来提升整体辨识速度。因此,需针对 PI 控制器参数进行灵敏度分析,得到其对系统影响的量化指标。本文使用轨迹灵敏度来量化 PI 控制参数变化对系统带来的影响以及其各自的可辨识性。轨迹灵敏度数值与参数的可辨识度呈现正相关的关系,轨迹灵敏度的计算公式为^[13]:

$$\begin{cases} S_{\theta_k} = \lim_{\Delta\theta_k \rightarrow 0} \frac{y(t, \theta_k + \Delta\theta_k) - y(t, \theta_k) / y(t, \theta_k)}{\Delta\theta_k / \theta_{k0}} \\ \theta = (k_{p1}, k_{i1}, k_{p2}, k_{i2}, k_{p3}, k_{i3}, k_{p4}, k_{i4}) \end{cases} \quad (11)$$

式中: θ_{k0} ——参数 θ_k 的初始值; $\Delta\theta_k$ ——选定参数的变化值; y ——所确定的观测量; S_{θ_k} —— t 时刻第 k 个参数的轨迹灵敏度计算结果。

首先搭建双馈风力机发电系统模型,待识别参数的初始值设定为典型值。在系统并网处设置三相短路故障,风力机出口处的电压跌落至初始电压的 50%,故障持续时间为 0.5 s。然后,将带辨识参数的数值调整 5%,将参数变化前的观测量以及参数变化后的观测量代入式(11),计算参数的轨迹灵敏度。暂定 DFIG 并网侧输出有功功率 P 、无功功率 Q 、并网侧电压幅值 U 、电流幅值 I 以及转速作为观测量。为了更加综合与直观反映各个电气观测量对不同控制参数变化的灵敏度,选择轨迹灵敏度平均值作为衡量的最终标准。各观测量对待辨识参数轨迹灵敏度绝对值的平均值计算公式为:

$$A_{S_{\theta}} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |S_{\theta_k}| \quad (12)$$

式中: $A_{S_{\theta}}$ ——平均灵敏度; K ——采样数量。

最终得到的在 3 个风速区间的平均灵敏度计算结果如

图 3 所示。可看到,在以 P 和 Q 为观测量时双馈风力机控制参数的轨迹灵敏度变化大于其他观测量的变化效果,证明了以 P 和 Q 为观测量时,PI 控制参数对应的轨迹灵敏度远高于 U 、 I ,因此本文后续工作选择 P 、 Q 作为观测量来进行相关的分析工作。

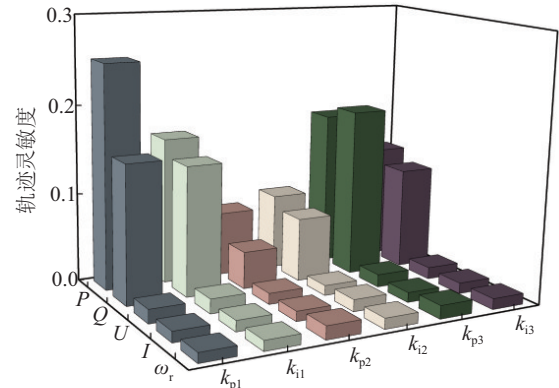


图 3 灵敏度分析结果

Fig. 3 Sensitivity analysis results

由文献[14]知,轨迹灵敏度平均值越大的参数通常在变化时引起的观测量改变越大,其在理论上的可辨识性越高,辨识难度越低。根据图 3 分析得到:在三相对称短路故障工况之下,转子侧 PI 控制参数的轨迹灵敏度绝对值的平均值较大,可辨识。同时转子侧有功功率、无功功率输出值对控制参数 k_{p1} 、 k_{i1} 、 k_{p3} 、 k_{i3} 较为敏感,其灵敏度数值大于其他参数,辨识度较高。由于 $k_{p2} = k_{p4}$, $k_{i2} = k_{i4}$, k_{p2} 、 k_{i2} 对于有功功率以及无功功率观测量变化都不明显,所以相对而言 k_{p2} 、 k_{i2} 、 k_{p4} 、 k_{i4} 辨识度较低,在实际工程中应直接确定为典型值来提升辨识速度。

3 基于 IBHA 的控制参数分布辨识方法

3.1 DFIG 控制参数辨识流程

基于 IBHA 的 DFIG 控制参数辨识流程分为 3 个步骤,第 1 步是获得 RT-LAB 获得初始数据集即风力机在故障期间的基本可观测量 P 、 Q 等,然后以最小二乘法拟合得到 PI 控制参数初步结果,确定寻优范围;第 2 步是计算待辨识参数与系统输出特性之间的轨迹灵敏度大小,确定最合适的观测量;第 3 步是结合实测数据集与寻优区间,利用 IBHA 进行控制参数的进一步辨识以及调整,算法不断迭代直到适应度函数达到要求,实现最佳的辨识效果,基于 IBHA 的 DFIG 参数分步辨识流程见图 4。

3.2 适应度函数

本文将计算输出值与实际测量输出值之间的均方根误差作为适应度函数,即选取最小二乘法作为目标函数,以此来量化黑洞算法以及其他优化算法的优化效果。适应度函数^[15]如式(13)所示。最终得到的适应度函数值越小,说明算

法辨识的结果越好,精度越高^[16]。

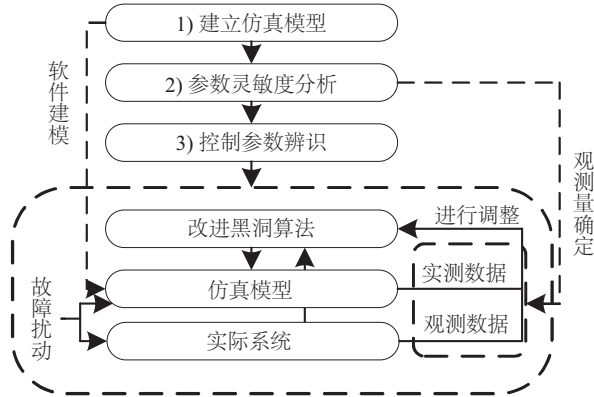


图4 IBHA 辨识流程

Fig. 4 IBHA identification flowchart

$$\min J(\hat{\theta}) = \sum_{i=1}^n \sqrt{\frac{1}{n} [y(t, \theta) - \hat{y}(t, \theta)]^2} \quad (13)$$

式中： n ——采样数量； y ——经由半实物仿真平台测试得到的真实功率输出值； $\hat{y}$ ——经由辨识模型仿真获得的功率输出值。

3.3 黑洞算法

黑洞在太空中的球形边界被称为视界,视界的半径被称为史瓦西半径^[17]。黑洞算法(black hole algorithm, BHA)将一个问题的解看作星体,其中适应度最好的解作为黑洞,其余的星体会逐渐向黑洞靠拢,进入视界的星体会被吞噬,然后在搜索空间中随机生成一个新的星体,当出现适应度更佳的星体时,它会替代原本的黑洞成为新的黑洞。在黑洞算法开启时,需先构建搜索空间的上下限,其公式表示为:

$$x_i = B_L + \text{rand} \times (B_U - B_L) \quad (14)$$

式中： x_i ——搜索空间内的解即待辨识的 θ 值, $i=1,2,3,\dots,n$, 其中 n 为行星数量； B_U, B_L ——设定的上下限；rand——区间 $[0,1]$ 内的随机数字。

吸引过程改变了星体位置,实际上是对其他解进行了优化处理,星体的位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \text{rand} \times (x_{\text{BH}} - x_i^t) \quad (15)$$

式中： x_i^t, x_i^{t+1} ——第 i 颗行星迭代时的位置与迭代后的位置, 对应着迭代中第 i 颗行星所代表的 θ 值； x_{BH} ——黑洞在搜索空间中的位置,对应着本次迭代中拥有最佳适应度的解。

吞噬行为保证了黑洞算法的全局搜索能力,在一定程度上避免算法陷入局部最优,行星被吞噬后,新的星体会在设定空间上下限中生成,黑洞算法中的视界半径计算公式为:

$$R = \frac{f_{\text{BH}}}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (16)$$

式中： f_{BH} ——黑洞的适应度值； N ——星体变量的总数量； f_i ——第 i 颗行星的适应度值。

吞噬发生的条件是星体与黑洞间离 $D_i < R$,同时引入 K

来对黑洞吞噬速度进行调整,如式(17)所示。传统黑洞算法结构简单,收敛速度快的同时也带来了易“早熟”等问题,需进一步进行优化。

$$\begin{cases} D_i = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{\text{BH}j} - x_{ij})^2} \\ R = K f_{\text{BH}} / \sum_{i=1}^N f_i \end{cases} \quad (17)$$

式中： m ——星体的维数； x_{ij} ——第 i 个星体的第 j 个分量； K ——调整黑洞吸收速度的常数。

3.4 Logistic 混沌映射

混沌是一种对初始条件非常敏感的不稳定状态或动态行为。为避免陷入局部最优,提高解的质量,混沌被应用于许多优化算法中,且都取得了一定效果。常用的混沌映射有 Logistic 映射、Tent 映射和 Cat 映射^[18]。Logistic 映射能更好地利用解空间,其具有随机性、遍历性和规律性等优良特性,所以引入 Logistic 映射来影响初代行星的位置,混沌公式为:

$$x_i^{t+1} = \mu x_i^t (1 - x_i^t) \quad (18)$$

式中： μ ——混沌映射参数。

3.5 莱维(Levy)飞行机制

为进一步优化行星移动路径,本文在黑洞算法中加入莱维飞行机制。由法国数学家 Paul Levy 提出的莱维飞行机制模拟了自然界中多种生物长时间以较小步长随机游走,偶尔以较大步长进行跳跃变化的特性^[19]。莱维飞行中较小步长的随机游走有利于黑洞算法进行局部探索,而偶尔的较大步长的跳跃则有利于黑洞算法有能力跳出局部最优,提高全局搜索能力。莱维飞行随机步长 s 的表达式为^[19]:

$$s = \frac{\mu}{|\nu|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (19)$$

$$\begin{cases} \sigma_\mu = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \cdot \sin(\pi \cdot \beta/2)}{\Gamma((1+\beta)/2) \cdot \beta \cdot 2^{(\beta-1)/2}} \right]^{\frac{1}{\beta}} \\ \sigma_\nu = 1 \end{cases} \quad (20)$$

式中： σ_μ, σ_ν ——参数 μ, ν 的正态分布标准差； μ, ν ——服从正态分布的参数,即 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$ 、 $\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$ ； $\Gamma(x)$ ——伽马(Gamma)函数； $\beta \in (0,2)$ 。

引入贪心保留与莱维飞行机制后星球的位置更新公式优化为:

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} x_{ij}^t + \text{Levy}(\lambda) \oplus (x_{\text{BH}} - x_i^t), & f(\hat{x}_{ij}^{t+1}) < f(\hat{x}_{ij}^t) \\ x_{ij}^t, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

式中： $\text{Levy}(\lambda)$ ——步长服从莱维分布的随机搜索向量 $s(\mu, \nu)$ ； $\oplus$ ——矢量运算。

上述机制的联合应用使 IBHA 在寻优过程中不易陷入局部最优,同时配合 BHA 较强的收敛速度完成了对勘探以及

发掘的平衡。改进黑洞算法的流程如图 5 所示。

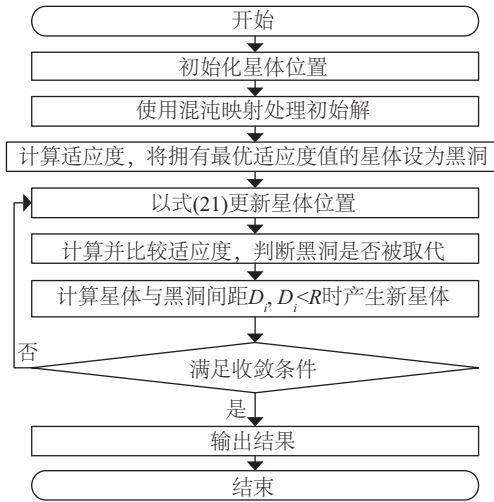


图 5 改进黑洞算法流程

Fig. 5 Flow chart of IBHA

4 仿真算例

4.1 基于 IBHA 的参数辨识模型仿真验证

通过 PLECS 仿真平台搭建双馈风力机控制部分以及其他模型来对所提方法的有效性进行验证, 仿真模型的参数设置参考文献[20]。具体操作为在并网处设置对称三相短路故障使电压跌落至额定电压的 50%, 故障持续 0.5 s。设定风速为 10 m/s, 双馈风力机工作在 MPPT 状态。采用 IBHA 对待辨识参数进行辨识, 迭代次数上限为 100 次, 寻优范围设置为经由 RT-LAB 所得初步辨识区间的 $\pm 20\%$, 取 100 次辨识结果的平均值见表 1。

表 1 IBHA 参数辨识结果与误差

Table 1 IBHA parameter identification results and errors

参数	辨识结果	真实值	误差值/%
k_{p1}	6.947	7.0	0.757
k_{i1}	15.011	15.0	0.073
k_{p2}	5.059	5.0	1.180
k_{i2}	17.843	18.0	0.872
k_{p3}	3.019	3.0	0.633
k_{i3}	0.401	0.4	0.250
k_{p4}	4.981	5.0	0.380
k_{i4}	18.260	18.0	1.444

在仿真时仍对先前确定的低辨识性参数进行辨识, 首先是为了验证通过轨迹灵敏度来判断 PI 控制参数可辨识性的合理性, 其次是验证 IBHA 在辨识低灵敏度参数的可行性以

及在复杂多参数优化中的鲁棒性, 证明其整体性能, 在实际工程中一般将低灵敏度参数直接确定为固定值。由表 1 可知, 所得结果的最小误差为 0.25%, 最大误差为 1.18%, 误差符合工程标准, 初步验证了所提算法在双馈风力机控制参数辨识方面的有效性。同时由数据可看出, 对控制参数可辨识性分析的正确性, 对于在先前研究中得出结论认为其可辨识性高的参数, 其平均误差值相对于其他控制参数较小, 而可辨识性低的参数, 其平均误差值较大。

为进一步验证参数识别的准确性, 将辨识出的 PI 控制参数应用于仿真模型中, 对比仿真得到的有功、无功功率曲线与原始控制参数填入下模型的曲线, 结果如图 6。由图 6 可知, 低压穿越期间的实际有功无功输出曲线与基于 IBHA 辨识并填入 PI 控制参数的模型输出的有功无功曲线较为接近。

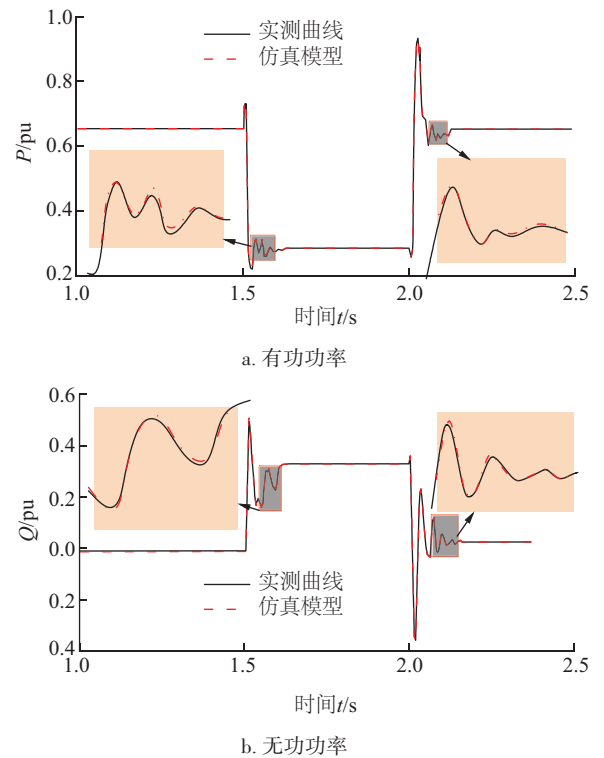


图 6 功率曲线拟合度

Fig. 6 Fitting degree of power curves

4.2 不同算法的性能比较

为了证明 IBHA 的优越性, 还需与其他算法进行对比, 这里选择混沌粒子群算法 (chaotic particle swarm optimization, CPSO) 进行对比, 着重比较计算速度与计算精度两个层面。选择有功功率以及无功功率作为观测量, 按流程对转子侧变频器 PI 控制参数进行辨识。算法迭代次数为 100 次, BHA、CPSO、IBHA 的目标函数收敛曲线如图 7 所示。

由图 7 可知: IBHA 算法目标函数值在初始数代中下降最多, 比所有算法都快, 证明 IBHA 中的 Logistic 混沌映射增强了初始解的遍历性, 改善了算法寻优的初始值, 减少了初始

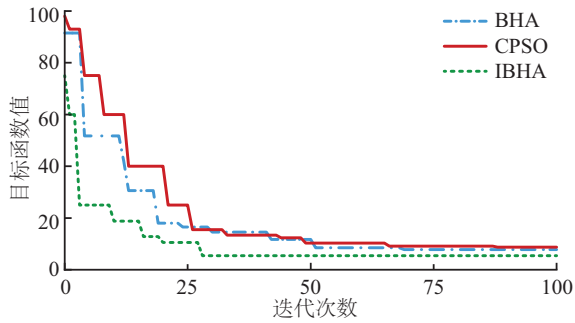


图7 函数收敛曲线

Fig. 7 Convergence curves of function

的计算时间,提高了效率。同时,可看到粒子群算法与传统黑洞算法都经过较多次迭代才完成收敛,而IBHA仅仅通过28次迭代便搜寻到了最优解,证明传统黑洞算法的收敛速度优于粒子群算法,IBHA则在收敛速度方面更进一步,相对两者有很大优势。IBHA算法的目标函数值最终下降到三者最低值,证明了Logistic映射、莱维飞行以及贪心保留策略的联合应用使黑洞算法的寻优能力更强,不易陷入局部最优的状态,其更有可能搜寻到全局最优解,辨识出更精确的参数。

4.3 并网能力分析

为了量化曲线的拟合效果以及对比风力机并网能力的实际体现,本文采用低压穿越误差评估标准来进行误差的衡量。为了解决以往研究只在单一平台、缺乏与实际并网数据对照的问题,本文选择测试组为在RT-LAB平台进行半实物仿真获得的低压穿越数据,仿真组为在PLECS仿真平台中填入辨识参数模型进行仿真得到的低压穿越数据。按文献[21]中所采用的误差计算方法进行相应的误差评估,各误差的含义见表2。标准所允许的最大偏差值如表3所示。

表2 误差种类

Table 2 Type of error

符号	含义	符号	含义
F_1	稳态平均偏差	F_4	暂态平均绝对偏差
F_2	暂态平均偏差	F_5	稳态最大偏差
F_3	稳态平均绝对偏差	F_6	加权平均绝对偏差

表3 允许最大偏差值

Table 3 Maximum allowable deviation

电气参数/pu	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5	F_6
ΔP	0.07	0.20	0.10	0.25	0.15	0.15
ΔQ	0.05	0.20	0.07	0.25	0.10	0.15
ΔI_q	0.07	0.20	0.10	0.30	0.15	0.15

为验证所提出方法在不同风速区间下的辨识效果,在仿真软件中分别进行大风、小风工况下的低压穿越实验,大风风速设置为15 m/s,小风为8 m/s,在并网处设置三相对称短路故障以实现电压跌落,初始电压为额定电压 U_N 。故障的持续时间依照国家标准,工况情况见表4所示,待验证工况波形对比结果如图8所示,其中工况1~3为小风,工况4~6为大风。

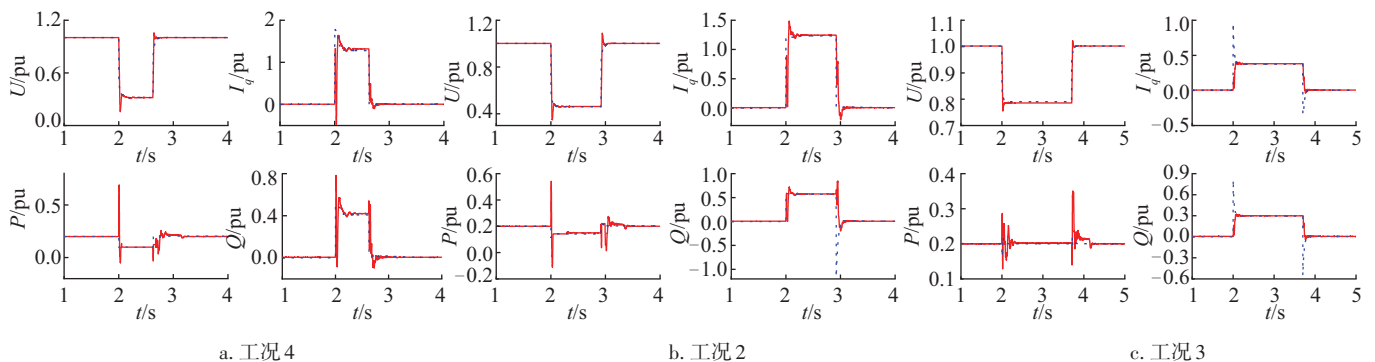
表4 待验证工况

Table 4 Condition to be verified

工况	电压跌落幅度/%	持续时间/s	P /pu	Q /pu
1	35	0.50	0.2	0
2	50	1.00	0.2	0
3	80	1.75	0.2	0
4	35	0.50	0.2	0
5	50	1.00	0.2	0
6	80	1.75	0.2	0

由图8可看到大、小风工况下的低压验证都满足工程标准,证明了辨识参数的准确性。为验证IBHA对比其他算法的优越性,以相同工况对PSO以及BHA辨识模型的偏差做同样工况下的验证,表5给出了这3种不同算法辨识控制参数对应模型的验证结果。

从上述验证结果可看到,在双馈风力机变流器控制参数辨识方面,直接使用传统PSO以及BHA进行辨识得到的结果误差较大且速度较慢。使用本IBHA进行相应的控制参数辨识满足了规定的误差标准。同时相较于PSO以及BHA,IBHA所辨识模型在大风、小风等多种条件下的低压穿越实验



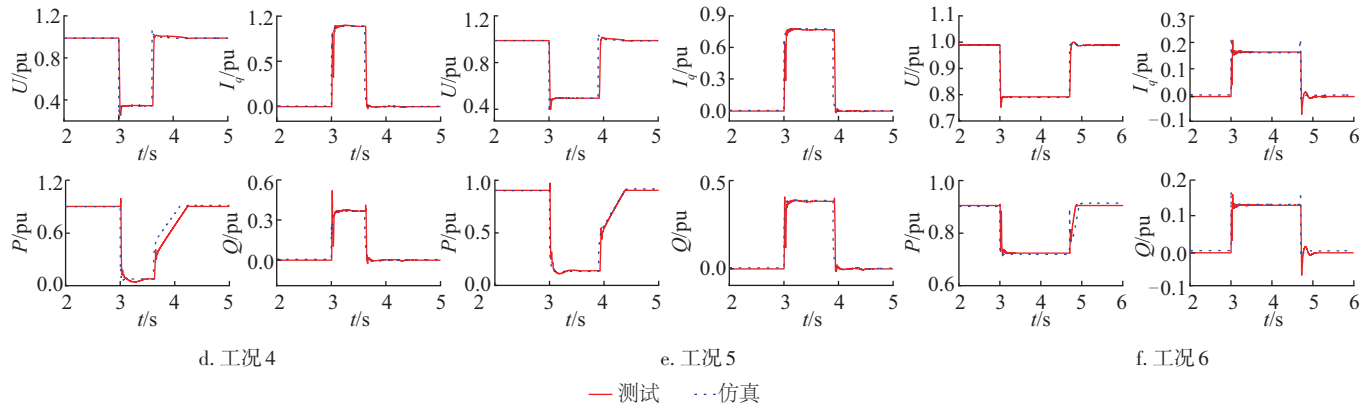


图8 波形对比结果

Fig. 8 Waveform comparison results

表5 模型验证结果

Table 5 Model validation results

算法	F_c		总误差/pu
	有功功率/pu	无功功率/pu	
CPSO	0.1056	0.0624	0.1680
BHA	0.0792	0.0536	0.1328
IBHA	0.0314	0.0136	0.0450

误差都较低,相对二者总误差分别减少了 0.123 与 0.088 pu,达到了较好的效果。

5 结 论

针对现有双馈风力机参数辨识收敛速度慢、精度不足以及缺乏与实际数据对比的问题,本文对黑洞算法进行改进并结合 RT-LAB 半实物仿真平台对双馈风力机变流器 PI 控制参数进行分步辨识。先利用轨迹灵敏度计算出控制参数对双馈风力机功率响应曲线特性的影响,选择出影响最广的电气参数作为最佳观测量即有功与无功功率,给出了待辨识参数并分析其可辨识度,然后提出基于最小二乘法与 IBHA 结合的分步辨识方法,结合 RT-LAB 半实物仿真数据对待辨识参数进行了辨识。

辨识结果表明,改进黑洞算法相较于传统黑洞算法以及粒子群算法拥有更高的收敛速度以及收敛精度,在分步辨识策略下其对转子侧 PI 控制参数的辨识结果误差最小同时辨识速度也具有明显优势。相较于另外两种算法,改进黑洞算法辨识模型的曲线拟合度具有最好的效果,在包含大小风工况的低压穿越实验中其与 RT-LAB 半实物仿真得到的数据差距最小,更好地反映了所辨识模型的并网能力与实际的接近程度,证明了基于 IBHA 的分步辨识方法在双馈风力机控制参数辨识方面的优越性。

[参考文献]

- [1] 孙浩宁,王德林,李京华.基于转速差补偿环的双馈风力机电网调频特性研究[J].电测与仪表,2025,62(8): 62-67.
SUN H N, WANG D L, LI J H. Study on characteristics of frequency regulation of DFIG based on D-value of rotor speed compensation loop in power grid [J]. Electrical measurement & instrumentation, 2025, 62(8): 62-67.
- [2] 乔左江,杜欣慧,薛晴.大规模风电参与系统调频研究综述[J].电测与仪表,2023,60(7): 1-12.
QIAO Z J, DU X H, XUE Q. Review of large-scale wind power participating in system frequency regulation [J]. Electrical measurement & instrumentation, 2023, 60(7): 1-12.
- [3] 秦继朔,贾科,孔繁哲,等.基于寻优算法的永磁风力机并网逆变器故障穿越控制参数分步辨识[J].中国电机工程学报,2021,41(S1): 59-69.
QIN J S, JIA K, KONG F Z, et al. Stepwise parameter identification of fault ride-through control parameters of PMSG grid-connected inverter based on optimization algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(S1): 59-69.
- [4] 赵正阳,杜钦君,凌辉,等.改进的同步磁阻电机模型预测转矩控制[J].太阳能学报,2023,44(6): 469-476.
ZHAO Z Y, DU Q J, LING H, et al. Improved model predictive torque control of synchronous reluctance motor [J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(6): 469-476.
- [5] 李经纬.双馈风电机组变流器控制系统参数辨识算法研究[D].天津:河北工业大学,2021.
LI J W. Research on parameter identification algorithms for the converter control system of doubly-fed wind turbine generators [D]. Tianjin: Hebei University of Technology,

- 2021.
- [6] 吴碧巧, 曾实, 王天一. 面向双馈风机的分层型免疫协同进化粒子群算法多参数辨识[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(33): 179-185.
- WU B Q, ZENG S, WANG T Y. Multi-parameter identification of co-evolutionary particle swarm optimization algorithm based on hierarchical-particle immune for doubly fed induction generator [J]. Science technology and engineering, 2019, 19(33): 179-185.
- [7] 董福杰, 刘颖明, 王晓东, 等. 基于寻优算法的双馈风力机变流器动态运行控制参数辨识[J]. 电力科学与工程, 2024, 40(3): 61-69.
- DONG F J, LIU Y M, WANG X D, et al. Parameter identification of dynamic operation control of doubly-fed fan converter based on optimization algorithm[J]. Electric power science and engineering, 2024, 40(3): 61-69.
- [8] 郭强, 王鹤, 聂永辉, 等. 考虑恢复暂态过程的直驱发电系统低电压穿越模型参数解耦辨识方法[J]. 高电压技术, 2021, 47(10): 3430-3440.
- GUO Q, WANG H, NIE Y H, et al. Decoupling identification method of low-voltage ride-through model parameters of direct drive power generation system considering recovery transient process [J]. High voltage engineering, 2021, 47(10): 3430-3440.
- [9] 吴昌友, 付熙松, 裴均珂. 基于信息共享搜索策略的自适应灰狼算法研究[J]. 电光与控制, 2022, 29(7): 22-28.
- WU C Y, FU X S, PEI J K. Research on adaptive grey wolf algorithm based on information sharing search strategy [J]. Electronics optics & control, 2022, 29(7): 22-28.
- [10] 杨繁杰. 双馈风电机组参数辨识及高压穿越研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2023.
- YANG F J. Research on parameter identification and high-voltage ride-through of doubly-fed wind turbine generators [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2023.
- [11] LI H, WU Y, LI Q H, et al. Improved identification method of doubly-fed induction generator based on trajectory sensitivity analysis [J]. International journal of electrical power & energy systems, 2021, 125: 106472.
- [12] 潘学萍, 郭金鹏, 孙晓荣, 等. 双馈风电场频率响应特性的频域等值建模方法[J]. 电网技术, 2025, 49(6): 2465-2475.
- PAN X P, GUO J P, SUN X R, et al. Frequency domain equivalent modelling of frequency response characteristics for DFIG-based wind farms[J]. Power system technology, 2025, 49(6): 2465-2475.
- [13] 张剑, 何怡刚. 基于轨迹灵敏度分析的永磁直驱风电场等值模型参数辨识[J]. 电工技术学报, 2020, 35(15): 3303-3313.
- ZHANG J, HE Y G. Parameters identification of equivalent model of permanent magnet synchronous generator wind farm based on analysis of trajectory sensitivity [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(15): 3303-3313.
- [14] 许饶琪, 彭晓涛, 秦世耀, 等. 基于M序列的双馈风机变流器参数辨识方法研究[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 578-586.
- XU R Q, PENG X T, QIN S Y, et al. Parameter identification of doubly-fed induction generator converter based on M-sequence[J]. Power system technology, 2022, 46(2): 578-586.
- [15] CAI D S, SUN F Y, LI L L, et al. Accurate parameter identification method for coupled sub/super-synchronous oscillations for high penetration wind power systems [J]. ISA transactions, 2024, 150: 166-180.
- [16] YANG F J, ZENG Y, QIAN J, et al. Parameter identification of doubly-fed induction wind turbine based on the ISIAGWO algorithm[J]. Energies, 2023, 16(3): 1355-1355.
- [17] ZHENG W M, LIU N, CHAI Q W, et al. Application of improved black hole algorithm in prolonging the lifetime of wireless sensor network [J]. Complex & intelligent systems, 2023, 9(5): 5817-5829.
- [18] 王育飞, 郝德扬, 薛花, 等. 计及云图和混沌特性的光伏功率组合预测方法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(12): 74-81.
- WANG Y F, HAO D Y, XUE H, et al. Combined forecasting approach of photovoltaic power based on cloud images and chaotic characteristics[J]. Acta energiae solaris sinica, 2023, 44(12): 74-81.
- [19] 何伟, 陈薄, 贾清健, 等. 基于改进蛇优化算法的永磁同步电机电气参数辨识[J]. 重庆大学学报, 2024, 47(11): 81-93.
- HE W, CHEN B, JIA Q J, et al. Electrical parameters identification of permanent magnet synchronous motor based on improved snake optimization algorithm[J]. Journal of Chongqing University (natural science edition), 2024, 47(11): 81-93.
- [20] 徐恒山, 朱士豪, 黄永章, 等. 基于GRU-IPSO算法的双馈风机控制参数辨识[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2025, 52(4): 70-80.
- XU H S, ZHU S H, HUANG Y Z, et al. Control parameter identification for doubly fed induction generator based on GRU-IPSO algorithm[J]. Journal of North China Electric Power University(natural science edition), 2025, 52(4):

70-80.

- [21] 方欣, 姚骏, 刘育明, 等. 双馈风电系统低压穿越期间的参数辨识方法研究[J]. 电工电能新技术, 2024, 43(2): 1-11.

FANG X, YAO J, LIU Y M, et al. Research on parameter identification method of DFIG wind power generation system during LVRT[J]. Advanced technology of electrical engineering and energy, 2024, 43(2): 1-11.

STEP-BY-STEP IDENTIFICATION METHOD OF DFIG CONTROL PARAMETERS BASED ON IMPROVED BLACK HOLE ALGORITHM

Cao Xiaoqing¹, Lou Shiyuan², Li He¹, Ma Wenjie¹, Yang Rongxin¹, Li Zhi¹

(1. Wuhan Huayuan Electric Power Design Institute Co., Ltd., Wuhan 430058, China;

2. College of Electrical Engineering and New Energy, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

Abstract: To address the issues of low efficiency, limited precision, and multiple parameters in existing PI controller identification methods for rotor-side converters (RSC) of doubly-fed induction generators (DFIG), a hierarchical identification framework combining an improved black hole algorithm (IBHA) with the RT-LAB hardware-in-the-loop (HIL) co-simulation platform is proposed. Firstly, based on the RSC control dynamics, the operational characteristic data of the actual controller of DFIG is collected by the RT-LAB HIL co-simulation platform. Secondly, a trajectory sensitivity analysis is performed to quantify the dynamic response characteristics of each parameter, followed by the selection of optimal observables and a rigorous identifiability assessment based on persistent excitation criteria. Thirdly, a stepwise identification strategy is established based on the RT-LAB measured data and IBHA. Finally, based on the HIL test data, the identification results of several algorithms are compared and analyzed, which verifies the effectiveness of the proposed method.

Keywords: wind turbine generators; parameter identification; sensitivity analysis; hardware-in-the-loop simulation; black hole algorithm; voltage ride-through experiment