

考虑低灵敏度参数不确定性的 DFIG 风电机组模型机械参数分步解耦辨识

鲁重江, 朱继忠*, 郑杰, 王大鑫

(华南理工大学电力学院, 广东省 广州市 510641)

Stepwise Decoupling Identification of Mechanical Parameters for the DFIG-based Wind Turbine Model Considering Uncertainty in Low-sensitivity Parameters

LU Chongjiang, ZHU Jizhong*, ZHENG Jie, WANG Daxin

(School of Electrical Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510641, Guangdong Province, China)

ABSTRACT: To address the impact of unknown parameter uncertainties and correlations on the identification of doubly-fed induction generator-based wind turbine dynamic model mechanical parameters, this paper first proposes an integrated parameter identifiability analysis method. This method offers precise guidance for selecting disturbance excitations, observation variables, and identifiable parameters in complex model identification. Building on this analysis, a stepwise decoupling identification strategy is introduced for mechanical parameters, leveraging differences in parameter identifiability across operational scenarios to mitigate the effects of implicit parameter correlations. Within each identification step, mechanical parameters are repeatedly estimated under randomly assigned values of low-sensitivity parameters, such as those in electrical and controller models. Central values of high-probability samples are then obtained through iterative application of the K-medoids, effectively reducing the influence of inaccurate low-sensitivity parameters. The effectiveness of the proposed methodology is validated through simulation studies.

KEY WORDS: doubly-fed induction generator (DFIG); wind turbine; mechanical parameter identification; identifiability; sensitivity; uncertainty

摘要: 针对双馈感应风电机组动态模型辨识中机械参数受其他未知参数不确定性与参数关联性影响问题, 首先, 提出一种参数可辨识性综合分析方法, 为复杂非线性模型辨识扰动激励、观测量及可辨识参数选择提供全面、准确信息; 在此

基础上, 利用不同运行场景下模型参数可辨识性差异, 提出一种机械参数的分步解耦辨识策略, 以降低参数间隐含关联性对辨识影响; 其次, 每个步骤中, 在模型电气、控制器等低灵敏度参数随机取值下多次辨识机械参数, 并通过迭代 K-medoids 计算高概率样本中心值, 解决低灵敏度参数取值不准确对待辨识参数的影响; 最后, 通过仿真算例验证了所提方法有效性。

关键词: 双馈感应发电机; 风电机组; 机械参数辨识; 可辨识性; 灵敏度; 不确定性

0 引言

变速恒频的双馈感应发电机 (doubly-fed induction generator, DFIG) 因其成本低、体积小以及功率双向可控等特点, 成为了主流风机之一。实际工程应用中, 风电机组并网分析和控制环参数的整定需依赖准确的动态仿真模型^[1], 若机组模型机械参数不够准确, 会造成系统控制性能的下降。根据国家标准^[2], 风电并网分析应使用经实测参数校验的详细动态模型。然而, 当前模型参数多依赖厂家数据, 参数与真实工况存在偏差会直接影响仿真可信度, 因此, 有必要依据实测数据开展风电机组参数辨识与模型校验工作^[3]。

目前, DFIG 风电机组动态建模主要集中于电气和控制器参数辨识^[4-5], 而对慢动态的机械参数关注相对不足。尤其在整体呈现“黑箱”特性下, 部分机械参数不仅灵敏度较低, 还会受到未知电气、控制器等参数影响。针对风电机组动态建模中存在的参数辨识精度低、多解问题^[6], 现有研究可大致分为两类: 1) 减少待辨识参数数量; 2) 提

基金项目: 广东省基础与应用基础研究基金项目 (2022B1515250006); 国家自然科学基金项目 (U25B6016)。

Guangdong Basic and Applied Basic Research Foundation (2022B1515250006); Project Supported by National Natural Science Foundation of China (U25B6016)。

升待辨识参数可辨识性。前一种方法旨在减少待辨识参数数量，因为模型参数辨识精度通常随未知参数数量增加而降低。例如，忽略风力机与发电机间转矩传递作用，采用单质块模型可大大减少机械参数数量^[7]。然而，模型简化会限制准确反映实际系统动态响应能力。轨迹灵敏度分析^[8-9]被广泛用于筛选模型主导参数，将影响较小的低敏感度参数固定为典型值，可提高主导参数的辨识精度。文献[10]构造似然比统计量独立计算各参数置信区间和可辨识性指标，但无法评估多参数同时辨识的动态耦合影响；文献[11]刻画了多参数同时辨识的寻优空间形态，但无法评估低灵敏度参数不确定性对待辨识参数的影响。这些参数可辨识性分析方法所提供信息有限，很难支撑复杂多参数模型辨识。

后一种方法旨在提高参数实际可辨识性，可进一步细分为两类：1) 增加测量数据；2) 注入丰富扰动。第 1 类涉及选择合适的信号，例如易于获取的风电机组电压、功率数据等^[12]，或更具信息量的转子电流^[13]、磁通量^[14]等测量数据可提升效果；第 2 类方法通过引入特定扰动激发出与模型参数强相关的风电机组动态特征，如电网电压波动、风速变化等自然扰动^[15]，或向风电机组注入特定激励信号，包括方波^[16]、谐波正弦波^[17]等，可实现更优性能，这些技术通过强调局部参数的动态特征以提高待辨识参数精度。

针对 DFIG 风电机组整体模型机械参数辨识中存在的问题，本文开展以下研究：1) 提出一种通用性的模型参数可辨识性综合分析方法，为辨识风电机组机械参数的扰动激励和观测量的选择提供更多定量、准确信息；2) 利用不同激励下的风电机组模型参数可辨识性差异，分步解耦辨识机械参数，提高参数整体辨识精度；3) 针对风电机组电气、控制器等参数实际未知问题，对机械参数进行多次辨识，并通过迭代 K-medoids 聚类 and 参数微调计算准确的机械参数辨识值。

1 DFIG 风电机组数学模型及辨识框架

1.1 机械部分数学模型

风电机组轴系采用两质块模型，数学方程为：

$$2H_t \frac{d\omega_t}{dt} = T_t - T_{sh} - D_t \omega_t \quad (1)$$

$$2H_g \frac{d\omega_g}{dt} = T_{sh} - T_e - D_g \omega_g \quad (2)$$

$$\frac{d\theta_{sh}}{dt} = \omega_s (\omega_t - \omega_g) \quad (3)$$

$$T_{sh} = K_{sh} \theta_{sh} + D_{sh} (\omega_t - \omega_g) \quad (4)$$

式中： H_t 、 H_g 和 D_t 、 D_g 分别为风力机、发电机惯量和阻尼系数； K_{sh} 为轴系刚度系数； D_m 为两质块间互阻尼； ω_s 为定子同步速； ω_t 、 ω_g 分别为风力机和发电机转速； θ_{sh} 为质块间相对角位移； T_{sh} 为轴系传递机械转矩； T_t 为风力机机械转矩输入； T_e 为发电机电磁转矩输出，可表示为：

$$T_e = \frac{E'_d i_{sd} + E'_q i_{sq}}{\omega_s} \quad (5)$$

$$T_t = \frac{0.5C_p(\beta, \lambda) \rho \pi R^2 v^3}{\omega_t} \quad (6)$$

式中： ρ 为空气密度； R 为风轮半径； v 为风速。 C_p 可表示为

$$C_p = 0.22 \left(\frac{116}{\lambda} - 0.4\beta - 5 \right) e^{-\frac{12.5}{\lambda}} \quad (7)$$

式中： $\lambda = 1/[1/(\omega_t R/v + 0.08\beta) - 0.035/(\beta^3 + 1)]$ ； β 为桨距角。风力机参数可根据稳态条件进行辨识^[18]，本文采用仿真库默认值。风电机组待辨识机械参数为： H_t 、 K_{sh} 、 D_m 、 D_t 、 H_g 和 D_g 。

1.2 电气部分数学模型

DFIG 为感应型异步电机，定义： $L_{ss} = L_s + L_m$ ， $L_{rr} = L_r + L_m$ ， $X_s = \omega_s L_{ss}$ ， $X'_s = \omega_s (L_{ss} - L_m^2/L_{rr})$ ，则 DFIG 模型方程可表示为：

$$\begin{cases} \frac{X'_s}{\omega_s} \frac{di_{sd}}{dt} = u_{sd} - i_{sd} \left(R_s + \frac{X_s - X'_s}{\omega_s T'_0} \right) - \\ \quad (1-s)E'_d - \frac{L_m}{L_{rr}} u_{rd} + \frac{E'_q}{\omega_s T'_0} + X'_s i_{sq} \\ \frac{X'_s}{\omega_s} \frac{di_{sq}}{dt} = u_{sq} - i_{sq} \left(R_s + \frac{X_s - X'_s}{\omega_s T'_0} \right) - \\ \quad (1-s)E'_q - \frac{L_m}{L_{rr}} u_{rq} - \frac{E'_d}{\omega_s T'_0} - X'_s i_{sd} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} \frac{dE'_d}{dt} = s\omega_s E'_q - \omega_s \frac{L_m}{L_{rr}} u_{rq} - \frac{E'_d + (X_s - X'_s)i_{sq}}{T'_0} \\ \frac{dE'_q}{dt} = -s\omega_s E'_d + \omega_s \frac{L_m}{L_{rr}} u_{rd} - \frac{E'_q - (X_s - X'_s)i_{sd}}{T'_0} \end{cases} \quad (9)$$

式中： E'_d 、 E'_q 分别为定子 dq 轴次暂态电势； u_{sd} 、 u_{sq} 分别为定子 dq 轴电压； u_{rd} 、 u_{rq} 分别为转子 dq 轴电压； i_{sd} 、 i_{sq} 分别为定子 dq 轴电流； $s = 1 - \omega_t/\omega_s$ ，为滑差； $T'_0 = L_{rr}/R_r$ ，为转子绕组时间常数； R_s 、 L_s 、

R_r 、 L_r 、 L_m 分别为DFIG电气参数,分别为定子电阻和电感、转子电阻和电感、定转子间互感。

1.3 变流器和控制器模型

发电机和电网之间的变流器结构如图1所示,变流器有功功率的平衡方程可表达为

$$C_{dc}V_{dc}\frac{du_{dc}}{dt}=P_r-P_g=u_{rd}i_{rd}+u_{rq}i_{rq}-u_{gd}i_{gd}-u_{gq}i_{gq} \quad (10)$$

式中: P_r 为机侧变流器有功功率输入; i_{rd} 、 i_{rq} 分别为转子 dq 轴电流; P_g 为网侧变流器输出功率; u_{gd} 、 u_{gq} 和 i_{gd} 、 i_{gq} 分别为网侧 dq 轴电压和电流; V_{dc} 为直流电容电压; C_{dc} 为电容值参数。

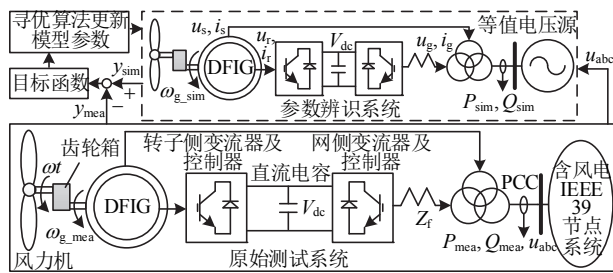


图1 DFIG 风电机组模型结构与辨识框架

Fig. 1 Structure and identification framework of DFIG-based wind turbine model

机侧控制器采用转子电压定向的矢量控制策略,无功外环为恒定无功功率控制模式,有功外环采用基于扰动观测法的最大功率点追踪(maximum power point tracking, MPPT)控制模式,加上电流内环共3个PI控制器,6个未知参数。

网侧变流器采用基于电网电压定向的矢量解耦控制策略。包含直流外环和电流内环2个PI控制器,共4个未知参数。有关变流器控制器数学模型详细描述,可参阅文献[19]。

1.4 DFIG 风电机组模型参数辨识框架

基于实际测量辨识风电机组模型参数框架如图1虚线框所示。优化算法通过迭代更新待辨识参数,使模型输出 y_{sim} 与测量输出 y_{mea} 之间的误差最小化。参数辨识的误差目标函数可表示为

$$J(\alpha) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{sim}(k, \alpha) - y_{mea}(k)| \quad (11)$$

式中: $J(\alpha)$ 为测量输出与模型仿真输出之间的平均绝对误差; k 为离散采样点; K 为总点数。

风电机组模型参数辨识主要依赖种群进化^[4,20]和卡尔曼滤波^[15]等优化算法。尽管卡尔曼滤波通过递归状态估计展现出强抗噪性,但其应用需依靠可解析的数学模型,与本文采用的混合动态仿真框架

不相容。种群进化算法通过个体进化实现参数空间的并行探索,无需依赖初始解或预设边界即可高效搜索全局最优解。这种与模型无关特性奠定了进化类算法在本文中的应用。

2 参数可辨识性的综合分析方法

2.1 参数灵敏度值分析

参数不可辨识主要归因于两点:1)参数对模型输出影响过小;2)参数间存在隐含关联性,导致参数无法被准确、鲁棒辨识。第1种情况,可通过计算参数灵敏度值定量分析^[9]:

$$\begin{cases} s_j = y_{sim}(k, \alpha_{j0} + \Delta\alpha_j) - y_{sim}(k, \alpha_{j0}) \\ S_j = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{|y_{sim}(k, \alpha_{j0} + \Delta\alpha_j) - y_{sim}(k, \alpha_{j0})|}{|y_0|(\Delta\alpha_j / \alpha_{j0})} \end{cases} \quad (12)$$

式中: s_j 为参数 α_j 的轨迹灵敏度; S_j 为灵敏度值; y_0 为稳态值; α_{j0} 为 α_j 的预设值,实际工程中可取典型值或经验值(为便于展示参数分析结果,本文取参数真值),并将预设值下模型输出作为基准值; $\Delta\alpha_j$ 为参数增量,通常取 α_{j0} 的10%。然而,当所选观测变量的稳态值 y_0 趋于零(如无功电流等),式(12)中灵敏度会被不合理地放大而失去参考意义。其次,灵敏度应同时考虑参数增减变化。改进后的式(13)则不关注单点导数变化,而是利用模型输出变化总量与原始模型输出总量之比,无需求解 y_0 ,且更符合(11)计算原理。

$$\begin{cases} S_L = \frac{\sum_{k=1}^K |y_{sim}(k, \alpha_{j0} - \Delta\alpha_j) - y_{sim}(k, \alpha_{j0})|}{\sum_{k=1}^K |y_{sim}(k, \alpha_{j0})|} \\ S_R = \frac{\sum_{k=1}^K |y_{sim}(k, \alpha_{j0} + \Delta\alpha_j) - y_{sim}(k, \alpha_{j0})|}{\sum_{k=1}^K |y_{sim}(k, \alpha_{j0})|} \\ S_j = \min(S_L, S_R) \end{cases} \quad (13)$$

式中 S_L 、 S_R 分别为参数 α_j 在相反增量变化下的灵敏度值,最终结果取两者中的较小值。

2.2 低灵敏度参数剔除标准

目前,判断参数灵敏度大小尚无统一标准,通常认为参数灵敏度越大则越容易被辨识。但实际中,测量噪声会通过数据质量影响参数辨识,且与模型本身无关。因此,参数灵敏度值不应过低,至少不受实际测量噪声过大影响。

当模型机理和参数全部准确时,可认为

$$y_{\text{mea}}(k) \approx (1 + \text{err}(k))y_{\text{sim}}(k, \alpha_0), \quad k=1, 2, \dots, K \quad (14)$$

式中 $\text{err}(k)$ 为叠加在实际理想量测数据上的随机误差。则目标函数(11)可转换为(以参数 α_j 为例):

$$J(\alpha_j) = \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_j) - (1 + \text{err}(k))y_{\text{sim}}(k, \alpha_j)| \quad (15)$$

由绝对值三角不等式可得:

$$\begin{cases} J(\alpha_j) \leq \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_j) - y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| + |\text{err}(k)y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| \\ J(\alpha_j) \geq \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_j) - y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| - |\text{err}(k)y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| \end{cases} \quad (16)$$

假设参数 α_j 最大可接受偏差为(13)中 $\Delta\alpha_j$ 的 γ 倍。将 $\alpha_{j0} = \alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j$ 、 $\alpha_{j0} = \alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j$ 和 $\alpha_j = \alpha_{j0}$ 分别代入式(16), 并考虑测量误差的最极端影响, $J(\alpha_{j0})$ 可能变为最大值 $J_{\max}(\alpha_{j0})$, $J(\alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j)$ 与 $J(\alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j)$ 可能变为最小值 $J_{\min}(\alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j)$ 和 $J_{\min}(\alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j)$, 可得:

$$\begin{cases} J_{\max}(\alpha_{j0}) = M \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| \\ J_{\min}(\alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j) - y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| - M \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| \\ J_{\min}(\alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j) - y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| - M \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})| \end{cases} \quad (17)$$

式中 M 为 $\text{err}(k)$ 的上限值。为确保参数辨识值在测量误差下不超出 $[\alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j, \alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j]$, $J_{\max}(\alpha_{j0})$ 应始终小于 $J_{\min}(\alpha_{j0} + \gamma\Delta\alpha_j)$ 与 $J_{\min}(\alpha_{j0} - \gamma\Delta\alpha_j)$, 可得:

$$\frac{\sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_j \pm \gamma\Delta\alpha_j) - y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})|}{\sum_{k=1}^K |y_{\text{sim}}(k, \alpha_{j0})|} > 2M \quad (18)$$

式(18)为剔除低灵敏度参数的普适化标准, 但为避免重新计算 $y_{\text{sim}}(\alpha_j \pm \gamma\Delta\alpha_j)$, 建议计算参数灵敏度时, 将式(13)中参数增量预先设置为 $\gamma\Delta\alpha_j$ 。本文所有机械参数最大可接受偏差均取 α_{j0} 的 10%, 即 $\gamma=1$, 将式(13)代入式(18), 可得:

$$S_j > 2M \quad (19)$$

当参数 α_j 无法满足式(19)时, 其辨识结果会受测量误差过大影响, 导致实际无法被辨识。因此, 无论模型结构如何, 在确定的观测变量类型和测量精度 M 下, 式(19)可作为预先剔除低灵敏度参数的标准。

2.3 低灵敏度参数不确定性的概率分析

针对第 2 种情况, 主要通过判断参数轨迹灵敏度曲线是否同时过零点^[19], 或计算参数轨迹灵敏度曲线间的线性相关系数^[5,8], 但这些方法只能评估参数间的线性关系, 无法定量分析参数间非线性关联或不同程度关联对参数辨识影响。对此, 本文从两个方面进行分析。第一方面, 分析低灵敏度参数取值不确定性对高灵敏度参数的辨识影响。目前方法^[4-6]在辨识多参数模型时, 将低灵敏度参数固定为经验值或典型值, 虽可提高待辨识参数精度, 但低灵敏度参数取值不准确时, 仍可能对高灵敏度参数的辨识造成影响。

图 2 展示了一个实际案例: 在风速湍流扰动和 ω_g 下, 当所有参数(除 H_g 外)均取预设值时, 模型输出误差 $\Delta\omega_g$ 可在 H_{g0} 处取得最小值 0, 如黑色曲线所示。然而, 当其他 21 个低敏感参数随机变化时, $\Delta\omega_g$ 最小值所对应参数 H_g 会以不同程度偏离 H_{g0} , 如其他彩色点所示。此外, 如红圈所示, 当低灵敏度参数取值不准确时, 参数辨识精度无法通过模型输出误差大小直接判断。

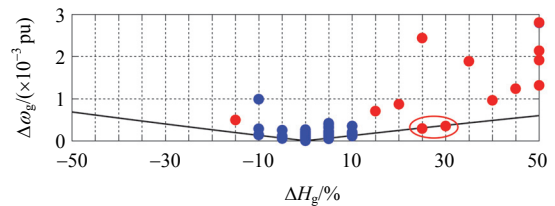


图 2 低灵敏度参数取值不准确对参数 H_g 的影响实例
Fig. 2 An example of the impact of inaccurate values in low-sensitivity parameters on parameter H_g

然而, 当低灵敏度参数样本数量足够时, 有且仅有小比例的参数样本偏离真值, 即多数样本仍会集中于真值附近可接受范围内, 如图中 $[-10\%, +10\%]$ 内的蓝色样本, 则可认为: H_g 不会受到其他低灵敏度参数取值不确定性影响。在低灵敏度参数随机组合下, H_g 的概率分布可表示为

$$P\left(\frac{A}{B}\right) = \frac{\Omega_A}{\Omega_B} \quad (20)$$

式中: 事件 A 表示辨识值位置落于指定位置(如图 2 中的 0、-10%和 +25%等); Ω_A 为事件 A 的发生次

数; 事件 B 表示低灵敏度参数随机采样; Ω_B 为样本总量。根据式(20), 图 3 提出低灵敏度参数不确定性的概率分析方法。

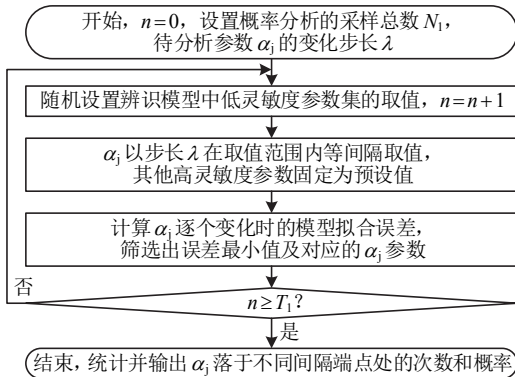


图 3 低灵敏度参数不确定性的概率分析流程

Fig. 3 Probability analysis process for uncertainty of low-sensitivity parameters

若参数的概率分布高度集中于预设值附近, 则表明其不受低灵敏度参数影响; 若参数的概率分布高度分散, 则不可辨识; 若参数的概率分布高度集中, 但偏离预设值, 可根据式(21)对计算的参数辨识结果进一步微调。

$$\alpha' = \frac{\alpha}{1 + \eta} \quad (21)$$

式中: α 为调整前的高概率辨识样本中心值; α' 为微调后参数辨识值; η 为参数概率分布结果中最高概率样本值与预设值间的偏差度。以 4.2 节参数 D_m 概率分析结果为例, 其分布集中于 $[-25\%, -10\%]$, 最高概率样本值为 $-10\% \alpha_{j0}$, 则 η 取值为 -10% 。

2.4 高灵敏度参数寻优空间的剖面分析

第 2 方面, 参数间关联性可能导致相近的模型拟合误差值所对应的参数组合有多种^[13], 进而使关联参数集同时陷入局部最优而偏离真实值。

图 4 展示了一个实际案例: 在风速湍流扰动和观测变量 ω_g 下, 当除 H_g 外所有参数均固定为预设值时, H_g 的寻优空间可在二维平面中用图 3 中黑色曲线表示, 且 $\min(\Delta\omega_g)$ 能准确收敛至 H_{g0} ; 但同时辨识高灵敏度参数 H_t 、 D_t 和 H_g 时, 基于图 5 所提方法将 H_g 的高维寻优空间投影到二维平面, 受参数间隐含关联性影响, 其寻优空间剖面(蓝色曲线)最低点将无法准确收敛至 H_{g0} 。

若参数 α_j 不受其他同时辨识参数影响, 则其寻优空间剖面曲线应具备明显的全局极小值, 且与预设值间的偏离度在可接受范围内; 相反, 若曲线上的全局极小值远远偏离预设值, 甚至单调变化, 则

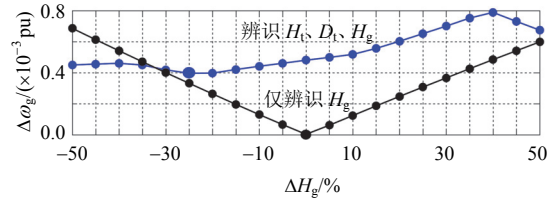


图 4 多参数同时辨识对参数 H_g 最优解位置的影响实例

Fig. 4 An example of the effect of simultaneous multi-parameter identification on the optimal solution location for parameter H_g

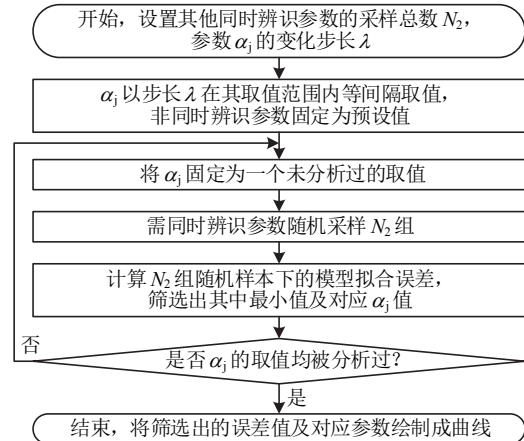


图 5 多参数同时辨识的寻优空间剖面分析流程

Fig. 5 Optimization space profile analysis process for simultaneous multi-parameter identification

表明其很难被同时辨识。

3 考虑低灵敏度参数不确定性的风电机组模型机械参数分步解耦辨识方法

3.1 DFIG 风电机组模型机械参数辨识流程

单场景下辨识所有风电机组动态模型参数是不现实的, 主要归因于: 1) 如何解决大量未知低灵敏度参数对高灵敏度参数的辨识影响; 2) 如何解决高灵敏度参数间隐含关联性影响。针对这两个问题, 图 6 提出一种考虑低灵敏度参数不确定性的风电机组模型机械参数分步解耦辨识方法。注意, 每步辨识后, 重新分析剩余参数的可辨识性是必要的, 因为随着辨识参数数量减少, 剩余参数的可辨识性可能发生变化。

3.2 基于迭代 K-medoids 的辨识结果筛选方法

由于参数真值实际未知, 依赖主观判断定义范围剔除参数辨识样本中的低概率结果并不可靠。为此, 本文采用迭代使用 K-medoids 聚类算法有效剔除低概率结果, 方法流程如图 7 所示。

考虑到不同参数辨识结果分布差异, 多次迭代 K-medoids 聚类方法可以避免单次聚类对初始聚类

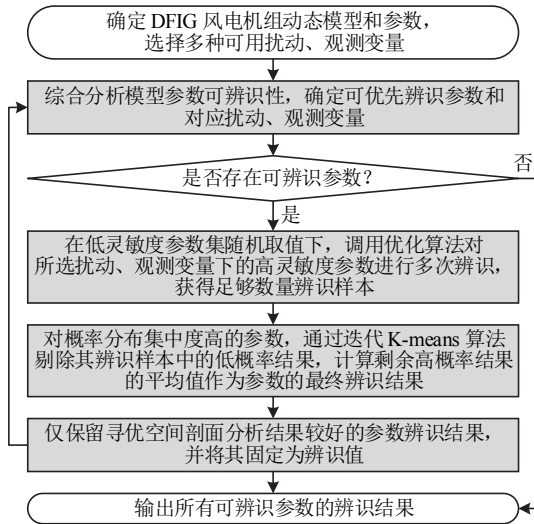


图 6 考虑低灵敏度参数不确定性的风电机组模型机械参数分步解耦辨识流程

Fig. 6 Stepwise decoupling identification process for wind turbine model mechanical parameters considering uncertainty in low-sensitivity parameter values

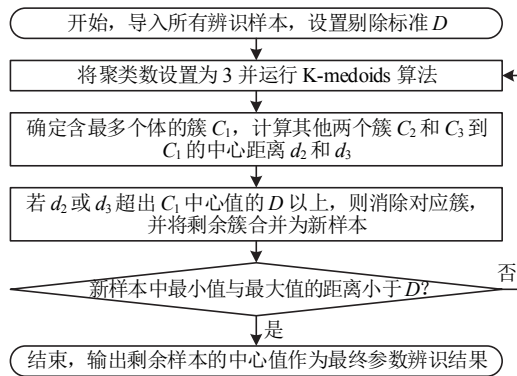


图 7 基于迭代 K-medoids 的参数辨识结果计算流程
Fig. 7 Calculation process for parameter identification results based on iterative K-medoids

数的敏感程度,其次,对部分辨识结果集中度极高的参数无需设置较大聚类数,本文将聚类数设置为较优值 3。对于概率分布结果集中度不高的参数,可通过多次迭代 K-medoids 聚类逐步删除偏离度较大的少数样本,计算保留高概率样本中心值获取参数辨识值,进而降低低灵敏度参数的取值不确定性影响。

4 算例实验

基于 Matlab/Simulink 平台搭建图 8 所示含风电 IEEE 39 节点系统,其中等值风电场为 6 台 1.5 MW 的并联 DFIG 风电机组,替换原系统的 G4 同步机组。DFIG 风电机组采用考虑控制器的详细模型,无功参考值为 0.1 pu。表 1 给出了风电机组待辨识

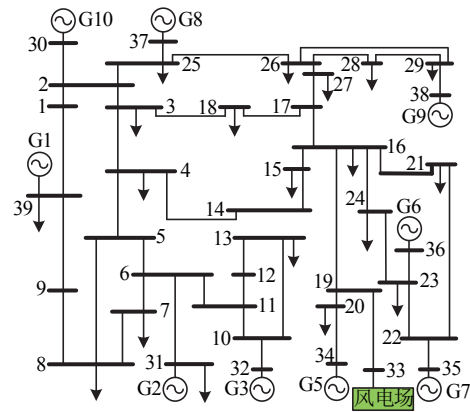


图 8 修改的含风电 IEEE39 节点系统

Fig. 8 Modified IEEE 39 node system with wind farm

表 1 机械参数真值及取值范围

Table 1 True values and range of mechanical parameters

参数	真值	范围	参数	真值	范围
H_i/s	4.32	[1, 10]	K_{sh}/pu	1.11	[0.1, 3]
D_m/pu	1.5	[0.5, 3]	D_i/pu	0.02	[0.001, 0.05]
H_g/s	0.72	[0.1, 1.5]	D_g/pu	0.01	[0.001, 0.05]

机械参数真值及取值范围。附表 A1 给出了其他电气、控制器等 16 个参数真值和取值范围,这些参数真值在辨识中均假设未知,只知其取值范围。

4.1 仿真分析

本文选取了两种与风电机组机械慢动态强相关的扰动激励,如图 9、10 所示。风速湍流扰动利用了实际自然变化风速激发风电机组机械动态。转速阶跃扰动为人工设置,是考虑到风电机组根据发电机转速信号和最大功率特性曲线产生有功功率

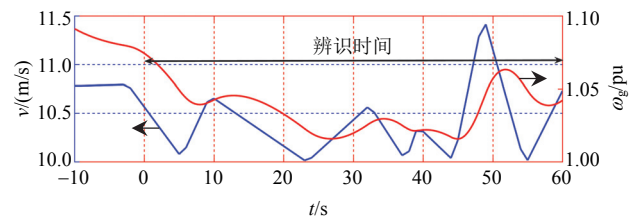


图 9 风速湍流扰动和 ω_g 输出波形

Fig. 9 Output waveforms of wind speed turbulence disturbance and ω_g

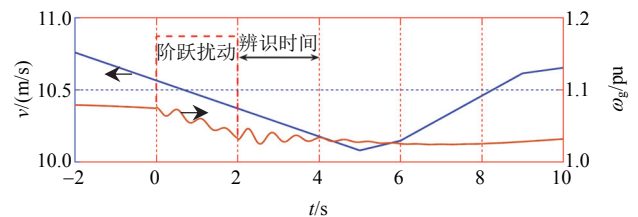


图 10 转速阶跃扰动和实际 ω_g 输出波形

Fig. 10 Output waveforms of speed step disturbance and ω_g

控制指令,进而,可通过改变输入控制器的转速测量信号激发出系统机械慢动态。

观测变量选择实际易于获取的风电机组有功功率 P 、无功功率 Q 、直流母线电压 V_{dc} 和发电机转子转速 ω_g 。通常电压、电流测量误差可达 0.5%,功率测量误差可达 1%以下。高精度转速测量仪下的发电机转速测量误差可达 0.01%。

在轴系模型数学方程中,当 ω_t 和 ω_g 的一阶导数同时为零时,联立式(1)和(2)可得:

$$D_{\Sigma} = D_t + D_g = \frac{T_t - T_e}{\omega_g} \quad (22)$$

如图 11 所示,当 $t = 26.785 \text{ s}$, $d\omega_g/dt = d\omega_t/dt = 0$, 将对应时刻发电机转速、转矩代入式(22), 计算可得 $D_{\Sigma} = 0.0301$, 进而可减少辨识灵敏度较低的发电机阻尼 D_g , 实际待辨识机械参数减少至 5 个。

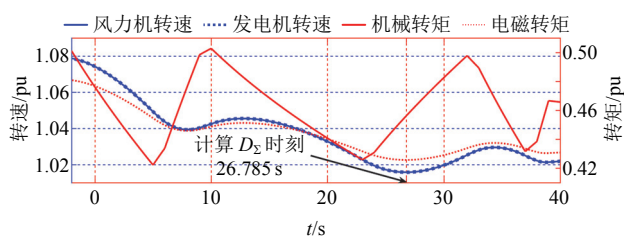


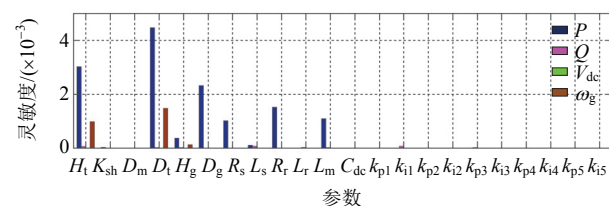
图 11 计算 D_{Σ}

Fig. 11 Calculation of D_{Σ}

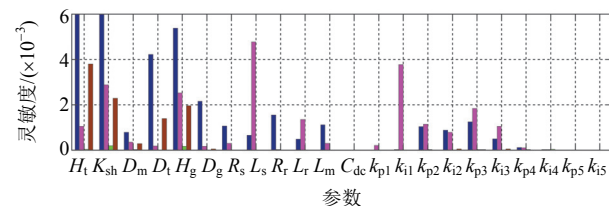
4.2 风电机组模型参数可辨识性分析

4.2.1 灵敏度分析

图 12 展示了风电机组 22 个参数在两种扰动下的灵敏度值。在风速湍流扰动下,机械参数 H_t 、 D_t 和 H_g 在观测变量 ω_g 下灵敏度较高,且满足标准



(a) 风速湍流扰动



(b) 转速阶跃扰动

图 12 风电机组模型参数灵敏度值计算结果

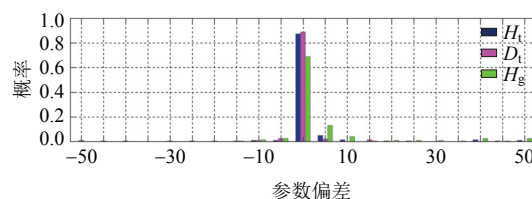
Fig. 12 Calculation results of sensitivity values for wind turbine model parameters

式(19),为高灵敏度参数;其他参数灵敏度无法满足标准式(19),为低灵敏度参数;转速阶跃扰动下,所激发出系统机械动态更加明显,机械参数 H_t 、 K_{sh} 、 D_m 、 D_t 和 H_g 均有较高灵敏度,需同时辨识。

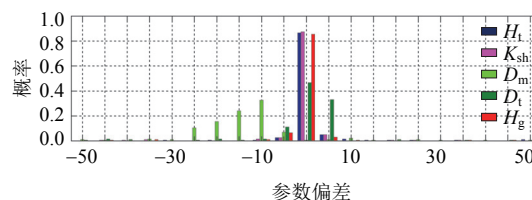
风电机组模型参数在电气量 P 、 Q 和 V_{dc} 下的灵敏度的量级仅为 10^{-3} ,且电气测量更易受实际测量误差影响,明显无法满足标准式(19),因此电气量不适合作为参数辨识观测变量。

4.2.2 概率分析

图 13 展示了两种扰动下,低灵敏度参数随机取值时的机械参数概率分析结果,其中低灵敏度参数样本数 N_1 取 200,变化步长 λ 取 5%。由图可知,在风速湍流扰动下,即使其他 19 个参数随机取值, H_t 、 D_t 仍能以 87.5%、89% 的高概率集中在预设值; H_g 能以 82% 的高概率集中在预设值的 $[0, +5\%]$ 范围内。因此,可认为这 3 个参数不受其他低灵敏度参数取值不准确的影响。



(a) 风速湍流扰动



(b) 转速阶跃扰动

图 13 高灵敏度参数的概率分析结果

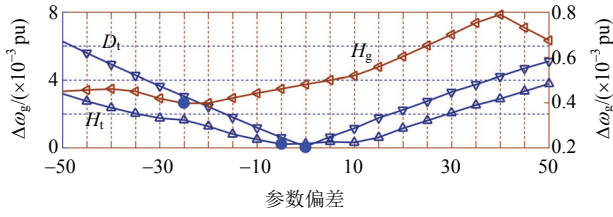
Fig. 13 Probability analysis results for high-sensitivity parameters

在转速阶跃扰动下, H_t 、 K_{sh} 、 H_g 能以 86.5%、87.5%、85.5% 的高概率集中在预设值,参数 D_t 能以 90.5% 的高概率集中在 $[-5, +5\%]$ 范围内。 D_m 能以 82.5% 的高概率集中在 $[-10, -25\%]$ 范围内,且最高概率结果偏离度为 -10% ,可利用式(21)进行微调。

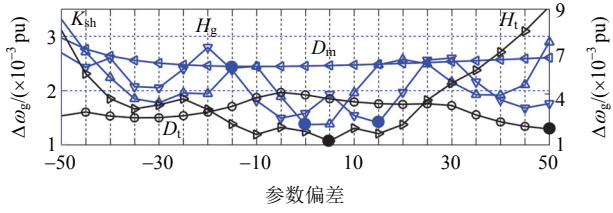
4.2.3 寻优空间剖面分析

图 14 展示了两种扰动下,高灵敏度参数同时辨识的寻优空间剖面分析结果,其中同时辨识参数随机采样数 N_2 取 200。由图可知,在风速湍流扰动下, H_t 和 D_t 具有明显全局极小值,不受其他同时辨识参数影响;但 H_g 的全局极小值偏离了预设值

-25%，无法被同时辨识。



(a) 风速湍流扰动



(b) 转速阶跃扰动

图 14 参数寻优空间剖面分析结果

Fig. 14 Optimization space profile analysis results

在转速阶跃扰动下，参数 H_t 具有明显的全局极小值， D_t 远偏离预设值，无法被辨识。假设 H_t 和 D_t 在风速湍流扰动下被优先辨识，对比图 15 和图 14(b)可知，在 H_t 和 D_t 被辨识后， H_g 和 D_m 的全局极小值会更加明显，偏离度也更低，分别为 +5% 和 -10%，表明分步辨识机械参数更加合理。

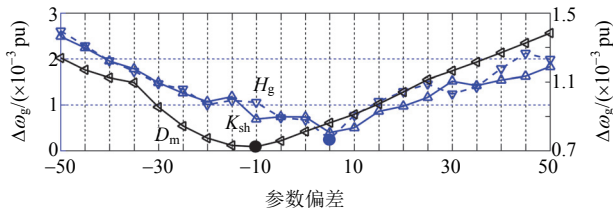
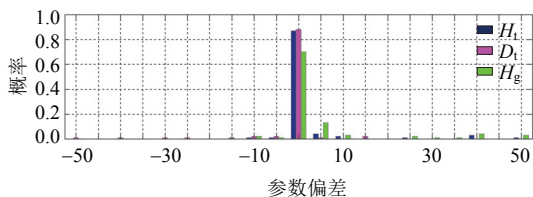


图 15 在转速阶跃扰动下，仅同时辨识 K_{sh} 、 D_m 和 H_g

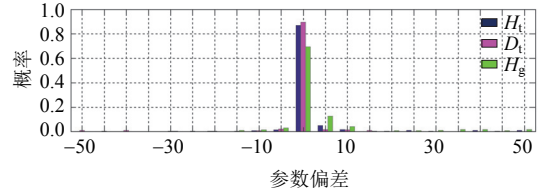
Fig. 15 Under speed step disturbance, only simultaneously identifying K_{sh} , D_m , and H_g

4.3 不同样本量下的可辨识性分析方法性能测试

为测试所提参数可辨识性综合分析方法在不同样本量下的性能，以风速湍流扰动为例，图 16、17 在不同样本量下分别对高灵敏度参数进行概率分析和寻优空间剖面分析。对比图 16 和图 13(a)、图 17 和图 14(a)可知，在样本量分别减少至 100 和增加至 300 时，参数 H_t 、 D_t 和 H_g 的概率分析和寻



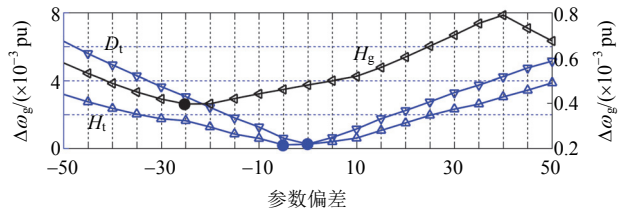
(a) $N_1 = 100$



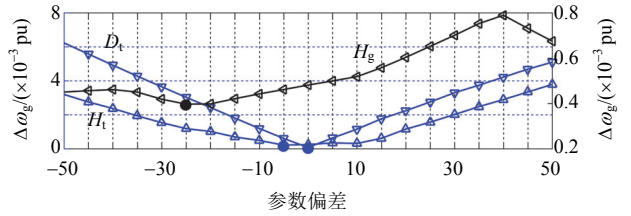
(b) $N_1 = 300$

图 16 参数的概率分析结果

Fig. 16 Probability analysis results for parameters



(a) $N_2 = 100$



(b) $N_2 = 300$

图 17 参数寻优空间剖面分析结果

Fig. 17 Optimization space profile analysis results

优空间剖面分析结果几乎没有变化，表明所提方法性能不受样本量变化影响。

4.4 辨识风电机组模型机械参数

基于前述参数分析结果，本文设计一种机械参数分步解耦辨识方法，并与文献[20]进行对比。

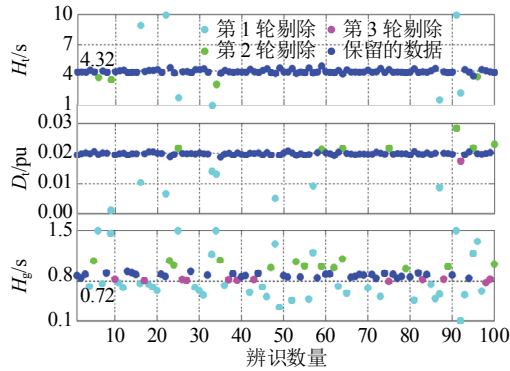
所提方法：首先，采用风速湍流扰动和 ω_g ，在其他 18 个低灵敏度参数随机采样 100 组下，多次辨识 H_t 、 D_t 和 H_g ，并剔除无法同时辨识的参数 H_g ；然后，将参数 H_t 和 D_t 固定为辨识值，采用转速阶跃扰动和 ω_g ，在其他 16 个低灵敏度参数随机采样 100 组下，多次辨识 K_{sh} 、 D_m 和 H_g ，并对参数 D_m 辨识值进行微调。文献[20]方法：根据参数灵敏度分析结果，采用转速阶跃扰动和 ω_g ，在其他 16 个低灵敏度参数随机采样 100 组下，直接同时辨识所有高灵敏度机械参数 H_t 、 K_{sh} 、 D_m 、 D_t 和 H_g 。

本文使用同文献[20]的改进粒子群优化算法，种群数量为 30，迭代次数为 60，变异时机为 10 代。为解决低灵敏度参数不确定性影响，所提方法比传统方法对低灵敏度参数简单经验化处理会更耗时。但由于 100 次辨识是相互独立的，不存在交叉迭代或上下层关系，可通过将 100 组辨识样本分散至多

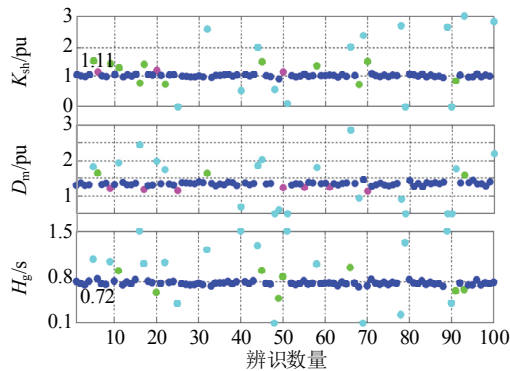
个 Matlab 独立窗口同时运行, 提高计算机 CPU 和内存利用率, 大大缩减参数辨识耗时。

图 18、19 展示了两种方法辨识结果, 表 2 进行了总结, 对两种方法的参数辨识结果进行分析:

1) 目前方法仅依赖灵敏度分析, 难以全面准



(a) 第 1 步辨识 H_t 、 D_t 和 H_g



(b) 第 2 步辨识 K_{sh} 、 D_m 和 H_g

图 18 所提方法辨识结果

Fig. 18 Identification results of the proposed method

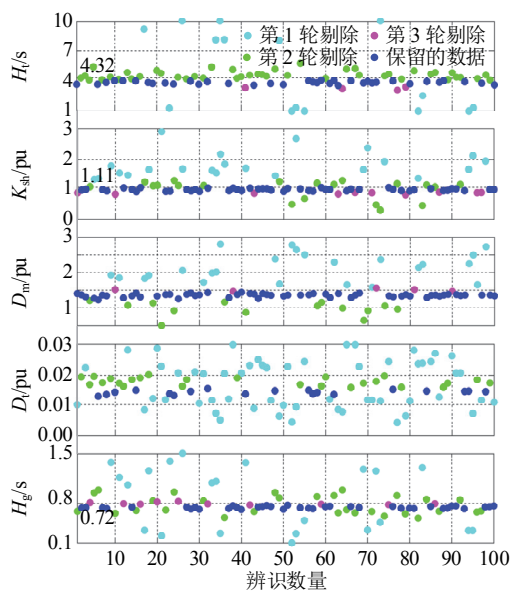


图 19 对比方法辨识结果

Fig. 19 Identification results of the compared method

表 2 基于改进粒子群的参数辨识结果对比

Table 2 Comparison of parameter identification results based on the improved particle swarm algorithm

策略	参数	辨识值	精度/%
所提方法	风速激励	H_t	4.320 5
		H_g	0.786 7
		D_t	0.019 8
		D_g	0.010 3
	转速激励	K_{sh}	1.102 2
		H_g	0.703 6
文献[20]	同时辨识	D_m	1.474 7
		H_t	3.786 6
	同时辨识	D_m	1.362 4
		H_g	0.669 2
		K_{sh}	1.017 3
		D_t	0.014 1
		D_g	0.016

注: D_m (调整前)为 1.327 3, 精度为 -11.51%。

确评估参数可辨识性, 导致模型整体辨识精度不高。例如, 参数 H_g 有较高灵敏度且不受低灵敏度参数影响, 但所提分析方法表明: 在风速湍流扰动下, H_g 无法与 H_t 和 D_t 同时辨识; 在转速阶跃扰动下, 无法与其余 4 个参数同时辨识, 但可与 K_{sh} 和 D_m 同时辨识。图 18(a)与图 19 的较差结果及图 18(b)的较好结果, 共同验证了所提方法的有效性

2) 从被剔除数据点可知, 低灵敏度参数取值不准确会影响高灵敏度参数的辨识, 但所提方法在预先获取参数概率分布后可解决该问题。尤其是图 18(b)参数 D_m , 其保留的高概率辨识样本中心值偏离了真值 -11.51%, 符合其概率分析的 -10% 结论, 但该参数概率分布集中度是较高的, 通过参数微调方法可将其辨识精度进一步提高至 -1.68%。

3) 由于所提方法利用了两个场景分步解耦辨识模型机械参数, 每个步骤各参数只会受到其他同时辨识两个参数影响。因此, 所提方法 100 个辨识结果相比文献[20]方法辨识结果更准确且鲁棒。

4.5 与目前方法的进一步对比

为进一步评估所提方法性能, 将其与文献[21]改进量子遗传算法进行对比, 后者未采用分步解耦策略, 量子遗传算法基本参数同粒子群算法。如表 3 所示, 所提方法的机械参数辨识精度最大误差在 5.34%, 参数整体辨识精度仍然很高, 表明所提方法不受优化算法类型影响, 具有可移植性。然而, 文献[21]方法中仅有 H_t 和 K_{sh} 的辨识精度在 10% 以下, 其他 4 个参数辨识结果均偏离真值, 符合图 14(b)的参数可辨识性分析结果。

表 3 基于改进量子遗传的参数辨识结果对比
Table 3 Comparison of parameter identification results based on the improved quantum genetic algorithm

策略	参数	辨识值	精度/%
所提方法	H_t	4.312 2	+0.18
	H_g	0.836 4	+16.1
	D_t	0.019 7	-1.38
	D_g	0.010 4	+4.00
	K_{sh}	1.071 8	-3.44
	H_g	0.710 3	-1.33
文献[21]	D_m	1.580 1	+5.34
	H_t	4.240 3	-1.84
	D_m	0.781 3	-47.9
	H_g	0.635 9	-11.6
	K_{sh}	1.220 7	+9.97
	D_t	0.023 3	+16.7
同时辨识	D_g	0.006 8	-32.0

注： D_m (调整前)为 1.422 1，精度为 -5.19%。

5 结论

本文提出一种考虑低灵敏度参数不确定性的 DFIG 风电机组模型机械参数分步解耦辨识方法。基于仿真与实验验证，主要结论如下：

1) 所提参数可辨识性综合分析方法，融合了灵敏度分析、概率分析和寻优空间剖面分析，可为复杂模型辨识的扰动类型、观测变量及可辨识参数选择提供更全面、准确的量化依据。该方法不依赖于特定优化算法，具有良好的可移植性与扩展性。

2) 通过对低灵敏度参数随机取值并多次重复辨识，基于高概率样本的中心值并结合参数概率分析提供的先验信息进行微调，降低了对低灵敏度参数精确取值的依赖，从而提升了整体辨识精度。

3) 所提参数分步解耦辨识策略，充分利用不同场景下参数可辨识性差异，减少了同时辨识参数数量，降低了多参数间的隐含关联影响。实验表明，所提方法可将机械参数辨识误差控制在 3% 以内。

尚有若干问题需要研究，例如所提方法如何运用于其他类型 MPPT 控制模式系统，或电力设备模型，未来将结合该问题展开进一步的研究。

参考文献

[1] 李晗, 年珩, 马骏超, 等. 基于频域特性物理信息的双馈风电机组多工况阻抗建模方法[J]. 中国电机工程学报, 2026, 46(14): 5891-5901.
LI Han, NIAN Heng, MA Junchao, et al. Multi-operation impedance modeling method of DFIG based on physics information in frequency domain characteristics [J]. Proceedings of the CSEE, 2026, 46(14): 5891-5901 (in

Chinese).
[2] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 风电场接入电力系统技术规定 第 2 部分: 海上风电: GB/T 19963.2—2024[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024.
State Administration for Market Regulation, National Standardization Administration. Technical specification for connecting wind power plant to power system—Part 2: offshore wind power: GB/T 19963.2—2024 [S]. Beijing: Standards Press of China, 2024(in Chinese).
[3] GUPTA A P, MOHAPATRA A, SINGH S N. Measurement based parameters estimation of large scale wind farm dynamic equivalent model[J]. Renewable Energy, 2021, 168: 1388-1398.
[4] 潘学萍, 鞠平, 徐倩, 等. 双馈风力发电机参数分步辨识及观测量的选择[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(13): 116-126.
PAN Xueping, JU Ping, XU Qian, et al. A two-step method for estimating DFIG parameters in a wind turbine and the measurement selection[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(13): 116-126(in Chinese).
[5] 贾科, 刘芸, 毕天姝, 等. 构网型控制的新能源电源故障控制参数辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(24): 9481-9490.
JIA Ke, LIU Yun, BI Tianshu, et al. Identification method of fault control parameters for grid-forming control of renewable energy[J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45(24): 9481-9490(in Chinese).
[6] 朱益华, 李卫星, 李成翔, 等. 基于频域通用建模的双馈风电机组参数的一体化辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(15): 92-101.
ZHU Yihua, LI Weixing, LI Chengxiang, et al. Integrated identification method for parameters of doubly-fed wind turbines based on general modeling in frequency domain[J]. Automation of Electric Power Systems, 2024, 48(15): 92-101(in Chinese).
[7] 刘忠义, 刘崇茹, 李庚银. 机械轴系模型对直驱永磁同步风力发电机暂态分析的影响[J]. 电工技术学报, 2016, 31(2): 145-152.
LIU Zhongyi, LIU Chongru, LI Gengyin. Influence of shafting models in the transient analysis of wind turbines with permanent magnet synchronous generators [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31(2): 145-152(in Chinese).
[8] ACILAN E, GOL M. Identifiability analysis for power plant parameter calibration in the presence of collinear parameters[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2022, 37(4): 2988-2997.
[9] GUO Qiang, GAO Lei, CHU Xiaojie, et al. Parameter identification for static var compensator model using sensitivity analysis and improved whale optimization algorithm[J]. CSEE Journal of Power and Energy Systems, 2022, 8(2): 535-547.

- [10] 陈润泽, 孙宏斌, 吴文传, 等. 基于似然剖面的元件模型暂态参数可辨识性分析[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(6): 1344-1352.
CHEN Runze, SUN Hongbin, WU Wenchuan, et al. Identifiability analysis on transient parameters of electrical power components with profile likelihood [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(6): 1344-1352(in Chinese).
- [11] LU Chongjiang, ZHU Jizhong, CHEN Ziyu, et al. Multistep identification of the DFIG model based on dynamic analysis of parameter identifiability[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2025, 40(6): 5250-5263.
- [12] 韩平平, 王欢, 王希, 等. 基于指标降维及集电系统辨识的双馈风电场次同步振荡等值[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(23): 8465-8474.
HAN Pingping, WANG Huan, WANG Xi, et al. Subsynchronous oscillation equivalence of doubly-fed wind farms based on index dimension reduction and collector system identification[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(23): 8465-8474(in Chinese).
- [13] BUI M X, NGUYEN H N, NUTKANI I, et al. Reinforcement learning-based online estimation of the inductances of the permanent magnet synchronous machines[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 3003212.
- [14] ALONSO D F, KANG Yegu, FERNÁNDEZ LABORDA D, et al. Permanent magnet synchronous machine torque estimation using low cost hall-effect sensors[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2021, 57(4): 3735-3743.
- [15] 张毅伟, 黄旭珍, 徐济安. 基于混合自适应扩展卡尔曼滤波的永磁同步直线电机等效机械参数辨识策略[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(3): 1162-1172.
ZHANG Yiwei, HUANG Xuzhen, XU Ji'an. Equivalent mechanical parameter identification of permanent magnet synchronous linear motor based on hybrid adaptive extended Kalman filter[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(3): 1162-1172(in Chinese).
- [16] WANG Peng, ZHU Z Q, LIANG Dawei, et al. Dual signal injection-based online parameter estimation of surface-mounted PMSMs under sensorless control [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2025, 61(6): 9359-9371.
- [17] WANG Qiwei, WANG Gaolin, ZHAO Nannan, et al. An impedance model-based multiparameter identification method of PMSM for both offline and online conditions [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(1): 727-738.
- [18] 鞠平, 吴峰, 金字清, 等. 可再生能源发电系统的建模与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2014.
JU Ping, WU Feng, JIN Yuqing, et al. Modelling and control of renewable power generation systems[M]. Beijing: Science Press, 2014(in Chinese).
- [19] 金字清, 鞠平, 刘伟航, 等. 基于量测信号扰动的 DFIG 变流器控制参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 36-42.
JIN Yuqing, JU Ping, LIU Weihang, et al. Parameter identification method for converter controller of DFIG based on measurement signal disturbance[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 36-42(in Chinese).
- [20] PAN Xueping, LIANG Wei, GUO Jinpeng, et al. Parameter estimation by considering both voltage dip and phase angle jump for DFIG-based WTGs in distribution grids[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2024, 15(4): 2170-2181.
- [21] TAN Zanzian, LIU Lin, LI Yuejun, et al. A robust model predictive current control strategy with improved adaptive quantum genetic algorithm-based parameter identification for PMSM[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2026, 41(1): 414-426.

附录 A

表 A1 DFIG 风电机组模型参数

Table A1 DFIG-based wind turbine model parameters

参数	真值	范围	参数	真值	范围
定子电阻 R_s/pu	0.023	[0.001, 0.1]	定子电感 L_s/pu	0.18	[0.01, 0.5]
转子电阻 R_r/pu	0.016	[0.001, 0.1]	转子电感 L_r/pu	0.16	[0.01, 0.4]
绕组互感 L_m/pu	2.9	[2, 5]	直流电容 C_{dc}/F	0.01	[0.001, 0.1]
机侧无功 k_{p1}	0.05	[0.001, 4]	机侧无功 k_{i1}	5	[0.35, 125]
机侧有功 k_{p2}	1	[0.001, 2.5]	机侧有功 k_{i2}	100	[43, 170]
转子电流 k_{p3}	0.3	[0.13, 2.5]	转子电流 k_{i3}	8	[6, 4000]
直流电压 k_{p4}	0.002	[0.001, 0.026]	直流电压 k_{i4}	0.05	[0.001, 3.75]
网侧电流 k_{p5}	1	[0.1, 1.36]	网侧电流 k_{i5}	100	[0.001, 3 500]



鲁重江

在线出版日期: 2026-04-11.

收稿日期: 2025-12-17.

作者简介:

鲁重江(1996), 男, 博士研究生, 主要从事新能源发电系统建模与参数辨识方面的研究工作, cjlpaper@163.com;

*通信作者: 朱继忠(1966), 男, 博士, 教授, IEEE Fellow, 主要从事电力系统优化运行与控制、电力系统负荷建模等方面的研究工作, zhujz@scut.edu.cn;

郑杰(2002), 男, 硕士研究生, 主要从事新能源预测与优化规划方面的研究工作, zjscut@yeah.net;

王大鑫(1997), 男, 博士研究生, 主要从事电力系统低碳化运行方面的研究工作, wangdaxin1997@163.com.

(责任编辑 吕鲜艳)