

基于振荡特征的双馈风机控制参数 辨识方法

王干尧¹, 吕敬¹, 戴金水¹, 苏田宇², 王潇²

(1. 高效能特种电缆技术全国重点实验室(上海交通大学), 上海市 200240; 2. 国网冀北电力有限公司
电力科学研究院(华北电力科学研究院有限责任公司), 北京市 100045)

摘 要:【目的】实际风电场中老旧或进口风电机组的关键控制参数难以直接获取, 导致系统无法精确建模。为此, 本文提出一种基于振荡特征数据驱动的双馈风电机组关键控制参数辨识方法。【方法】仅需利用有限振荡数据, 通过相位裕度灵敏度确定机组关键控制参数, 构建以有功出力 and 振荡特征(频率、阻尼比)为输入、关键控制参数为输出的神经网络模型, 无需调整控制系统或注入外部激励。【结果】仿真与实测案例表明, 所提方法在信噪比不低于 30 dB 的噪声环境下对关键控制参数的辨识误差均低于 10%, 实测案例振荡特征复现偏差小于 1%。【结论】该方法通过挖掘振荡数据与控制参数的内在关联, 避免了外部激励注入的风险与实施限制, 为“灰箱”风电机组关键控制参数的安全辨识提供了新思路。

关键词: 双馈风电机组; 次同步振荡; 控制参数辨识; 希尔伯特-黄变换; 神经网络

中图分类号: TM614

文献标志码: A

文章编号: 1000-7229(2026)09-0143-12

DOI: 10. 12204/j. issn. 1000-7229. 2026. 09. 011

Oscillation-Characteristic-Based Method for Identifying Control Parameters of DFIG-Based Wind Turbines

WANG Ganyao¹, LÜ Jing¹, DAI Jinshui¹, SU Tianyu², WANG Xiao²

(1. State Key Laboratory of High-Efficiency Special Cable Technology (Shanghai Jiao Tong University), Shanghai 200240, China; 2. State Grid Jibei Electric Power Co., Ltd. Research Institute (North China Electric Power Research Institute Co., Ltd.), Beijing 100045, China)

ABSTRACT: [Objective] In practical wind farms, the key control parameters of aged or imported wind turbines are often inaccessible, which hampers accurate system modeling. To address this issue, this paper proposes a data-driven identification method based on oscillation characteristics to determine these critical parameters of doubly-fed induction generator (DFIG)-based wind turbines. [Methods] Using only limited field oscillation data, the method first identifies the crucial control parameters via phase-margin sensitivity analysis, and then constructs a neural network model that takes active power output and oscillation features (frequency and damping ratio) as inputs and outputs the key control parameters, without requiring any adjustment of the control system or injection of external excitation. [Results] Simulation and field-measurement cases demonstrate that under noise conditions with a signal-to-noise ratio (SNR) of no less than 30 dB, the identification errors for all key control parameters remain below 10%, and the deviation in reproducing the oscillation characteristics for the actual case is less than 1%. [Conclusions] By exploiting the intrinsic correlation between oscillation data and control parameters, the proposed method circumvents the risks and practical constraints associated with external excitation injection, offering a novel approach for secure identification of key control parameters in “grey-box” wind turbines.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 52277195) and North China Electric Power Research Institute Co., Ltd. (No. KJZ2024105).

KEYWORDS: doubly-fed induction generator (DFIG)-based wind turbine; sub-synchronous oscillation; control parameter identification; Hilbert-Huang transform; neural networks

0 引言

近年来,我国以风电和光伏为代表的可再生能源发电装机容量稳步攀升,促使大量电力电子设备接入电网^[1-3],给电网的安全稳定运行带来诸多挑战^[4-5],例如宽频振荡^[6-8]、低惯量导致的频率波动^[9-11]等问题。准确建模是研究新能源并网稳定性的关键。然而,由于商业保密,实际新能源机组的控制参数往往难以获取。因此,新能源机组的控制参数辨识对于系统建模和稳定性分析具有重要实际意义。

参数辨识方法可分为时域法和频域法。时域法通过施加激励获取时域响应,并拟合时域轨迹实现参数辨识。时域法中常用的激励方式为一次侧电压降^[12]、外环参考值叠加阶跃变化^[13]和叠加小扰动^[14]。然而,当一次侧电压降过大时,易导致系统进入非线性工作区间,为此文献[15]提出从二次侧量测信号叠加三相 M 序列激励,以获得有效的输入输出数据,但该方法实施过程较为复杂;同时,对于控制器上施加阶跃扰动的激励方式,部分厂家控制器无法实现人工参考值的阶跃变化,从而限制了其工程应用。

频域法通过在特定端口注入扰动信号获取频域模型,并拟合端口传递函数实现参数辨识。频域法中常见的频域模型包括控制器等效传递函数和阻抗模型。文献[16]对控制器输入信号参考值施加伪随机信号,并利用输入输出信号的自功率谱和互功率谱进行参数辨识,但该方法受限于特定端口扰动,部分厂家设备不支持参考值调整。文献[17-18]利用端口宽频测量阻抗分别实现了光伏并网逆变器和直驱风电机组控制参数的精确辨识。文献[19]进一步通过使能/参数灵敏度明确了控制参数的可辨识条件,并采用简化后的阻抗模型进行参数辨识。然而,上述方法均依赖于准确的宽频阻抗测量,但目前针对实际新能源机组的阻抗测量技术难以保证阻抗测量的准确性。

值得注意的是,现场振荡数据因其高度的真实性和可靠性,已逐渐成为分析系统动态特性的重要数据来源。这些数据不仅能够真实反映系统运行状态,而且与风电机组的关键控制参数密切相关。文献[20-21]分析了双馈风电机组经串补送出系统的次同步振荡(sub-synchronous oscillation, SSO)现象,揭示了其与转子侧变流器电流内环控制参数的直接关联。文献[22]和[23]研究了直驱风电场与弱电网之间的振荡交互问题,指出网侧变流器控制参数对振荡特征有较大影响。相较受限于设备条件的扰动注

入式时域与频域法,现场记录的时域振荡数据获取更为便捷。尽管已有学者利用故障录波数据实现不同控制环参数的解耦辨识^[24-25],但现有研究尚未充分挖掘宽频振荡录波数据在参数辨识上的潜力,这为控制参数辨识提供了新的思路。

另一方面,目前常用的系统参数辨识算法多依赖优化算法求解参数最优值,如最小二乘法^[26]、差分进化算法^[27]、扩展卡尔曼滤波算法^[28]、遗传因子算法^[29]、粒子群算法^[30]等。但上述方法通常要求预先构建明确的目标函数,难以适应实际系统响应中复杂非线性与时序性问题。近年来,基于数据驱动的算法(如长短期记忆神经网络^[31]和强化学习^[32]等)凭借其自动捕捉非线性关系的能力,已成为参数辨识技术的新发展方向。

综上所述,传统参数辨识方法通常依赖精确的机理模型与人工构造的目标函数,面对实际系统的强非线性和多时间尺度特性时,易陷入局部最优且泛化能力不足;而基于数据驱动的算法能够自动从数据中学习输入输出间的非线性映射,无需复杂的目标函数设计,为参数辨识提供了新的技术路径。然而,现有数据驱动方法在新能源机组参数辨识中的应用大多依赖于外部激励注入或可控扰动,数据获取仍受限于厂商设备条件,且往往直接将系统响应特性作为神经网络输入,缺乏对系统振荡机理的引导,导致模型训练所需样本量大。

为应对上述挑战,本文针对双馈风电机组在串补并网场景下产生的次同步振荡现象,提出一种基于振荡特征的新能源机组关键控制参数辨识方法。具体而言,首先基于希尔伯特-黄变换(Hilbert-Huang transform, HHT)提取振荡信号的时频特征,通过相位裕度灵敏度分析确定影响振荡模态的关键控制参数,然后构建以有功出力与振荡特征为输入、待辨识控制参数为输出的神经网络模型,最后利用仿真案例和实际振荡数据验证辨识方法的有效性。

1 系统结构与控制

双馈风电场经串补并网系统发生的 SSO 本质是电气振荡现象^[33],其机理研究结果表明^[20-21,34],其关键影响因素包括变流器控制参数、风机台数、串补度、输出功率大小等,而桨距角调节、传动链机械扭转等机械动态参与度很小,因此本文在建模过程中忽略前端机械动态影响。

进一步地,本文研究的电网拓扑具有以下特征:1) 500 kV 骨干网架短路容量大,其等效阻抗对 SSO 模态影响可忽略;2) 双馈风电场的本地负荷小且线路

结构简单。此外,单机等值模型与多机模型在反映次同步振荡规律方面一致,且引入误差较小^[35]。鉴

于此,本文构建了双馈风电场串补系统等值电路,如图1所示。

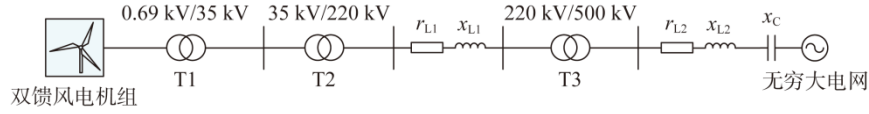


图1 双馈风电场串补系统等值电路

Fig. 1 Equivalent circuit of the DFIG-based wind farm connected to a series-compensated system

其中,风电机组经升压变压器、线路阻抗(r_{L1} 、 x_{L1} 和 r_{L2} 、 x_{L2})及串补电容并网。该模型遵循以下假设:在特定串补度、线路阻抗及机组台数条件下,同一风电场内风机型号、出力及控制参数保持一致,可等效聚合为一台风电机组进行研究。此时,系统振荡特征主要取决于双馈风电机组变流器控制参数和输出有功功率大小。

典型双馈风电机组的控制结构如图2所示。

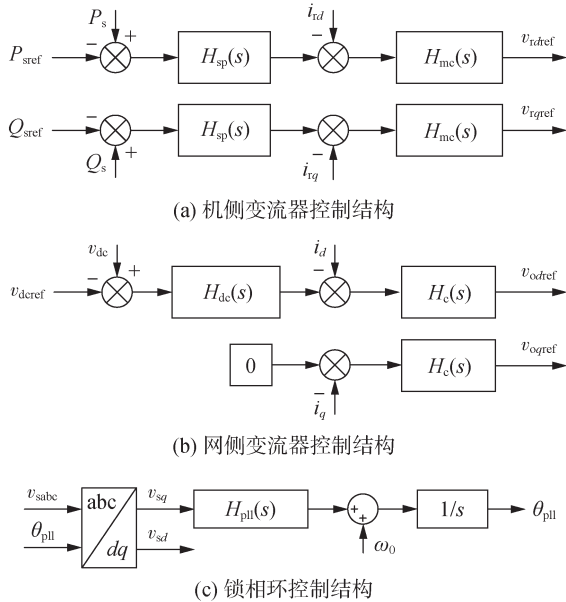


图2 双馈风电机组控制结构

Fig. 2 Control structure of DFIG-based wind turbine

图中:下标中带“ref”的变量表示参考值; i_{rd} 、 i_{rq} 分别为转子电流的 d 、 q 轴分量; i_{gd} 、 i_{gq} 分别为经过网侧滤波器的电流 d 、 q 轴分量; v_{ndref} 、 v_{nqref} 和 v_{odref} 、 v_{oqref} 分别为机侧和网侧变流器调制电压 d 、 q 轴分量参考值; v_{sabc} 为定子交流电压测量值,经过Park变换后得到 d 、 q 轴分量 v_{sd} 和 v_{sq} ; P_s 、 Q_s 分别为定子有功功率和无功功率; v_{dc} 为直流电压幅值; ω_0 为基波角频率; θ_{pll} 为锁相环生成角度; s 表示拉普拉斯算子; $H_{sp}(s)$ 、 $H_{mc}(s)$ 、 $H_{dc}(s)$ 、 $H_{gc}(s)$ 、 $H_{pll}(s)$ 分别为转子侧功率环、转子侧电流环、网侧直流电压环、网侧电流环以及锁相环(phase-locked loop, PLL)的PI控制器,其具体传递函数可表示为:

$$\begin{cases} H_{sp}(s) = k_{sp} + \frac{k_{ip}}{s} \\ H_{mc}(s) = k_{pi1} + \frac{k_{ii1}}{s} \\ H_{dc}(s) = k_{pdc} + \frac{k_{idc}}{s} \\ H_{gc}(s) = k_{pi2} + \frac{k_{ii2}}{s} \\ H_{pll}(s) = k_{ppll} + \frac{k_{ipll}}{s} \end{cases} \quad (1)$$

式中: k_{sp} 、 k_{ip} 分别为转子侧功率环的比例系数、积分系数; k_{pi1} 、 k_{ii1} 分别为转子侧电流环的比例系数、积分系数; k_{pdc} 、 k_{idc} 分别为网侧直流电压环的比例系数、积分系数; k_{pi2} 、 k_{ii2} 分别为网侧电流环的比例系数、积分系数; k_{ppll} 、 k_{ipll} 分别为PLL的比例系数、积分系数。

2 控制参数辨识方法

2.1 参数辨识原理

对于特定的双馈风电场经串补并网系统,其SSO特征主要受机组变流器关键控制参数和有功出力水平影响。据此,本文提出一种基于SSO特征的双馈风电机组关键控制参数辨识方法,其基本原理为:首先,获取系统电气参数与控制结构;然后,建立系统的振荡机理分析模型,基于相位裕度灵敏度指标提取关键振荡模式的关键控制参数;接着,通过系统仿真获取不同关键控制参数和出力下的次同步振荡特征数据,训练以振荡特征和有功出力为输入、关键控制参数为输出的神经网络模型,该模型构建了机组有功出力、振荡特征与控制参数的非线性映射关系;最后,利用有限振荡量测数据和已训练好的神经网络模型,得到多组关键控制参数的辨识结果,基于置信区间确定关键控制参数的取值范围,实现了多变量耦合作用下的参数辨识。

所提控制参数辨识方法的流程如图3所示,下面针对关键步骤分别进行详细介绍。

2.2 关键控制参数提取

首先基于工程获取系统电气参数与控制结构,包括风电机组的主电路、变压器和输电线路等参数以及机组的机/网侧变流器控制结构。在此基础上,将系统划分为电源子系统和负载子系统,并分别推

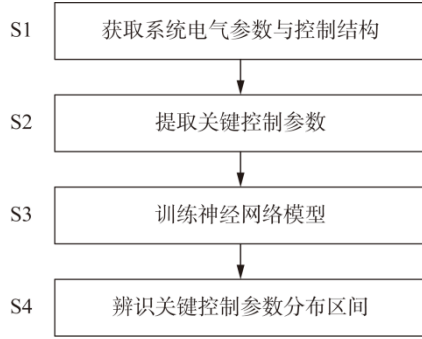


图3 控制参数辨识流程

Fig. 3 Control parameter identification flowchart

导2个子系统的详细阻抗模型,利用阻抗法分析系统的相位裕度。

需要说明的是,在次/超同步振荡问题研究中,系统的稳定性主要由阻尼特性决定。根据线性系统稳定性理论,相位裕度直接表征系统特征根在复平面虚轴附近的相对位置,其物理本质反映了振荡模式的阻尼强度。由此,本文采用相位裕度灵敏度分析方法可有效提取与次同步振荡特征强关联的关键控制参数集^[36]。

具体地,参数的相位裕度灵敏度定义为:

$$S_{p,a_i}(a_i, f_{os}) = \lim_{\Delta a_i \rightarrow 0} \frac{P_p(a_i + \Delta a_i, f_{os}) - P_p(a_i, f_{os})}{\Delta a_i} \quad (2)$$

式中: $S_{p,a_i}(\cdot)$ 表示计算得到的相位裕度灵敏度; a_i 表示风电场控制环节的第 i 个参数; Δa_i 表示该参数的微小增量,本文中, Δa_i 取 a_i 的 0.1%^[36-37]; f_{os} 表示交点频率; $P_p(\cdot)$ 表示对应参数和频率下的系统相位裕度。将互联系统在交点频率 f_{os} 处的相位裕度代入式(2),即可求得相位裕度关于参数 a_i 的偏导数,从而定量评估该参数在其设定值附近变化对系统相位裕度的影响程度。相位裕度灵敏度模值越大,表明该参数对次同步振荡模式的稳定性影响越显著;相位裕度灵敏度的正负则反映参数变化对稳定性的作用方向:正值表明对应参数增大时相位裕度增加,系统稳定性增强;负值表明参数增大将导致相位裕度降低,系统稳定性恶化。

相位裕度灵敏度占比的定义为:

$$P_{sen} \% = \frac{|S_{p,a_i}(a_i, f_{os})|}{\sum_{i=1}^l |S_{p,a_i}(a_i, f_{os})|} \times 100\% \quad (3)$$

式中: $P_{sen} \%$ 表示某一参数的相位裕度灵敏度占比; l 表示参数个数。参数的相位裕度灵敏度占比越高,表明该参数与主导振荡模式之间的相关性越强,通过振荡特征对该参数的可辨识性越强。本文规定,当 $P_{sen} \% > 10\%$ 时,认为该参数具备较强辨识性,可选取为待辨识的关键控制参数,该阈值可根据系统具体特性与辨识需求适当调整。

2.3 神经网络模型训练

2.3.1 数据获取

在一定范围内改变待辨识控制参数和有功出力大小,获取对应的振荡特征,构建由有功出力、振荡特征和控制参数构成的数据样本集。

以待辨识控制参数的初始值为基准,在一定范围内按照一定间隔改变待辨识控制参数,获取待辨识控制参数的一组数值;在机组额定功率范围内,按一定间隔获取机组出力的一组数值。

根据待辨识控制参数和机组出力数值的各种组合,运行机组仿真模型,提取每种参数组合下机组的振荡特征,包括振荡频率和阻尼比。具体振荡特征提取方法如下。

1) EMD 信号分解。

经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 通过逐步分离信号的不同频率成分,将复杂信号分解为一组本征模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 和残余项。在 EMD 过程中,每个 IMF 分量均需满足: (1) 信号的零交点与极值点的数量在整个数据范围内相等或相差不超过一个; (2) 局部包络线的均值在任何时刻均为 0。

信号经过 EMD 后,可表示为:

$$f(t) = \sum_{k=1}^n u_k(t) + r_n(t) \quad (4)$$

式中: $u_k(t)$ 为第 k 个 IMF 分量,代表在特定频率范围内的振荡模式; $r_n(t)$ 为残差或直流分量,反映信号的整体趋势或背景噪声。EMD 的最终目标是分离出不同频率的振荡模态,为后续的 Hilbert 变换及振荡特征提取提供基础。

2) Hilbert 变换与振荡模态拟合。

对于每个 IMF 分量 $u_k(t)$, 其 Hilbert 变换形式 $u'_k(t)$ 可表示为:

$$u'_k(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{u_k(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (5)$$

基于 Hilbert 变换的复解析函数定义为:

$$z_k(t) = u_k(t) + j u'_k(t) = a_k(t) e^{j\varphi_k(t)} \quad (6)$$

式中: $a_k(t)$ 、 $\varphi_k(t)$ 分别为瞬时幅值和瞬时相位。

$$\begin{cases} a_k(t) = \sqrt{u_k^2(t) + [u'_k(t)]^2} \\ \varphi_k(t) = \arctan \frac{u'_k(t)}{u_k(t)} \end{cases} \quad (7)$$

进一步地,对于某个频率成分固定的振荡响应信号及其 Hilbert 变换可表示为:

$$\begin{cases} u(t) = A e^{\delta t} \cos(\omega t + \theta) \\ u'(t) = A e^{\delta t} \cos\left(\omega t + \theta - \frac{\pi}{2}\right) = A e^{\delta t} \sin(\omega t + \theta) \end{cases} \quad (8)$$

式中: A 、 δ 、 ω 和 θ 分别为振荡的幅值、衰减因子、角频率和初相位。

由式(7)和式(8)可得:

$$\begin{cases} \ln a_k(t) = \delta t + \ln A \\ \varphi_k(t) = \arctan \frac{u'_k(t)}{u_k(t)} = \omega t + \theta \end{cases} \quad (9)$$

通过对瞬时幅值 $a_k(t)$ 和瞬时相位 $\varphi_k(t)$ 进行最小二乘拟合,分别计算出衰减因子 δ 和角频率 ω ,从而实现对振荡模态特征的精确辨识。

阻尼比 ξ 是衡量系统稳定性的重要指标,其计算式为:

$$\xi = \frac{-\delta}{\sqrt{\delta^2 + \omega^2}} \quad (10)$$

阻尼比的大小直接反映了振荡幅值的衰减特性。通过EMD与Hilbert变换的联合应用,即希尔伯特-黄变换,可以准确辨识系统中的主导振荡模态,进而提取振荡模态的关键振荡特征。

2.3.2 模型训练

本文的神经网络采用典型的反向传播(back propagation, BP)神经网络实现以振荡特征和有功出力为输入、待辨识控制参数为输出的参数辨识任务。

首先对样本进行预处理,包括归一化和数据集划分。归一化将振荡特征、有功出力及控制参数缩放到 $[-1, 1]$,以消除特征量级差异对模型训练的影响。数据集按照80%和20%的比例划分为训练集和测试集,从而在模型训练中能够有效评估其准确度和泛化性能。

将归一化后的振荡特征、有功出力作为输入数据样本集,归一化后的待辨识控制参数作为输出样本集,开展输入层维数为3、输出层维数为待辨识控制参数个数的神经网络训练。训练过程中,神经网络不断调整权重和偏置,直至满足误差目标或达到最大训练次数。

训练完成后,使用训练集评估模型对数据的拟合能力,通过验证集测试其泛化性能,并采用决定系数(coefficient of determination, COD)来衡量神经网络模型对目标变量的解释能力,具体表达式为:

$$k_R = 1 - \frac{\sum_f [y_{\text{Ident}}(f) - y(f)]^2}{\sum_f [y_{\text{Ave}} - y(f)]^2} \quad (11)$$

式中: k_R 为决定系数; $y(f)$ 为辨识参数的真实值; $y_{\text{Ident}}(f)$ 为通过神经网络得到的辨识值; y_{Ave} 为辨识参数真实值的平均值。决定系数越接近1表示模型的拟合效果越好。

从获取数据到训练神经网络的过程如图4所示。

当训练集和验证集对应的决定系数都大于设置值时,认为神经网络已能建立较好的振荡特征和有功出力与待辨识控制参数的映射关系;若训练集或测试集还未达到要求,则需调整神经网络的结构和参数,直到训练集和测试集的决定系数均满足要求。

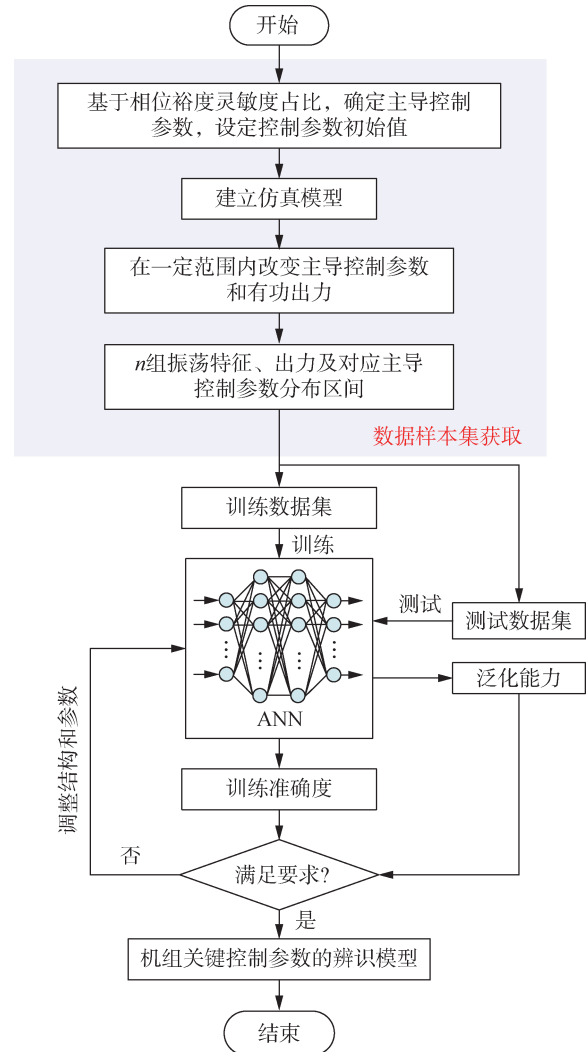


图4 数据样本集获取及神经网络参数辨识模型构建过程
Fig. 4 Process of data sample set acquisition and neural network-based parameter identification model construction

2.4 确定待辨识控制参数分布区间

将 n 组实际振荡数据($n>1$)输入已训练好的神经网络模型,得到 n 组控制参数辨识结果,并基于置信区间确定待辨识控制参数的取值范围,具体计算式为:

$$\mathcal{E}_{\text{CI}} = \bar{x} \pm z \cdot \frac{s}{\sqrt{n}} \quad (12)$$

式中: $\bar{x}$ 为样本均值; z 为正态分布下对应置信水平的临界值(如95%置信水平时, $z=1.96$;99%置信水平时, $z=2.576$); s 为样本的标准差。

最终得到的置信区间范围为 $[\bar{x} - z \cdot s / \sqrt{n}, \bar{x} +$

$z \cdot s/\sqrt{n}]。$

3 参数辨识案例

3.1 仿真案例验证

以一台聚合双馈风电机组的关键控制参数辨识为研究案例,验证本文所提方法的有效性。根据第2章所述控制参数辨识流程,具体实施过程如下。

3.1.1 确定系统电气参数与控制结构

以图1所示的双馈风电场串补系统等值电路和图2所示的双馈风电机组的典型控制结构为例,机侧变流器采用功率外环和电流内环控制,网侧变流器采用直流电压外环和电流内环控制。

将双馈风电场中600台相同控制参数的风电机组等值聚合,经3台升压变压器、线路阻抗与串补后接入500 kV无穷大电网。

基于MATLAB/Simulink搭建A、B两种模型,其中A模型为基于实际控制参数搭建的模型,B模型为A模型的相似模型,用于获取神经网络所需的训练数据。未聚合的单台风电机组模型A的控制参数与模型B的非关键控制参数见附录A表A1—A3。控制等效聚合后的模型A进行3次独立仿真,分别输出有功功率为0.15、0.20、0.25 p. u.,并用HHT提取对应主导振荡模态的振荡频率和阻尼比,得到3组待输入数据,如表1所示。

表1 待辨识机组振荡数据
Table 1 Oscillation data for the unit under identified

有功功率/p.u.	阻尼比	振荡频率/Hz
0.15	-0.031 689 118	9.513 910 2
0.20	-0.031 876 304	9.516 032 4
0.25	-0.032 047 643	9.516 196 3

3.1.2 确定待辨识控制参数

根据研究案例,将双馈风电场经串补送出系统在500 kV节点处划分为电源子系统(即无穷大电源+串补)和负载子系统(即风电场+升压变),基于阻抗法揭示双馈风电场串补系统的次同步振荡机理。单台双馈风电机组的阻抗建模过程可参考文献[36],模型推导过程中将控制参数作为符号变量,无需预先获知其具体数值。为验证所建阻抗模型的正确性,本文以A模型参数为例进行正序阻抗扫频验证,结果如附录A图A1所示。

双馈风电场子系统与串补电容子系统的正序阻抗特性曲线如图5所示。可以看出,2个子系统的阻抗幅值在9.6 Hz处存在交点,交点频率对应的系统相位裕度为-6.4°,表明系统存在次同步振荡

风险。在交点频率处,双馈风电场子系统阻抗呈现负阻尼感性特性,而串补电容子系统阻抗呈现强容性特性,因此双馈风电场串补送出系统发生次同步振荡的机理可解释为:双馈风电场的负阻尼感性特性与串补线路的容性特性相互作用引发次同步振荡现象。

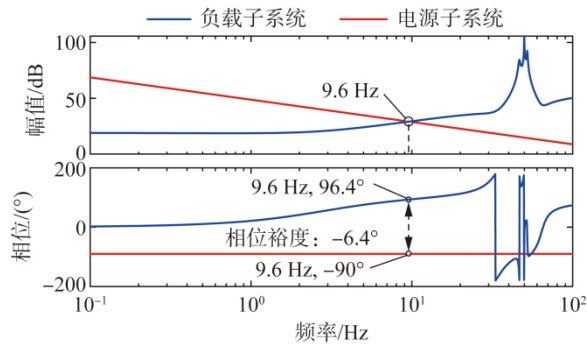


图5 双馈风电场经串补送出系统次同步振荡机理分析
Fig. 5 SSO mechanism analysis of the DFIG-based wind farm connected to series-compensated system

图6展示了双馈风电机组经串补并网系统中各控制参数的相位裕度灵敏度,具体灵敏度占比数据见附录A表A4。从图中可以看出,转子侧变流器的电流内环比例系数 k_{pi1} 和功率外环比例系数 k_{pp} 具有主导性影响,相位裕度灵敏度占比分别为69.415 0%和26.935 0%,远高于其他控制参数且均为负数,这表明: k_{pi1} 和 k_{pp} 是诱发系统次同步振荡的关键控制参数,且增大 k_{pi1} 和 k_{pp} 将降低系统相位裕度,加剧振荡风险。基于此,本文将 k_{pi1} 和 k_{pp} 确定为待辨识的关键控制参数,其余控制参数初始值采用控制参数的一般设计方法确定。

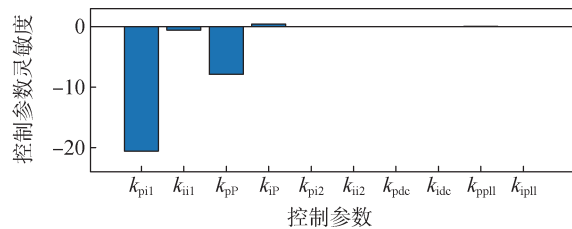


图6 双馈风电机组控制参数的相位裕度灵敏度
Fig. 6 Phase margin sensitivity of control parameters of DFIG-based wind turbine

3.1.3 训练神经网络模型

在构建神经网络模型前需要先获取数据样本集,具体步骤为:在区间[0.025,0.035]内以 0.1×10^{-3} 为步长改变转子侧变流器电流内环比例系数 k_{pi1} ;在区间 $[5 \times 10^{-4}, 9 \times 10^{-4}]$ 内以 4×10^{-5} 为步长改变转子侧变流器功率外环比例系数 k_{pp} ;在区间[0.15,0.25] p. u. 内以0.01 p. u. 为步长改变出力大小。每次参

数变化后运行一次仿真,并通过HHT分析记录对应条件下的振荡频率和阻尼比。最终得到前3列分别为有功出力、阻尼比和振荡频率,后2列为待辨识控制参数的数据样本集。需要说明的是,本文针对多机风电场采用单机等值聚合方法,即通过完全聚合方法将600台机组聚合为一台等效机组,聚合机组的电流内环比例系数为单机参数的 $1/N$ (N 为机组台数),记为 k_{pi1}^* ;功率外环控制参数聚合前后保持一致,即 $k_{pp}^*=k_{pp}^*$ 。数据样本集第四、五列中分别记录 k_{pi1}^* 和 k_{pp}^* ,后续将辨识得到的 k_{pi1}^* 乘以 N 可还原得到单机参数 k_{pi1} ,并据此确定参数的分布区间。

本文利用BP神经网络构建关键控制参数辨识模型,设置输入层维数为3层,输出层维数为2层。设置损失函数为均方误差(mean square error, MSE),并设置学习速率为0.001,最大训练次数为1000。经调试,将80%的数据样本作为训练集、剩余20%作为验证集;设置4层隐藏层,神经元数目分别为10、16、12、10。神经网络训练过程中的均方误差训练过程如图7所示,在训练轮次为1000时,MSE减小至 1.4315×10^{-5} 。训练结束后,若训练集和测试集对应的决定系数大于设定的0.95,则停止训练,此时神经网络建立了有功出力、振荡特征与关键控制参数之间的映射关系;否则重新调整神经网络的结构和参数,直至大于设定的决定系数要求。

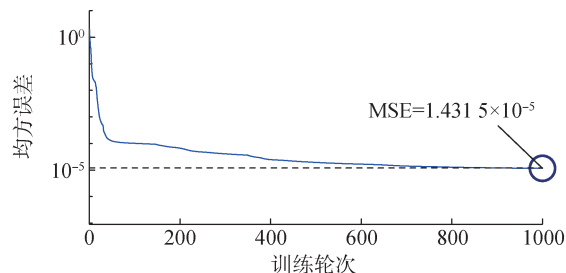


图7 神经网络训练过程中均方误差收敛曲线

Fig. 7 MSE convergence curve of the neural network training process

3.1.4 确定待辨识参数分布区间

将表1中的数据代入后得到的辨识结果如表2所示,计算可得 k_{pi1} 和 k_{pp} 的置信区间(95%置信水平)分别为 $[0.029\ 897, 0.030\ 767]$ 和 $[7.220\ 5 \times 10^{-4}, 7.298\ 9 \times 10^{-4}]$,其平均相对误差(average relative error, ARE)分别为1.11%和3.71%,平均绝对误差(mean absolute error, MAE)分别为0.033%和0.035%,均方根误差(root mean square error, RMSE)分别为 2.46×10^{-4} %和 2.48×10^{-4} %。需要说明的是,由于功率环比例系数 k_{pp} 的相位裕度灵敏度较低,因此其辨识误差相对灵敏度较高的电流环比例系数 k_{pi1} 较大。附录A图A2为表1中的采样数据(即目标数据)与辨识得到的控制参数代入仿真模型后220 kV侧电流响应波形(即辨识数据)的对比图,结果表明两者吻合良好,证明了所提辨识方法的有效性。

表2 辨识结果

Table 2 Identification results

参数	实际值	辨识值	相对误差/%	ARE/%	MAE/%	RMSE/%
k_{pi1}	0.030	0.030 135 789	0.45	1.11	0.033	2.46×10^{-4}
		0.030 290 933	0.97			
		0.030 568 965	1.90			
k_{pp}	7.0×10^{-4}	$7.252\ 325\ 6 \times 10^{-4}$	3.61	3.71	0.035	2.48×10^{-4}
		$7.282\ 392\ 8 \times 10^{-4}$	4.03			
		$7.244\ 389\ 5 \times 10^{-4}$	3.49			

3.1.5 耐噪性测试

新能源场站的实际数据中常含有不同程度的噪声。为验证所提参数辨识方法在噪声影响下的效果,在仿真数据中添加高斯白噪声,设置信噪比分别为40、30和20 dB,测试结果如表3所示。

由表3可知,当信噪比不低于30 dB时,所提方法对2个关键控制参数的辨识ARE指标分别为4.04%(k_{pi1})和9.70%(k_{pp}),最大相对误差均低于10%,能够满足工程辨识需求;当信噪比降至20 dB时, k_{pi1} 的最大相对误差为4.75%,仍保持在5%以内,而 k_{pp} 的最

大相对误差上升至11.50%。该结果证明所提方法在30 dB及以上典型噪声环境下具有良好的辨识精度与工程适用性。

3.2 现场实测振荡案例验证

基于国内某双馈风电场经串补送出系统的实测振荡数据,采用本文辨识方法对机组关键控制参数进行辨识。该区域电网以双馈风电机组为主(占比约83%,单机容量1.5 MW),并网系统配置两回500 kV固定串补(fixed series capacitor, FSC)线路,系统结构示意如图8所示。

表 3 不同噪声强度下辨识结果
Table 3 Parameter identification results under different noise intensities

参数	$P_{out}/\%$	相对误差/%			最大误差/%	ARE/%
		40 dB	30 dB	20 dB		
k_{pi1}	0.15	3.93	3.74	4.33	4.75	4.04
	0.20	3.29	4.05	4.66		
	0.25	3.55	4.06	4.75		
k_{pp}	0.15	8.77	9.43	11.06	11.50	9.70
	0.20	8.12	8.99	11.50		
	0.25	8.95	9.53	10.95		

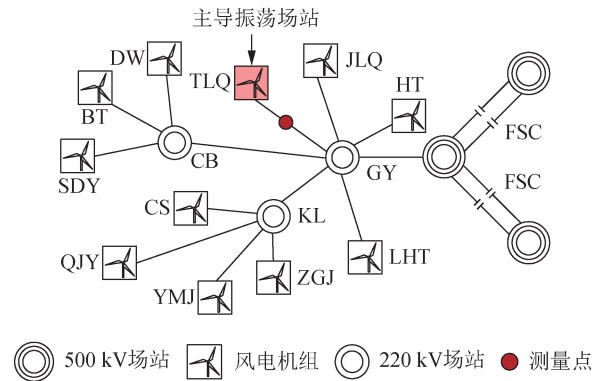


图 8 某实际风电场集群结构示意图
Fig. 8 Structure diagram of an actual wind farm cluster

为建立有效分析模型,将地理邻近的 TLQ、JLQ、HT 和 LHT 风电场进行集群等效处理。通过对比各场站 220 kV 端口电气量振荡特征,发现 TLQ 风电场具有最大电流振荡幅值和最小阻尼比,故选定其作为主导场站。该场站包含 78 台同型号双馈机组,平均输出功率为 0.2 p. u.,其并网点录波数据如图 9 所示,其采集时间窗口约 0.4 s 并存在次同步振荡现象,数据采样频率为 6400 Hz。通过 HHT 提取其关键振荡特征为 $\xi=0.021\ 3$, $f_{os}=9.550\ \text{Hz}$ 。

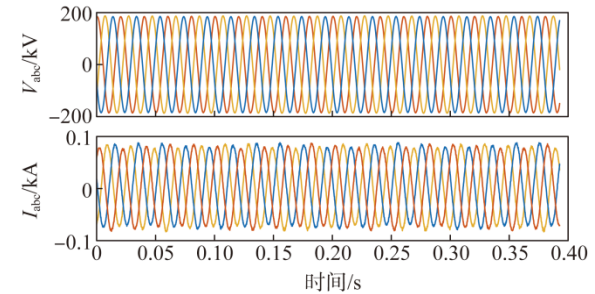


图 9 双馈风电场实测电压和电流数据
Fig. 9 Recorded data of voltage and current from the DFIG-based wind farm

构建 TLQ 风电场的等效仿真模型。与仿真模型相比,本案例风电场内各机组额定容量均为 1.5 MW 且振荡特征相近,故数据采集方案和神经网络架构

均延续仿真案例设置,模型差异主要体现在聚合机组数量($N=78$)及线路参数(详见附录 A 表 A2)上。完成 BP 神经网络模型训练后,输入实际有功出力及振荡特征,辨识得到关键控制参数 $k_{pi1}=0.016\ 9$ 和 $k_{pp}=7.011\ 0\times 10^{-4}$ 。将辨识参数代入仿真模型后的仿真波形与实测数据对比如图 10 所示,可以看到二者具有良好吻合度,仿真获得的振荡特征 $\xi=0.021\ 4$, $f_{os}=9.553\ \text{Hz}$,与实测值($\xi=0.021\ 3$, $f_{os}=9.550\ \text{Hz}$)相比,平均相对误差小于 0.50%,验证了所提方法的辨识精度。

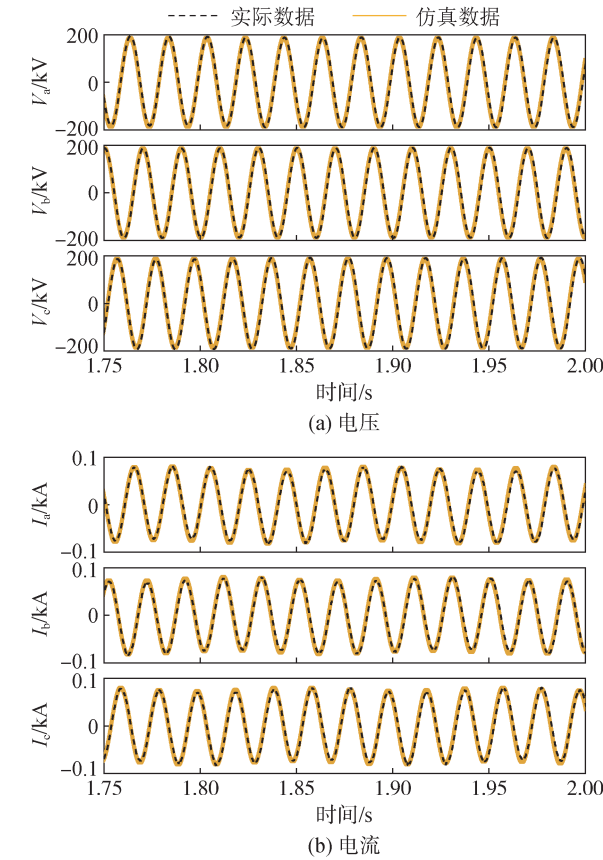


图 10 电压和电流实测录波数据与仿真波形对比
Fig. 10 Recorded voltage and current waveforms compared to simulated waveforms

本文方法的核心在于充分利用可获取的有限次同步振荡实测数据,实现风电机组关键控制参数的准确辨识。需特别说明:

1) 关键控制参数的模态敏感性。在双馈风电场经串补并网系统中,不同振荡模态往往由不同控制回路主导。本文基于相位裕度灵敏度筛选出对次同步振荡影响最显著的关键控制参数,实现了面向特定振荡模态的参数辨识。该方法同样适用于由其他控制环节主导的超同步或多频段振荡问题,只需针对目标模态重新提取关键参数集。

2) 方法的适用性与特点。本文采用 BP 神经网络

建立从振荡特征到控制参数的非线性映射,其优势在于能够从数据中自动学习复杂关系,无需精确的物理模型推导。尽管BP网络结构相对简单,但对于次同步振荡这类具有较强规律性的物理过程,其拟合能力已足够满足工程辨识精度要求。需指出,本方法对振荡数据的质量和代表性有一定依赖,若风电场内机组运行工况差异大或无振荡记录,则可能影响辨识效果或无法开展辨识。

3)工程实施的可行路径。针对参数未知的“灰箱”机组,可先基于典型参数构建仿真模型生成样本,训练初始神经网络;再结合现场实测振荡数据对网络进行验证与调整。该流程无需改动实际控制器,也不依赖高频注入设备,具备较强的现场适用性。

4 结 论

本文提出了一种基于次同步振荡特征的双馈风电机组关键控制参数辨识方法,该方法通过构建次同步振荡特征与机组关键控制参数间的映射关系,利用双馈风电场串补并网系统出现的有限振荡量测数据,实现双馈风电机组关键控制参数的辨识。所提方法不需要修改机组控制,也不需要施加外部激励获取响应信息,仅利用已有的振荡数据实现参数辨识,为风电机组的控制参数辨识提供了一种新思路。

需要指出的是,本文所提方法基于部分理想化假设,包括忽略前端机械动态与场站内机组参数一致等,这在一定程度上界定了方法的适用边界。当实际风电场存在风机出力高度分散、机型不一致、机械扭振不可忽略等情况时,模型简化处理导致误差增大,辨识精度可能受到影响。针对上述情形,后续研究可针对实际工程复杂情况,进一步精细化系统模型,拓展所提方法的应用范围,并应用于其他类型新能源机组关键控制参数的辨识,如直驱风电机组、光伏并网逆变器。

利益冲突声明(Conflict of Interests):

所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献声明(Authors' Contributions):

王干尧负责整体方案实施、建模与仿真、数据分析、论文撰写等;吕敬负责制定研究方案,提出论文框架,修订论文,收集实测数据等;戴金水参与仿真分析及论文审阅与修订;苏田宇参与问题提出、研究方案制定,提供实测数据;王潇参与问题提出及研究方案制定。所有作者均阅读并同意了论文终稿内容。

5 参考文献

- [1] 谢小荣,贺静波,毛航银,等. “双高”电力系统稳定性的新问题及分类探讨[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(2): 461-475.
Xie Xiaorong, He Jingbo, Mao Hangyin, et al. New issues and classification of power system stability with high shares of renewables and power electronics[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(2): 461-475.
- [2] 余欣同,武家辉,李国栋. 抑制直驱风机宽频振荡的改进ADRC策略及其参数整定[J]. 电力工程技术, 2025, 44(5): 90-99.
Yu Xintong, Wu Jiahui, Li Guodong. An improved ADRC strategy and its parameter tuning for broadband oscillation suppression of direct-drive wind turbine [J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(5): 90-99.
- [3] 江桂芬,徐加银,刘浩,等. 考虑风机惯量支撑及有功备用的新能源电力系统优化调度模型[J]. 浙江电力, 2024, 43(5): 53-62.
Jiang Guifen, Xu Jiayin, Liu Hao, et al. An optimal scheduling model for new energy power systems considering wind turbine inertia support and active power reserve [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43(5): 53-62.
- [4] 范宏,徐勇杰,徐涛. 基于ISSA-MSVR的风机并网系统暂态稳定评估[J]. 浙江电力, 2025, 44(5): 53-65.
Fan Hong, Xu Yongjie, Xu Tao. Transient stability assessment of wind turbine grid-connected systems using ISSA-MSVR [J]. Zhejiang Electric Power, 2025, 44(5): 53-65.
- [5] 马成廉,张牧,刘洪波,等. 基于振荡中心迁移的风机并网后电力系统暂态稳定耦合分析[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(12): 102-110.
Ma Chenglian, Zhang Mi, Liu Hongbo, et al. A coupling analysis of transient stability of power system with grid-connected wind power based on oscillation center transfer [J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(12): 102-110.
- [6] Liu J, Yao W, Wen J Y, et al. Impact of power grid strength and PLL parameters on stability of grid-connected DFIG wind farm[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2020, 11(1): 545-557.
- [7] 易善军,李原,马宁嘉,等. 实际次/超同步振荡事件的多频率耦合效应分析[J]. 电网与清洁能源, 2024, 40(7): 56-61.
Yi Shanjuan, Li Yuan, Ma Ningjia, et al. A study on multi-frequency coupling effects in an actual sub/super synchronous oscillation event [J]. Power System and Clean Energy, 2024, 40(7): 56-61.
- [8] Lyu J, Cai X, Amin M, et al. Sub-synchronous oscillation mechanism and its suppression in MMC-based HVDC connected wind farms [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(4): 1021-1029.
- [9] 孙华东,许涛,郭强,等. 英国“8·9”大停电事故分析及对中国电网的启示[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(21): 6183-6192.
Sun Huadong, Xu Tao, Guo Qiang, et al. Analysis on blackout in Great Britain power grid on August 9th, 2019 and its enlightenment to power grid in China [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(21): 6183-6192.
- [10] 刘尊祝,程志江,王维庆,等. 构网型直驱风机的主动频率支撑

- 控制策略[J]. 电力工程技术, 2025, 44(2): 23-33.
- Liu Zunzhu, Cheng Zhijiang, Wang Weiqing, et al. Active frequency support control strategy for grid-forming direct-drive wind turbines[J]. Electric Power Engineering Technology, 2025, 44(2): 23-33.
- [11] 吕振华, 李雅然, 郑明忠, 等. 考虑频率二次跌落的风机转速恢复策略[J]. 浙江电力, 2024, 43(11): 26-35.
- Lyu Zhenhua, Li Yaran, Zheng Mingzhong, et al. A rotational speed recovery strategy for wind turbines considering secondary frequency drops [J]. Zhejiang Electric Power, 2024, 43 (11) : 26-35.
- [12] 程杉, 蔡子威, 张旭军, 等. 基于雪消融算法的光伏并网逆变器低电压穿越模型多阶段参数辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2025, 53(5): 47-58.
- Cheng Shan, Cai Ziwei, Zhang Xujun, et al. A multi-stage parameter identification method for low-voltage ride-through model of grid-connected PV inverters based on a snow ablation algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2025, 53(5): 47-58.
- [13] 孙黎霞, 林雪, 金宇清, 等. 基于粒子群优化算法的并网光伏发电单元建模[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1213-1218.
- Sun Lixia, Lin Xue, Jin Yuqing, et al. Modeling of grid-connected photovoltaic generation unit based on particle swarm optimization algorithm [J]. Power System Technology, 2015, 39 (5) : 1213-1218.
- [14] 邓俊, 崔浩瀚, 晁璞璞, 等. 基于主导特性解析的双馈风机控制器参数高效并行辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2025, 45(4): 60-66.
- Deng Jun, Cui Haohan, Chao Pupu, et al. Efficient parallel identification method of DFIG controller parameters based on dominant response characteristic analysis [J]. Electric Power Automation Equipment, 2025, 45(4): 60-66.
- [15] 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 Raoqi, Peng Xiaotao, Qin Shiyao, et al. Parameter identification of doubly-fed induction generator converter based on M-sequence [J]. Power System Technology, 2022, 46 (2) : 578-586.
- [16] 潘学萍, 鞠平, 温荣超, 等. 解耦辨识双馈风电机组转子侧控制器参数的频域方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(20): 19-25, 108.
- Pan Xueping, Ju Ping, Wen Rongchao, et al. Decoupling estimation of parameters in rotor side controller of DFIG-based wind turbine by frequency domain method [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(20): 19-25, 108.
- [17] 王哲, 吕敬, 吴林林, 等. 基于Vector Fitting的光伏并网逆变器控制器参数频域辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(5): 118-124.
- Wang Zhe, Lü Jing, Wu Linlin, et al. Frequency-domain identification method for controller parameters of photovoltaic grid-connected inverter based on Vector Fitting [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(5): 118-124.
- [18] 王潇, 饶仪明, 吕敬, 等. 基于端口频域特性的直驱风电机组控制器“黑/灰箱”辨识[J]. 电力建设, 2024, 45(4): 111-122.
- Wang Xiao, Rao Yiming, Lü Jing, et al. Controller “black/grey box” identification of direct-drive wind turbine generator based on port frequency-domain characteristics [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(4): 111-122.
- [19] 周佩朋, 孙华东, 刘涛, 等. 基于多电气端口频域特性的新能源发电设备控制参数辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2025, 45(1): 111-124.
- Zhou Peipeng, Sun Huadong, Liu Tao, et al. Identification methods of control parameters of renewable energy generation equipment based on frequency domain characteristics of multiple electrical ports [J]. Proceedings of the CSEE, 2025, 45 (1) : 111-124.
- [20] 董晓亮, 谢小荣, 杨煜, 等. 双馈风机串补输电系统次同步谐振影响因素及稳定区域分析[J]. 电网技术, 2015, 39(1): 189-193.
- Dong Xiaoliang, Xie Xiaorong, Yang Yu, et al. Impacting factors and stable area analysis of subsynchronous resonance in DFIG based wind farms connected to series-compensated power system [J]. Power System Technology, 2015, 39(1): 189-193.
- [21] Xie X R, Zhang X, Liu H K, et al. Characteristic analysis of subsynchronous resonance in practical wind farms connected to series-compensated transmissions [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2017, 32(3): 1117-1126.
- [22] Liu H K, Xie X R, He J B, et al. Subsynchronous interaction between direct-drive PMSG based wind farms and weak AC networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4708-4720.
- [23] Gao Z X, Zhou P P, Xu W J, et al. Impact analysis of current control loop on system oscillation characteristics for PMSG wind farms connected to weak grids [C]//2024 IEEE 2nd International Conference on Power Science and Technology (ICPST). IEEE, 2024: 1459-1463.
- [24] Jia K, Jiang X Y, Zhang Y, et al. Fault dynamic response difference-based PLL controller parameter identification of IIRESS [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2024, 15(2): 1725-1734.
- [25] 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): 9481-9491.
- 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): 9481-9491.
- [26] 夏天华, 马骏超, 黄弘扬, 等. 基于RTDS硬件在环测试的SVG控制器参数辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(13): 110-116.
- Xia Tianhua, Ma Junchao, Huang Hongyang, et al. Parameter identification for SVG controller based on RTDS hardware-in-the-loop test [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48 (13) : 110-116.
- [27] 李卫星, 卓诗煜, 晁璞璞, 等. 基于频域响应灵敏度权重的DFIG控制参数高效辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2025, 49(20): 191-199.
- Li Weixing, Zhuo Shiyu, Chao Pupu, et al. Efficient identification method for control parameters of doubly-fed induction generator based on frequency-domain response sensitivity weight [J]. Automation of Electric Power Systems, 2025, 49(20): 191-199.

[28] 魏伟,季文文,黄旭,等. 含高比例分布式电源配电系统的参数辨识方法[J]. 电力建设, 2025, 46(5): 96-111.
Wei Wei, Ji Wenwen, Huang Xu, et al. Parameter identification method for distribution systems with a high proportion of distributed renewable energy[J]. Electric Power Construction, 2025, 46(5): 96-111.

[29] Gu R, Dai J F, Zhang J P, et al. Research on equivalent modeling of PMSG-based wind farms using parameter identification method [C]//2020 12th IEEE PES Asia-Pacific Power and Energy Engineering Conference (APPEEC). IEEE, 2020: 1-5.

[30] 胡存刚,王海涛,朱文杰,等. 三相逆变器数字孪生系统的参数辨识研究[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(11): 177-187.
Hu Cungang, Wang Haitao, Zhu Wenjie, et al. Parameter identification of three-phase inverters based on a digital twin system [J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(11): 177-187.

[31] 薛飞,李宏强,李旭涛,等. 基于LSTM神经网络的双馈风机控制参数辨识方法[J]. 中国电力, 2023, 56(6): 31-39.
Xue Fei, Li Hongqiang, Li Xutao, et al. Identification method for control parameters of doubly-fed induction generator based on LSTM neural network[J]. Electric Power, 2023, 56(6): 31-39.

[32] Xiang X C, Diao R S, Bernadin S, et al. An intelligent parameter identification method of DFIG systems using hybrid particle swarm optimization and reinforcement learning[J]. IEEE Access, 2024, 12: 44080-44090.

[33] Ali M T, Zhou D, Song Y P, et al. Analysis and mitigation of SSCI in DFIG systems with experimental validation [J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, 2020, 35(2): 714-723.

[34] 杨博闻,谢小荣,严干贵,等. 风电并网系统次同步振荡分析方法综述[J]. 电力建设, 2019, 40(10): 56-63.
Yang Bowen, Xie Xiaorong, Yan Gangui, et al. Review of subsynchronous oscillation analysis method for on-grid wind power systems[J]. Electric Power Construction, 2019, 40(10): 56-63.

[35] 高澈,牛东晓,罗超,等. 双馈风电场单机与多机等值模型对次同步振荡特性影响的对比[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(8): 152-157.
Gao Che, Niu Dongxiao, Luo Chao, et al. Comparison of impact on sub-synchronous oscillation characteristics between single-and multi-generator equivalent model in DFIG wind farm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(8): 152-157.

[36] 杨煜,吕敬,王潇,等. 双馈风电场柔直并网系统的近工频振荡分析与抑制[J]. 高电压技术, 2025, 51(2): 593-604.
Yang Yu, Lü Jing, Wang Xiao, et al. Analysis and suppression of near fundamental-frequency oscillation in DFIG-based wind farm connected with MMC-HVDC transmission system[J]. High Voltage Engineering, 2025, 51(2): 593-604.

[37] 于婧,林鸿飞,王潇,等. 直驱风电场经柔直送出系统近工频正/负序振荡机理分析[J]. 电力建设, 2024, 45(2): 10-25.
Yu Jing, Lin Hongfei, Wang Xiao, et al. Mechanism analysis of near fundamental-frequency positive/negative-sequence oscillations in MMC-HVDC connected direct-drive wind farm [J]. Electric Power Construction, 2024, 45(2): 10-25.

收稿日期: 2026-03-09 修回日期: 2026-04-21



王干尧

作者简介:
王干尧(2001),女,硕士研究生,主要研究方向为新能源发电系统并网稳定性;
吕敬(1985),男,博士,副教授,通信作者,主要研究方向为新能源并网稳定分析与控制, E-mail:lvjing@sjtu.edu.cn;
戴金水(1987),女,硕士,工程师,主要研究方向为新能源发电控制技术;
苏田宇(1989),男,博士,高级工程师,主要研究方向为新能源发电并网控制技术;
王潇(1987),男,博士,高级工程师,主要研究方向为新能源发电并网控制技术。

(编辑 景贺峰)

附录 A

表 A1 双馈风电机组参数
Table A1 Parameters of DFIG-based wind turbines

参数	数值
额定功率/MW	1.5
定子电阻/p.u.	0.008 4
定子电感/p.u.	0.167 0
转子电阻/p.u.	0.008 3
转子电感/p.u.	0.132 3
漏抗/mH	5.419
极对数	2
转差率	0.05

表 A2 案例参数
Table A2 Case parameters

参数	数值	
	线路阻抗-仿真案例	线路阻抗-实测案例
220 kV 侧线缆 $r_{L1}/(\Omega/\text{km})$	0.050 49	0.050 49
220 kV 侧线缆 $x_{L1}/(\Omega/\text{km})$	0.314 20	0.314 20
500 kV 侧线缆 $r_{L2}/(\Omega/\text{km})$	0.013 00	0.026 00
500 kV 侧线缆 $x_{L2}/(\Omega/\text{km})$	0.273 00	0.279 00
串补度/%	40.0	2.4

表 A3 变流器控制参数
Table A3 Converter control parameters

控制环	参数	数值	
		A 组	B 组
RSC 电流环	k_{pi1}	0.030	[0.025,0.035]
	k_{ii1}	0.400 00	0.384 16
RSC 功率环	k_{pP}	0.000 700	0.000 686
	k_{iP}	0.025	0.024
GSC 电流环	k_{pi2}	2.00	1.96
	k_{ii2}	400	384
GSC 直流电压环	k_{pdc}	20.0	19.6
	k_{ide}	200	192
锁相环	k_{ppll}	0.319 1	0.312 8
	k_{ipll}	5.673 8	5.449 1

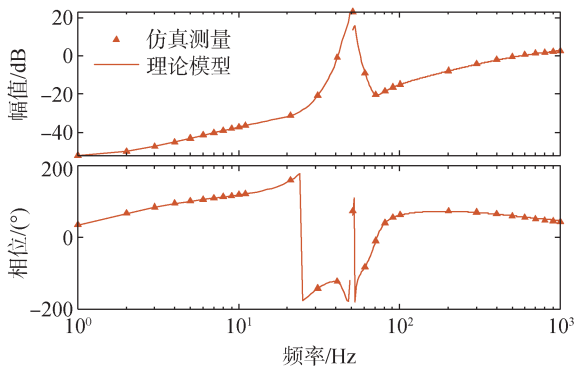


图 A1 双馈风电机组阻抗模型验证
Fig. A1 Impedance model validation of DFIG-based wind turbine

表 A4 控制参数相位裕度灵敏度占比
Table A4 Phase margin sensitivity proportion of control parameters

控制参数	相位裕度灵敏度占比/%	控制参数	相位裕度灵敏度占比/%
k_{pi1}	69.415 0	k_{ii2}	0.000 9
k_{ii1}	1.965 0	k_{pdc}	0.000 7
k_{pP}	26.935 0	k_{ide}	0.000 5
k_{iP}	1.456 0	k_{ppll}	0.207 0
k_{pi2}	0.001 0	k_{ipll}	0.018 9

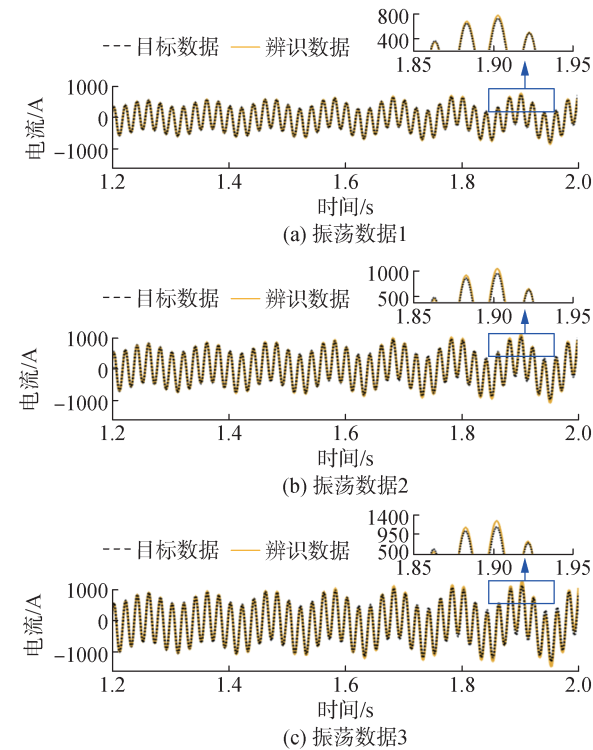


图 A2 辨识参数仿真波形与原始波形对比
Fig. A2 Comparison of simulation waveforms using identified parameters with original waveforms