

3-15-2024

## Dynamic Digital Twin Modelling and Semi-Physical Simulation of Wind Turbine Operation

Yang Hu

*School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, Beijing 102206, China, hooyoung@ncepu.edu.cn*

Weiran Wang

*School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China*

Fang Fang

*School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, Beijing 102206, China*

Ziqiu Song

*School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# Dynamic Digital Twin Modelling and Semi-Physical Simulation of Wind Turbine Operation

## Abstract

**Abstract:** For the accurate mapping and real-time simulation requirements proposed by digital twin technology, a multi-input multi-output (MIMO) finite difference domain-hybrid semi-mechanical (FDDHSM) digital twin modeling method is proposed, and a semi-physical simulation system of wind turbine digital twin with physical controller is established for the complex nonlinear operation characteristics of large wind turbines. The integrated dynamic MIMO-FDD-HSM model structure is constructed. Finite difference regression vectors are defined to characterize the operating conditions of the wind turbine, and finite difference space tight convex partitioning, parametric model identification, and non-parametric model training are completed under full operating conditions. The wind turbine digital twin simulation system is built in conjunction with the physical controller to carry out real-time hardware-in-the-loop simulation. The results show that the simulation system has high accuracy and real-time approximation capability.

## Keywords

wind power generation, digital twin, hybrid semi-mechanical, finite difference domain, semiphysical simulation

## Authors

Yang Hu, Weiran Wang, Fang Fang, Ziqiu Song, Yuhan Xu, and Jizhen Liu

## Recommended Citation

Hu Yang, Wang Weiran, Fang Fang, et al. Dynamic Digital Twin Modelling and Semi-Physical Simulation of Wind Turbine Operation[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 636-648.

# 风电机组运行动态数字孪生建模及半物理仿真

胡阳<sup>1,2</sup>, 王蔚然<sup>1</sup>, 房方<sup>1,2</sup>, 宋子秋<sup>1</sup>, 许昱涵<sup>1\*</sup>, 刘吉臻<sup>1,2</sup>

(1. 华北电力大学 控制与计算机工程学院, 北京 102206; 2. 新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206)

**摘要:** 面向数字孪生技术所提出的精准映射与实时仿真需求, 针对大型风电机组复杂非线性运行特性, 提出了一种多输入-多输出(*multi-input multi-output, MIMO*)有限差分域-混合半机理(*finite difference domain-hybrid semi-mechanical, FDD-HSM*)数字孪生建模方法, 建立了含物理控制器的风电机组数字孪生半物理仿真系统。推导机组集动态MIMO-FDD-HSM模型结构; 定义可表征机组运行工况的有限差分回归向量, 完成全工况下有限差分空间紧致凸划分、参数模型辨识以及非参数模型训练; 联合物理控制器搭建风电机组数字孪生仿真系统, 开展硬件在环实时仿真。结果表明: 该仿真系统具有高精度、实时逼近能力。

**关键词:** 风力发电; 数字孪生; 混合半机理; 有限差分域; 半物理仿真

中图分类号: TP391.9 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)03-0636-13

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1307

**引用格式:** 胡阳, 王蔚然, 房方, 等. 风电机组运行动态数字孪生建模及半物理仿真[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(3): 636-648.

**Reference format:** Hu Yang, Wang Weiran, Fang Fang, et al. Dynamic Digital Twin Modelling and Semi-Physical Simulation of Wind Turbine Operation[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(3): 636-648.

## Dynamic Digital Twin Modelling and Semi-Physical Simulation of Wind Turbine Operation

Hu Yang<sup>1,2</sup>, Wang Weiran<sup>1</sup>, Fang Fang<sup>1,2</sup>, Song Ziqiu<sup>1</sup>, Xu Yuhan<sup>1\*</sup>, Liu Jizhen<sup>1,2</sup>

(1. School of Control and Computer Engineering, North China Electric Power University, Beijing 102206, China;

2. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, Beijing 102206, China)

**Abstract:** For the accurate mapping and real-time simulation requirements proposed by digital twin technology, a multi-input multi-output (*MIMO*) finite difference domain-hybrid semi-mechanical (*FDD-HSM*) digital twin modeling method is proposed, and a semi-physical simulation system of wind turbine digital twin with physical controller is established for the complex nonlinear operation characteristics of large wind turbines. The integrated dynamic MIMO-FDD-HSM model structure is constructed. Finite difference regression vectors are defined to characterize the operating conditions of the wind turbine, and finite difference space tight convex partitioning, parametric model identification, and non-parametric model training are completed under full operating conditions. The wind turbine digital twin simulation system is built in conjunction with the physical controller to carry out real-time hardware-in-the-loop simulation. The results show that the simulation system has high accuracy and real-time approximation capability.

**Keywords:** wind power generation; digital twin; hybrid semi-mechanical; finite difference domain; semi-physical simulation

收稿日期: 2022-11-03 修回日期: 2022-12-30

基金项目: 国家重点研发计划(2020YFB1506602); 国家自然科学基金青年基金(51906064); 华能集团总部科技项目(HNKJ20-H88)

第一作者: 胡阳(1986-), 男, 副教授, 博士, 研究方向为新能源电力系统建模与控制。E-mail: hooyoung@ncepu.edu.cn

通讯作者: 许昱涵(1991-), 女, 讲师, 博士, 研究方向为风电机组动态分析与抗干扰控制。E-mail: xuyuhan@ncepu.edu.cn

## 0 引言

近年来,为更好地实现“双碳目标”,我国积极推动能源转型,加快构建以新能源为主体的新型电力系统。国家能源局发布的全国电力工业统计数据显示<sup>[1]</sup>,截至2021年底,我国新增风电装机容量4 757万kW,占新增发电装机总量的26.98%,风电装机总容量达到3.3亿kW。预计到2030年,我国太阳能、风电累计装机容量将达到12亿kW<sup>[2]</sup>,新能源行业发展势头强劲,未来前景广阔。

由于风能具有波动性、间歇性和反调峰等特点,风电机组大规模并网势必会对电网的稳定运行造成巨大冲击。因此,优化机组控制策略、提高机组自身调节能力<sup>[3]</sup>,使之能够快速响应场级调度指令,对于增强电网友好性、促进风电消纳具有重要意义。然而,无论是机组灵活控制还是场级优化调度,先进控制策略及算法的实施均高度依赖于精确的风电机组动态特性模型。

目前,风电机组的主流建模方法包括三大类:输入-输出数据驱动的“黑箱建模”、基于机理分析的“白箱建模”以及机理分析与运行数据相融合的“灰箱建模”。其中,文献[4-6]利用支持向量机(support vector machine, SVM)和深度神经网络等机器学习算法,仅依靠输入-输出特征便实现了机组关键系统的高精度表征。这类方法在风电机组结构建模与运行状态预警等领域得到广泛使用,但所得模型掩盖了系统本身的运行机制,得到的模型参数通常不具备具体物理意义。为探究风电机组明确机理状态,文献[7]利用有限元任意拉格朗日-欧拉-变分多尺度公式实现了风电机组空气动力学模拟,完成了机组风轮部分的高保真建模。此外, GH Bladed 和 FAST 等风电机组仿真软件中同样可获得高阶非线性动态的高保真仿真模型。然而这类模型过于复杂,仅适用于风电机组的设计和测试<sup>[8]</sup>,并不适用于风电机组控制器设计<sup>[9]</sup>。相对而言,文献[10]将完整机组模型简化为离散状

态空间方程形式,仅关注系统运行过程中的主导动态,为后续控制设计提供便利。但这些简化也导致最终的机理模型与实际风机之间存在偏差。为弥补上述方法的不足,文献[11]采用粒子群优化算法将灰箱参数辨识应用于五阶双馈风电机组模型和单质块传动模型的辨识。文献[12]基于风机系统的机理模型,利用PWA(piecewise affine)结构完成风电机组气动子系统表征,并基于粒子群优化算法设计了智能灰箱参数辨识步骤。可以看出,这种建模方法综合了机理分析和数据辨识建模的优势,对两种方法的劣势进行了弥补,因而具有重要的应用价值。

数字孪生技术作为建模与仿真技术的巅峰应用,不仅在机组故障诊断、状态监测和剩余寿命预测等领域得到广泛推广,还为建立多领域、多尺度融合的“机理+数据”模型提供了新的解决思路。文献[13]利用在线分析数字孪生技术(online analysis digital twin, OADT)完成了新型电网实时在线分析系统的设计与开发。文献[14]将数字孪生技术引入风力发电领域,率先建立起了工程应用级的风电机组数字孪生系统。文献[15]利用SCADA数据和机器学习算法,开发了具备发电机输出预测和实时状态监测能力的数字孪生模型。

基于机理模型、专业仿真软件以及变桨执行机构等关键部件的实时硬件在环仿真(real time-hardware in the loop simulation, RT-HILS),已有关于风电机组建模和控制的研究<sup>[16-18]</sup>。然而,实际风电机组运行动态的实时、高精度数字孪生表征尚缺乏成熟方法,基于数字孪生体模型和物理控制器的机组RT-HILS运行控制尚未有研究出现。

本文的主要创新点和贡献如下:①针对风电机组运行过程中的强非线性与时延性,定义了可表征实际机组运行动态的有限差分回归向量,并完成了全工况有限差分空间紧致凸划分;②从实际风电机组整机主导运行动态精确表征及其灵活控制的角度出发,针对机组复杂非线性运行动态,构建了一种具有任意精度逼近能力的风电机组集

成动态 MIMO-FDD-HSM(multi-input multi-output-finite difference domain-hybrid semi-meckanical) 模型结构, 合理平衡建模复杂程度、实时计算速度与模型仿真精度, 满足虚拟模型-实际系统的实时精准映射需求, 实现了机组全工况运行动态的数字孪生建模; ③联合物理控制器等硬件设备, 搭建风电机组数字孪生半物理仿真系统, 实现了整机 RT-HILS 运行控制, 并与实际机组运行控制特性进行了对比验证。

## 1 风电机组集总动态模型

风电机组作为将风能转换为电能的设备, 针对其运行动态的建模重点关注三部分, 分别是气动系统、传动系统和电气系统。其中, 传动系统和电气系统属于典型机电系统, 二者的建模原理均依赖于传统物理学机理。因此这两部分可以作为整体联合推导状态空间模型, 进行整体线性建模。而气动系统作为风电机组强非线性的主要来源, 为获得更好的建模效果, 往往需要将其与线性部分分开建模。因此, 引入 Hammerstein 结构<sup>[19]</sup>, 将风电机组整机建模划分为气动系统非线性建模、传动和电气机电系统线性动态建模两部分。模型结构如图1所示。

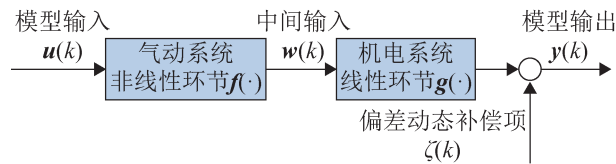


图1 风电机组 Hammerstein 模型结构图  
Fig. 1 Hammerstein model structure of wind turbine

### 1.1 气动系统线性化 PWARX 模型

风电机组气动系统用于将捕获的风能转化为机械能, 根据空气动力学原理, 风轮捕获的实际功率为

$$P = \frac{1}{2} \rho \pi R^2 C_p V^3$$

式中:  $\rho$  为空气密度;  $R$  为风轮半径;  $V$  为机前风

速;  $C_p$  为风能利用系数, 表示机组静态气动特性, 一般表示为叶尖速比  $\lambda$  和桨距角  $\beta$  的非线性函数。

若忽略机组功率损耗, 气动转矩  $T_r$  可表示为

$$T_r = \frac{P}{\omega_r} = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 C_T(\lambda, \beta) V^2$$

式中: 转矩系数  $C_T(\lambda, \beta) = C_p(\lambda, \beta) / \lambda$ 。

根据上述分析可知, 气动转矩  $T_r$  是关于风轮转速  $\omega_r$ 、桨距角  $\beta$  和机前风速  $V$  的非线性函数。为简化气动系统非线性动态的复杂描述, 使其满足快速数值仿真与控制系统设计的需求, 文献[20]采用小信号增量法, 通过构造气动系统非线性模型在特定工况点下的线性增量, 来获得系统的线性化描述。区别于上述方法的局部非线性静态表征, 本文采用一种具备区域非线性动态表征能力的分段有源自回归 (piecewise auto regressive exogenous, PWARX) 线性化方法, 实现机组气动系统全工况非线性动态的高精度线性表征。

PWARX 模型作为一种具有特殊模型结构的多模型方法<sup>[21]</sup>, 包含了有限多个动态子模型, 可依据切换律在不同子模型间进行转换, 同时每个子模型都具有简单的形式。因此选用 PWARX 模型, 通过划分不同运行工况, 利用线性模型近似表征气动转矩的非线性特性, 模型输入为风轮转速  $\omega_r$ 、机前风速  $V$  以及桨距角  $\beta$ , 输出为风轮气动转矩  $T_r$ , 其 PWARX 模型可表示为

$$\begin{aligned} T_{r,i}(k) = & a_{1,i} \omega_{r,i}(k-1) + \dots + a_{n_a,i} \omega_{r,i}(k-n_a) + \\ & b_{1,i} \beta_i(k-1) + \dots + b_{n_\beta,i} \beta_i(k-n_\beta) + \\ & c_{1,i} V_i(k-1) + \dots + c_{n_v,i} V_i(k-n_v) + \\ & d_{1,i} T_{r,i}(k-1) + \dots + d_{n_b,i} T_{r,i}(k-n_b), \end{aligned} \quad (1)$$

$$\mathbf{X}(k) \in \chi_i$$

式中:  $\mathbf{X}(k) = [\omega_r(k-1), \dots, \omega_r(k-n_a), \beta(k-1), \dots, \beta(k-n_\beta), V(k-1), \dots, V(k-n_v), T_r(k-1), \dots, T_r(k-n_b)]$ ;  $n_a$ 、 $n_\beta$ 、 $n_v$  分别为输入输出延迟阶次;  $\chi_i$  为子模型作用域;  $a_i$ 、 $b_i$ 、 $c_i$ 、 $d_i$  分别为各子模型内不同变量的系数。

### 1.2 机电系统机理参数模型

机组传动系统主要包括风轮转子、低速轴、

齿轮箱、高速轴和发电机转子, 风轮的机械能先传递给齿轮箱的低速轴, 经由齿轮箱变速作用, 再由高速轴传递给发电机部分。其常用的近似模型包括单质块、双质块和三质块模型等。在此, 采用低速轴为柔性、高速轴为刚性的双质块模型<sup>[22]</sup>反映传动系统机械动态。经过质量等效, 其数学模型为

$$\begin{cases} J_r \dot{\omega}_r = T_r - T_{\text{shaft}} \\ T_{\text{shaft}} = A_{\text{stif}} \left( \delta_r - \frac{\delta_g}{N_g} \right) + B_{\text{damp}} \left( \omega_r - \frac{\omega_g}{N_g} \right) \\ J_g \dot{\omega}_g = \frac{T_{\text{shaft}}}{N_g} - T_c \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $T_r$ 和 $T_c$ 分别为风轮气动转矩和发电机电磁转矩;  $\omega_r$ 和 $\omega_g$ 为风轮转子转速和发电机转子转速;  $T_{\text{shaft}}$ 为等效中间轴转矩;  $J_r$ 和 $J_g$ 为风轮转子和发电机转子的转动惯量;  $\delta_r$ 和 $\delta_g$ 为风轮转子侧和发电机转子侧的角位移;  $N_g$ 为齿轮箱变速比;  $A_{\text{stif}}$ 和 $B_{\text{damp}}$ 为等效中间轴刚度系数和阻尼系数。

机组电气系统利用发电机将大部分机械能转化为电能并输送至电网, 因其快速响应能力, 通常被简化为一阶惯性动态模型, 表示为

$$\dot{T}_c = \frac{1}{\tau_c} (T_c^* - T_c) \quad (3)$$

式中:  $T_c^*$ 为电磁转矩参考值;  $\tau_c$ 为等效时间常数。

### 1.3 整机集成动态模型结构

根据机组结构与运行机理, 可以明确气动部分和传动部分的耦合关系, 得到气动-传动-电气联合系统示意图, 如图2所示。

结合气动系统PWARX模型(1)、传动系统双质块机理参数模型(2)以及发电机一阶惯性模型(3), 同时增设堆叠自编码器-长短期记忆(stacked auto encoder-long short term memory, SAE-LSTM)偏差动态补偿非参数模型, 推导得到具有任意精度逼近能力的风电机组MIMO-FDD-HSM模型结构, 其状态空间表达式为

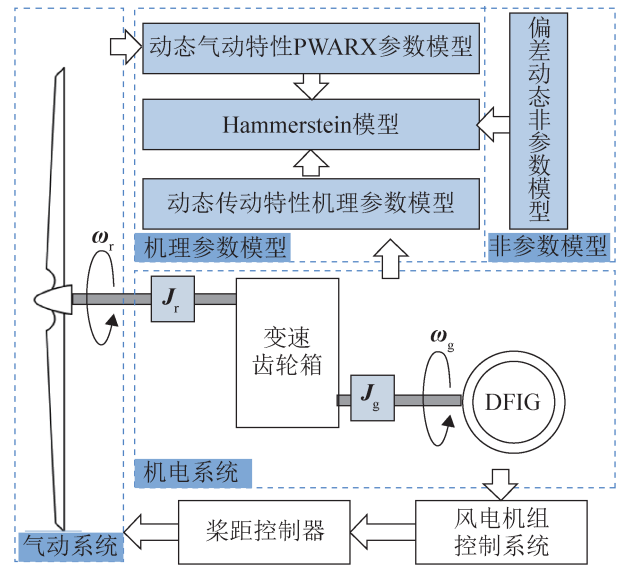


图2 风电机组集成动态

Fig. 2 Integrated dynamics of wind turbine

$$\begin{cases} \dot{X}(t) = A \cdot x(t) + B \cdot u(t) + C \cdot v(t) + f(t) \\ Y(t) = D \cdot x(t) + g(t) \end{cases} \quad (4)$$

式中: 矩阵 $A$ 、 $B$ 、 $C$ 、 $D$ 分别为状态方程中状态量、控制输入量、扰动输入量以及输出方程中状态量的系数矩阵; 状态量 $x(t)$ 包括 $\omega_r(t)$ 、 $\omega_g(t)$ 、发电机电磁转矩 $T_c(t)$ 以及齿轮箱转动差 $\delta_p(t) = \delta_r(t) - \delta_g(t)/N_g$ ; 控制输入 $u(t)$ 包括电磁转矩参考值 $T_c^*(t)$ 和桨距角 $\beta(t)$ ; 扰动输入 $v(t)$ 包括风轮转速 $\omega_r(t)$ 、风速 $V(t)$ 和历史风轮转矩 $T_r(t-T)$ ; 输出 $y(t)$ 包括齿轮箱中间轴转矩 $T_{\text{shaft}}(t)$ 和发电机转速 $\omega_g(t)$ ;  $f(t)$ 、 $g(t)$ 分别为状态量和输出量的偏差动态补偿项。

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{B_{\text{damp}}}{J_r} & \frac{B_{\text{damp}}}{J_r N_g} & -\frac{A_{\text{stif}}}{J_r} & 0 \\ \frac{B_{\text{damp}}}{J_g N_g} & -\frac{B_{\text{damp}}}{J_g (N_g)^2} & \frac{A_{\text{stif}}}{J_g N_g} & -\frac{1}{J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_c} \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\tau_c} \\ \frac{a_1}{J_r} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} b_1 & c_1 & d_1 \\ J_r & J_r & J_r \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ B_{\text{damp}} & -\frac{B_{\text{damp}}}{N_g} & A_{\text{stif}} & 0 \end{bmatrix}$$

## 2 全工况数字孪生建模

### 2.1 全工况有限差分空间划分

基于1.3节中所述整机集成动态模型结构与实际风电机组运行数据,定义能够表征机组全工况运行特性的有限差分回归向量,用于后续系统特征向量计算。文献[23-24]分别计算多个输出的参数向量并将其整合为整体参数矩阵,进而实现由MISO系统表征到MIMO系统表征的扩展。根据这一思路,提出针对MIMO系统特征向量的直接计算方法。

(1) 构建有限差分回归向量和局部数据集。为表征风电机组全工况运行特性,构建有限差分回归向量  $\mathbf{x}_{\text{RV}}(k) = [\mathbf{y}^T(k-1) \cdots \mathbf{y}^T(k-n_a) \mathbf{u}^T(k-n_k) \cdots \mathbf{u}^T(k-n_k-n_b+1)]$ 。其中,输入  $\mathbf{u}(k)$  包括  $T_c^*$ 、 $\beta$ 、 $V$ 、 $\omega_r$  以及  $T_r$ ; 输出  $\mathbf{y}(k)$  包括  $T_{\text{shaft}}$  和  $\omega_g$ ;  $n_a$ 、 $n_b$ 、 $n_k$  分别为输入、输出延迟阶次及输入滞后时间<sup>[25]</sup>。以数据点  $(\mathbf{x}_{\text{RV}}(k), \mathbf{y}(k))$  为数据中心,建立局部数据集  $C_k$ 。

(2) 基于特征向量划分有限差分工作域。首先,根据步骤(1)中的局部数据集  $C_k$ ,利用最小二乘公式计算系统整体参数向量  $\mathbf{PV}_k$ ,表示为

$$\mathbf{PV}_k = (\Phi_k^T \Phi_k)^{-1} \Phi_k^T \begin{bmatrix} \mathbf{y}_{C_k,1} \\ \vdots \\ \mathbf{y}_{C_k,h} \end{bmatrix}$$

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{\text{RV},1}(k) & \mathbf{x}_{\text{RV},2}(k) & \cdots & \mathbf{x}_{\text{RV},l}(k) \\ 1 & 1 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

式中:  $\mathbf{PV}_k = [\mathbf{PV}_{k,1} \cdots \mathbf{PV}_{k,h}]^T$ ;  $\mathbf{x}_{\text{RV}}(k)$  为数据集  $C_k$  中的有限差分回归向量;  $\mathbf{y}(k)$  为  $C_k$  中的输出向量。

接着,结合有限差分回归向量  $\mathbf{x}_{\text{RV},C_k}(j)$  的均值  $\mathbf{M}_k$ ,组成系统特征向量  $\mathbf{FV}_k = [(\mathbf{PV}_{k,1})^T \cdots (\mathbf{PV}_{k,h})^T \mathbf{M}_k]^T$ 。最后,采用bi-Kmeans聚类算法,对所有特征向量进行高维聚类,将特征向量所张成的有限差分空间划分为  $S$  个子模型工作域。相较于传统K-Means聚类算法,bi-Kmeans聚类将层次聚类与K-Means聚类2种算法相结合,拥有更快的执行速度,且有效地解决了K-Means算法聚类结果易受限于初始聚类中心点选择的问题。

(3) 有限差分工作域边界估计。选用鲁棒性和泛化能力更好的软间隔支持向量机算法(soft-margin support vector machine, SM-SVM)<sup>[26]</sup>,获取  $S$  组运行数据集之间的超平面方程系数。求解软间隔优化目标即可得到最佳分割的超平面方程系数,完成各工作域的边界估计。

### 2.2 整机集成动态参数模型联合辨识

由于连续状态空间方程(4)中的系统状态量可观测,因此可基于实际风电机组各工作域内的运行数据,完成双质块模型中风轮转子转动惯量  $J_r$ 、发电机转子转动惯量  $J_g$  等机理参数与PWARX模型参数的联合辨识,实现多个子模型的线性动态特性逼近系统全局非线性动态特性。在此采用非迭代子空间方法与预测误差最小化(prediction error methods, PEM)方法实现模型参数的联合辨识。

### 2.3 偏差动态非参数建模

由于上述整机集成动态参数模型对风电机组复杂非线性动态的逼近精度有限,本文采用基于SAE和LSTM网络相结合的神经网络算法,对低阶等值模型中状态向量  $\mathbf{x}$  和输出向量  $\mathbf{y}$  的偏差动态分别进行补偿。为充分考虑运行过程中历史数据对于当前运行状态的影响,该模型选用深层网络

架构, 利用结构合理的堆叠自编码器捕捉原始数据中的内在特征, 实现原始数据的降维降噪处理, 然后利用 LSTM 网络代替 SAE 结构的回归层, 沿时间轴输出风电机组预期的偏差补偿量。其网络结构如图 3 所示。

图 3 中, 针对状态向量  $\mathbf{x}(k)$ , 偏差动态非参数模型的输入分别为整机集成动态参数模型中的输入量、状态量、状态量偏差以及它们的历史数据, 模型输出为状态量的偏差补偿值; 针对输出向量  $\mathbf{y}(k)$ , 偏差动态非参数模型的输入分别为集成参数模型中的状态量、输出量、输出量偏差及其历史数据, 模型输出为输出量的偏差补偿值。

## 2.4 半物理仿真应用

在各有限差分运行域内, 联立整机集成动态参数模型与非参数模型, 得到可表征风电机组全工况运行动态的 MIMO-FDD-HSM 模型, 即风电机组数字孪生模型。为验证该模型实用性, 结

合物理 PLC 控制器等硬件设备, 搭建大型风电机组数字孪生半物理仿真系统, 实现风电机组整机运行动态 RT-HILS。机组数字孪生仿真系统主体结构及设计思路如图 4 所示。

机组数字孪生仿真系统的整体设计思路为: 首先, 在数字化仿真服务器中搭建风电机组数字孪生模型, 实时模拟实际风电机组运行动态; 其次, 基于物理 PLC 控制器, 利用 ST 编程语言完成机组主控程序编写及调试, 接收模型仿真数据的同时返回控制信号, 实现整机运行动态 RT-HILS; 然后, 基于 Labview 开发环境, 进行上位机监控界面设计, 实现监控测点数据流实时显示; 整个过程利用 OPC 通讯协议实现机组数字孪生模型、PLC 主控系统与上位机监测系统间的跨平台实时数据交互; 最后, 结合机组运行动态监测界面, 组成大型风电机组数字孪生半物理仿真系统, 整个系统充分利用软硬件优势, 最大程度模拟机组运行时的实际工程特性。

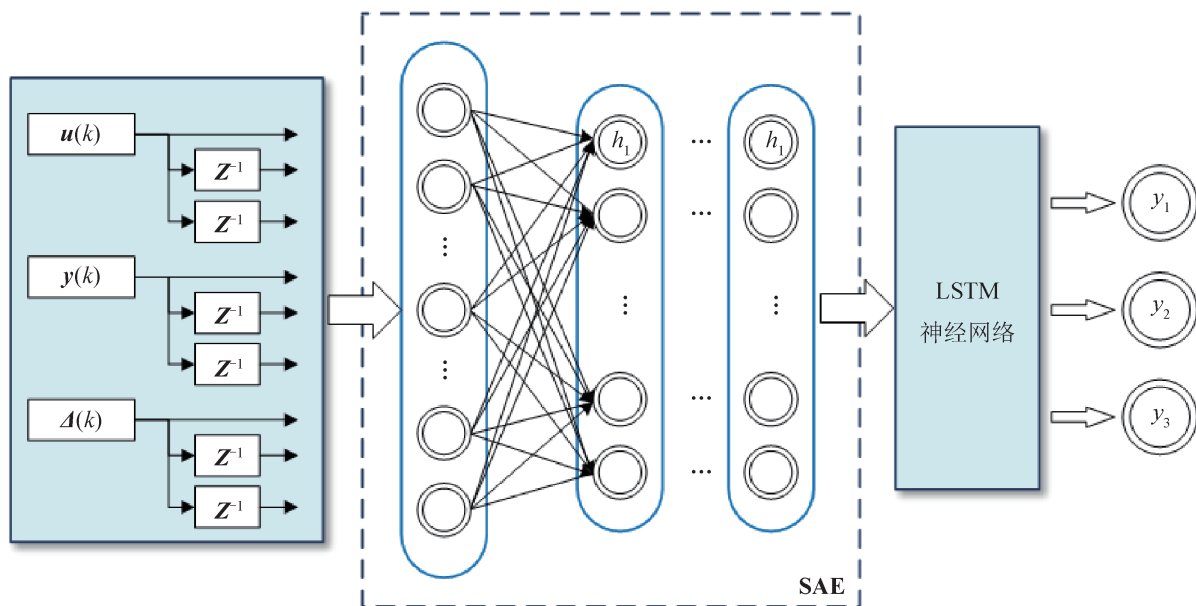


图 3 堆叠自编码器-长短时记忆网络结构  
Fig. 3 SAE-LSTM network structure



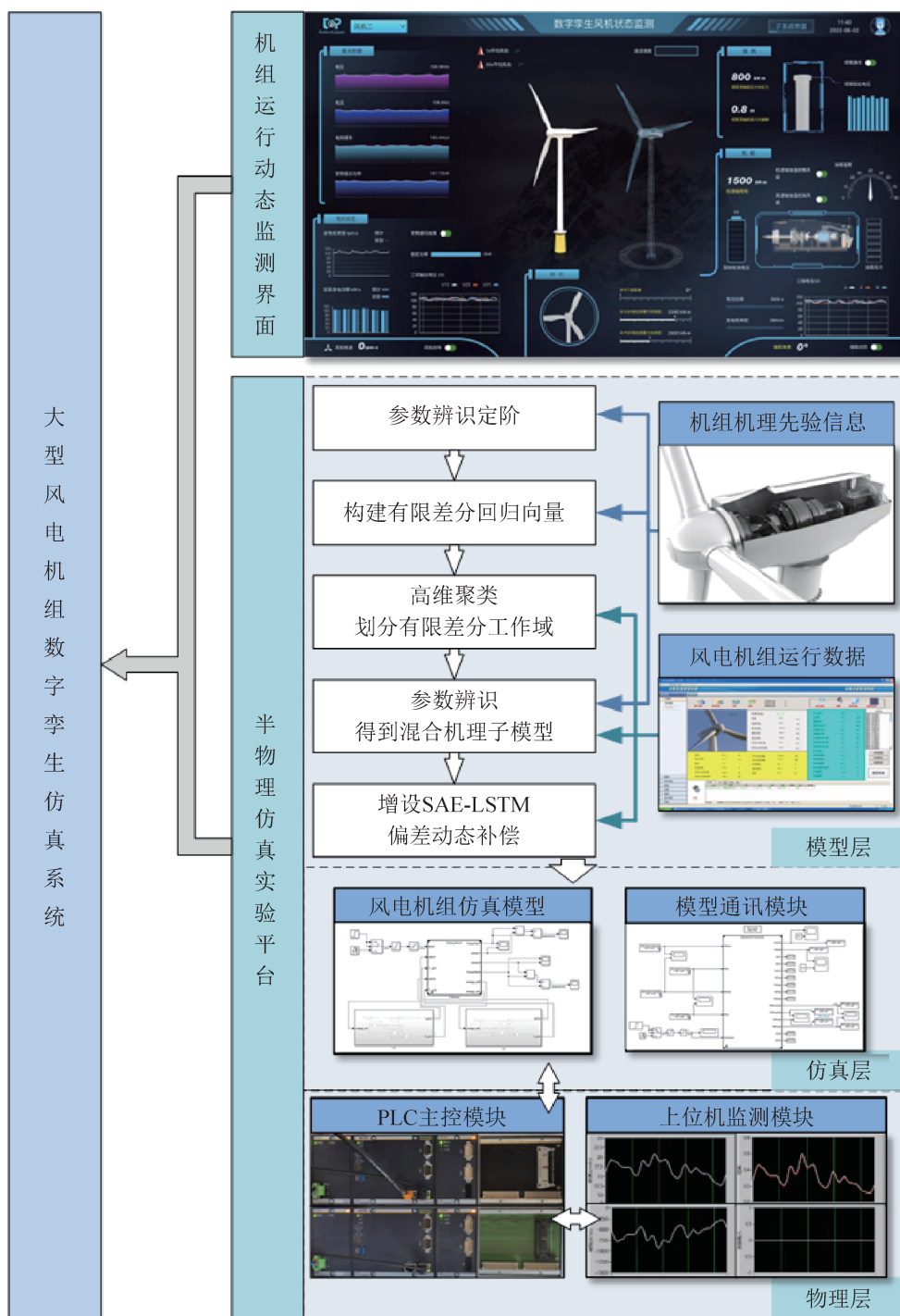


图 4 大型风电机组数字孪生仿真系统  
Fig. 4 Digital twin simulation system for large wind turbines

### 3 仿真验证

以 0.1 s 为系统通信采样间隔，进行风电机组数字孪生硬件在环联合仿真。采用 OpenFAST 专

业仿真软件中的 5 MW 标准模型代表实际机组，将仿真系统中的机组运行动态与 OpenFAST 输出的运行动态进行对比分析，评估系统性能。OpenFAST 中 5 MW 机组设备参数如表 1 所示。

表1 OpenFAST 5MW 机组模型参数  
Table 1 OpenFAST 5MW wind turbine model parameters

参数	量值
额定功率/MW	5
切入风速/(m/s)	3
额定风速/(m/s)	11.4
切出风速/(m/s)	25
切入转子转速/(r/min)	6.9
额定转子转速/(r/min)	12.1
齿轮箱传动比 $N_g$	97
低速轴转动惯量 $J_l/(kN \cdot m^2)$	38 677 060
高速轴转动惯量 $J_g/(kN \cdot m^2)$	534.116
传动系统刚度系数 $A_{stiff}/(kN \cdot m/rad)$	867 637
传动系统阻尼系数 $B_{damp}/(kN \cdot m/(rad/s))$	6 215
风轮半径 $R/m$	63
发电机效率 $\eta/\%$	94.4
空气密度 $\rho/(kg/m^3)$	1.225

为保证模型训练数据覆盖整个机组运行区间且风速分布均衡, 利用 TurbSim 在 3 ~ 25 m/s 的风速区间内生成含湍流风的风速数据, 从中均匀选取整体呈递增趋势、波动幅度适中的风速数据点, 最终得到包含 15 953 个数据点的时序数据, 将其作为仿真系统中模型训练输入数据。以 0.025 s 为采样间隔进行参数辨识、偏差动态补偿建模, 建立机组数字孪生模型, 结合物理控制器搭建风电机组数字孪生仿真系统。同时将上述风速数据输入到 OpenFAST, 生成能够代表实际机组动态特性的运行数据, 与仿真系统输出数据对比分析。

### 3.1 全工况工作域划分

基于专业仿真软件 OpenFAST 仿真运行数据及其特征向量, 根据肘部分析法则可以确定, 当  $S=3$  时, 聚类性能与聚类成本的综合效果达到最佳。根据前文所述流程构建有限差分回归向量, 计算 MIMO 系统特征向量并对其聚类, 得到有限差分域紧致凸划分的结果如图 5 所示。

应用 SM-SVM 算法得到相邻子模型作用域的超平面分割情况如表 2 所示。

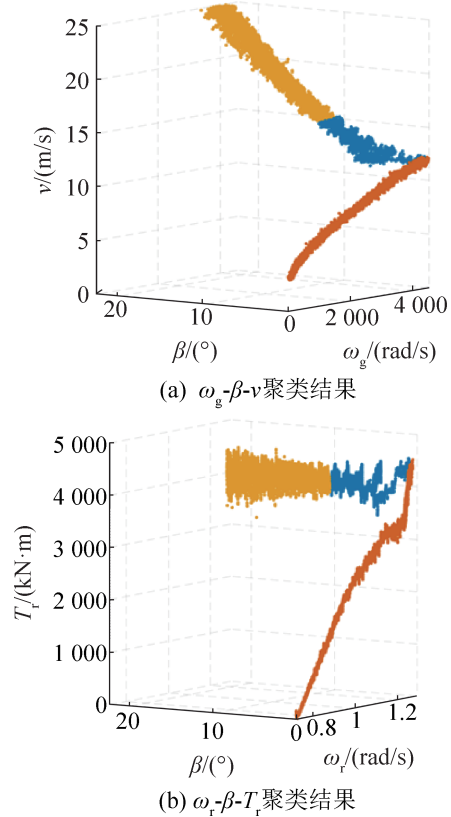


图5 有限差分域紧致凸划分结果  
Fig. 5 FDD tight convex partitioning results

表2 子模型作用域系数  
Table 2 Submodel scope factor

系数	$\chi_3-\chi_2$	$\chi_2-\chi_1$
$b_1$	24.479 2	909.366 0
$b_2$	9 277.357 0	0.354 6
$b_3$	7 278.462 5	13 914.124 6
$b_4$	24.455 4	909.119 7
$b_5$	9 267.522 0	0.352 0
$b_6$	7 289.170 3	13 912.810 6
$b_7$	-753.087 1	66 140.236 8
$b_8$	-317 229.361 4	6 703 903.171 6
$b_9$	-324 452.375 8	6 702 204.424 9
$b_{10}$	-330 375.563 8	6 700 569.554 1
$b_{11}$	-334 280.769 2	6 698 982.689 2

### 3.2 机组数字孪生建模

以 OpenFAST 输出数据为系统参数辨识数据集, 选取采样周期为 0.025 s, 基于机理先验信息和 AIC 准则, 确定系统延迟阶次为  $n_a=4$ ,  $n_b=2$ ,  $n_k=27$ 。基于上述有限差分工作空间划分和参数辨识结果, 将连续状态空间方程(4)离散化, 得到包含气动系统 PWARX 模型、传动系统机理参数模型和偏差动态非参数补偿模型的风电机组数字孪生模型, 其离散状态空间表达式为

$$\begin{bmatrix} \omega_r(k+1) \\ \omega_g(k+1) \\ \delta_p(k+1) \\ T_c(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{B_{\text{damp}}}{J_r} & \frac{B_{\text{damp}}}{J_r N_g} & -\frac{A_{\text{stif}}}{J_r} & 0 \\ \frac{B_{\text{damp}}}{J_g N_g} & -\frac{B_{\text{damp}}}{J_g (N_g)^2} & \frac{A_{\text{stif}}}{J_g N_g} & -\frac{1}{J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{\tau_c} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{a_1}{J_r} \\ \frac{a_2}{J_r} \\ \frac{1}{\tau_c} \end{bmatrix} \mathbf{u}(k) + \begin{bmatrix} \frac{b_1}{J_r} & \frac{b_2}{J_r} & \frac{c_1}{J_r} & \frac{c_2}{J_r} & \frac{d_1}{J_r} & \frac{d_2}{J_r} & \frac{d_3}{J_r} & \frac{d_4}{J_r} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{v}(k) + \mathbf{f}(k) \quad (5)$$

$$\begin{bmatrix} \omega_g(k) \\ T_{\text{shaft}}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ B_{\text{damp}} & -\frac{B_{\text{damp}}}{N_g} & A_{\text{stif}} & 0 \end{bmatrix} \mathbf{x}(k) + \mathbf{g}(k)$$

式中: 状态空间方程的控制输入  $\mathbf{u}(k)$  包括电磁转矩参考值  $T_c^*(k)$  和桨距角  $\beta(k-27)$ 、 $\beta(k-28)$ ; 扰动输入  $\mathbf{v}(k)$  包括历史风轮转速  $\omega_r(k-27)$ 、 $\omega_r(k-28)$ , 历史风速  $V(k-27)$ 、 $V(k-28)$ , 以及历史气动转矩  $T_i(k-1)$ 、 $T_i(k-2)$ 、 $T_i(k-3)$ 、 $T_i(k-4)$ ; 输出为齿轮

箱中间轴转矩  $T_{\text{shaft}}(k)$  和发电机转速  $\omega_g(k)$ ; 中间变量  $\mathbf{x}(k)$  包括风轮转速  $\omega_r(k)$ , 发电机转速  $\omega_g(k)$ , 齿轮箱相角差  $\delta_p(k)=\delta_r(k)-\delta_g(k)/N_g$  以及发电机电磁转矩  $T_c(k)$ 。

针对双质块模型中的机理结构参数和 PWARX 模型参数, 利用预测误差最小化方法进行参数联合辨识, 得到各子模型作用域内参数辨识结果及其相对误差如表 3~4 所示。

表3 子模型参数辨识结果

系数	$\chi_1$	$\chi_2$	$\chi_3$
$J_r$	42 645 023.35	31 829 148.45	32 674 067.85
$J_g$	592.48	554.35	533.94
$A_{\text{stif}}$	867 613	867 675	867 637
$B_{\text{damp}}$	6 270.20	6 212.43	6 215.25
$a_1$	-21 322.51	-15 550.09	-15 962.88
$a_2$	-21 322.51	-15 549.39	-15 962.16
$b_1$	1 749 998.36	2 399 348.05	2 463 039.85
$b_2$	-1 590 591.38	-2 585 319.39	-2 653 947.89
$c_1$	-848.17	-6 217.85	-6 382.91
$c_2$	-519.48	-6 216.67	-6 381.70
$d_1$	-6.26	-6.80	-6.98
$d_2$	28.93	5.49	5.64
$d_3$	-16.64	-18.58	-19.08
$d_4$	29.88	23.57	24.20

表4 子模型参数辨识误差

子模型域	$J_r$	$J_g$	$A_{\text{stif}}$	$B_{\text{damp}}$
$\chi_1$	-10.26	-10.93	3.19e-9	-1.43e-4
$\chi_2$	17.71	-3.79	-5.05e-9	6.65e-6
$\chi_3$	15.52	6.17e-5	0	-6.47e-6

结合表 3~4 中的参数辨识结果及其相对误差可知, 不同场景下对于刚度系数  $A_{\text{stif}}$  和阻尼系数  $B_{\text{damp}}$  的辨识准确度相对较高, 而齿轮箱两侧的转动惯量  $J_r$  和  $J_g$  的辨识精度相对较低, 但都在  $\pm 20\%$  的范围内。将辨识结果代入含参的离散状态空间方程(5)中, 即可得到能够表征风电机组全工况运行动态的 MIMO-FDD-HSM 数字孪生模型。

### 3.3 全工况半物理仿真及应用

为最大程度逼真风电机组实际工程特性, 基于上述数字孪生模型, 结合物理PLC控制器等硬件, 搭建机组数字孪生半物理仿真系统, 开展硬件在环联合仿真。系统实物图如图6所示。



图6 大型风电机组数字孪生仿真系统  
Fig. 6 Digital twin simulation system for large wind turbines

图6中, I为上位机监控设备, 用于实现数字孪生仿真系统中各物理装置跨平台交互数据的实时监测; II为数字化仿真服务器, 作为机组数字孪生模型的载体, 为整个仿真系统提供机组实时运行数据; III为上位机监控界面, 实时显示仿真系统中各监控测点的数据及曲线; IV为系统调试界面, 可根据需求调节仿真系统中通讯采样时间等参数; V为巴赫曼PLC控制器, 作为整个仿真系统的控制中枢, 能够根据机组运行状态与主控程序实时计算控制策略期望值, 并反馈给系统中的其他设备。

将数字孪生仿真系统输出的机组运行动态与OpenFAST输出的机组运行动态进行对比分析, 评估数字孪生仿真系统逼近性能。

首先, 随机设置2个不同强度的湍流风场景, 用于验证机组数字孪生仿真系统在单工况内的仿真性能。其中, 场景1平均风速为6 m/s、湍流强

度为0.15, 场景2平均风速为16 m/s、湍流强度为0.18。各场景输入风情况如图7所示。

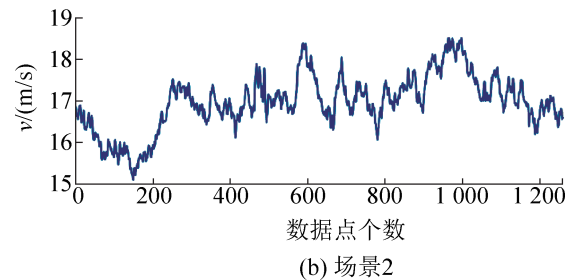
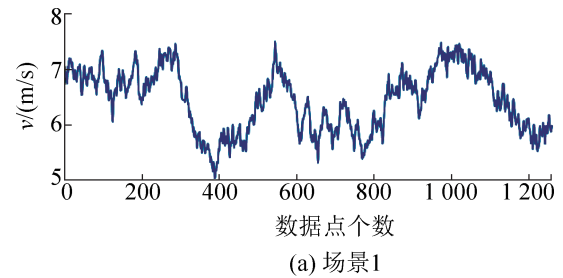


图7 单工况内输入风情况

Fig. 7 Wind input in single working condition

数字孪生仿真系统与OpenFAST的输出动态对比情况如图8~9所示。

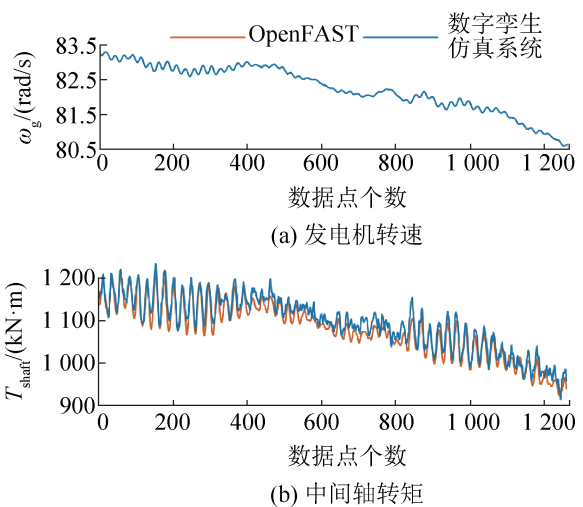


图8 场景1输出对比情况

Fig. 8 Scenario 1 output comparison

其次, 在机组额定风速附近设置连续阶跃风场景, 用于验证机组数字孪生仿真系统在不同工况间的模型切换效果。输入风情况及输出对比情况如图10~11所示。

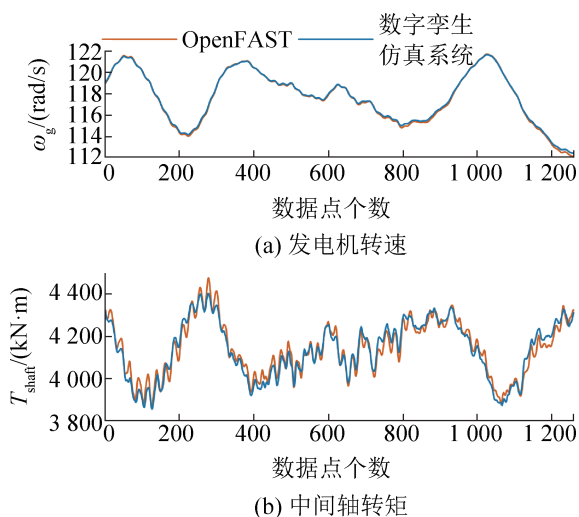


图 9 场景 2 输出对比情况  
Fig. 9 Scenario 2 output comparison

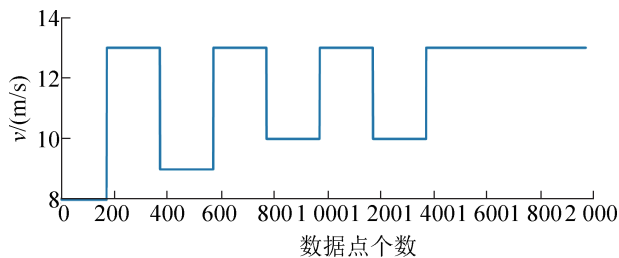


图 10 额定风速附近输入风情况  
Fig. 10 Input wind condition near rated wind speed

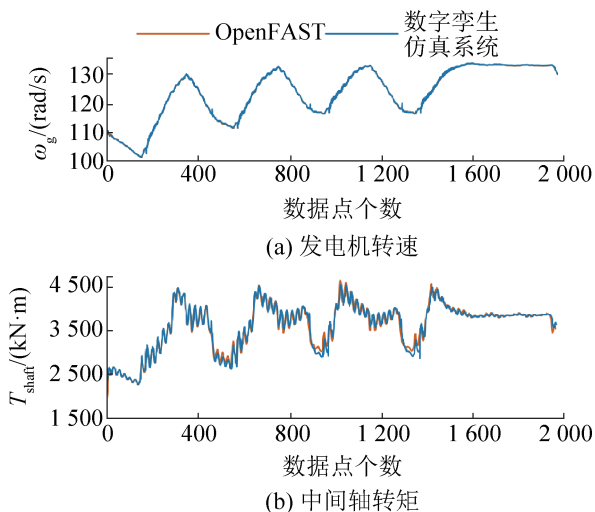


图 11 场景 3 输出对比情况  
Fig. 11 Scenario 3 output comparison

然后，随机设置覆盖全部工况的湍流风场景，用于验证机组数字孪生仿真系统全工况下的仿真性能。场景 4 平均风速为 14.5 m/s，湍流强度为 0.22。输入风情况及输出对比情况如图 12~13 所示。

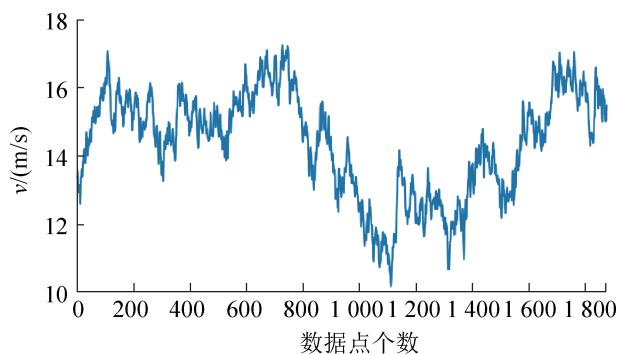


图 12 全工况下输入风情况  
Fig. 12 Input wind at full working condition

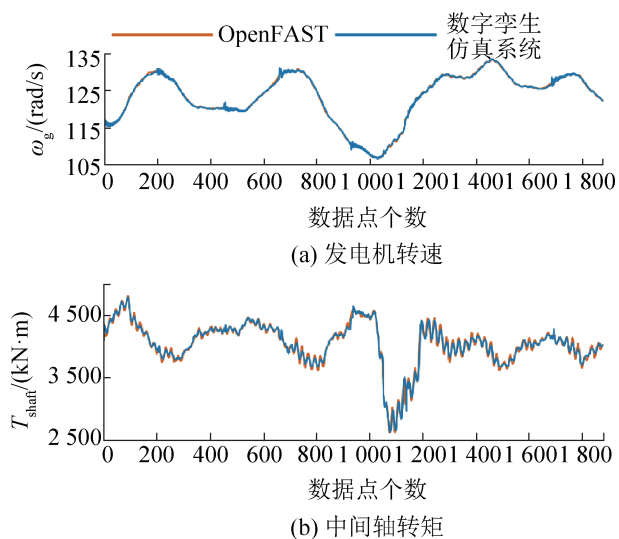


图 13 场景 4 输出对比情况  
Fig. 13 Scenario 4 output comparison

为量化各场景下数字孪生仿真系统的实时模拟效果，选用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)、均方根误差(root mean squared error, RMSE)和平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)作为其性能评价指标。对比不同场景下数字孪生仿真系统的输出动态与 OpenFAST 输出的机组运行动态，其误差量化指标如表 5 所示。

经上述仿真验证可以看出，风电机组数字孪生仿真系统在设定的四种场景下均能保持较好的仿真效果与跟踪能力；同时，风电机组数字孪生模型单步计算时间≤PLC 等硬件的采样间隔时间，满足大型风电机组运行动态由虚拟模型到实际系统的实时精准映射需求，证明了所建数字孪生仿真系统的实时性、有效性与准确性。

表5 不同场景下系统仿真误差  
Table 5 System simulation errors in different scenarios

工作域		RMSE	MAE	MAPE/%
场景1	$\omega_g$	0.016 1	0.008 9	0.011 2
	$T_{shaft}$	23.881 1	17.715 8	2.317 2
场景2	$\omega_g$	0.225 5	0.159 8	0.130 0
	$T_{shaft}$	63.366 6	45.298 5	1.091 3
场景3	$\omega_g$	0.378 4	0.176 8	0.1466
	$T_{shaft}$	64.534 4	38.493 3	1.154 6
场景4	$\omega_g$	0.194 4	0.132 9	0.108 6
	$T_{shaft}$	45.903 5	33.646 9	0.861 2

## 4 结论

本文建立了一种基于MIMO-FDD-HSM模型和物理控制器的风电机组数字孪生半物理仿真系统。通过对比数字孪生仿真系统中的输出动态与OpenFAST生成的机组运行动态,验证了数字孪生仿真系统的高效实时逼近能力,得到以下结论:

(1) 基于机组运行数据所定义的有限差分回归向量及其所张成的有限差分工作域,可用于表征实际风电机组全局复杂非线性运行特性;

(2) 提出了大型风电机组整机集成动态数字孪生建模方法,兼顾建模复杂度、模型精度以及模型可解释性,所得模型在风电机组快速数值仿真与机组运行状态监测等领域具有重要应用价值;

(3) 联合物理控制器等硬件搭建的风电机组数字孪生半物理仿真系统,可应用于实机数字孪生体建模测试、先进控制策略验证及算法设计等场景,对于信息-物理融合具有重要支撑作用。

## 参考文献:

- [1] 国家能源局. 2021年全国电力工业统计数据发布[N]. 国家电网报, 2022-01-27(001).
- [2] 蒲天骄, 陈盛, 赵琦, 等. 能源互联网数字孪生系统框架设计及应用展望[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(6): 2012-2029.  
Pu Tianjiao, Chen Sheng, Zhao Qi, et al. Framework Design and Application Prospect for Digital Twins System of Energy Internet[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(6): 2012-2029.
- [3] Zhu Yinzhu, Mi Yang. The Study of Variable Speed Variable Pitch Controller for Wind Power Generation

Systems Based on Sliding Mode Control[C]//2016 IEEE 11th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 415-420.

- [4] Ganesh P Prajapat, Nilanjan Senroy, Indra Narayan Kar. Wind Turbine Structural Modeling Consideration for Dynamic Studies of DFIG Based System[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(4): 1463-1472.
- [5] Wang Long, Zhang Zijun, Long Huan, et al. Wind Turbine Gearbox Failure Identification with Deep Neural Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(3): 1360-1368.
- [6] 魏乐, 胡晓东, 尹诗. 基于优化XGBoost的风电机组发电机前轴承故障预警[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(10): 2335-2343.  
Wei Le, Hu Xiaodong, Yin Shi. Optimized-XGBoost Early Warning of Wind Turbine Generator Front Bearing Fault[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(10): 2335-2343.
- [7] Hsu M C, Akkerman I, Bazilevs Y. Finite Element Simulation of Wind Turbine Aerodynamics: Validation Study Using NREL Phase VI Experiment[J]. Wind Energy, 2014, 17(3): 461-481.
- [8] Serret J, Rodriguez C, Tezdogan T, et al. Code Comparison of a NREL-FAST Model of the Levenmouth Wind Turbine with the GH Bladed Commissioning Results[C]//ASME 2018 37th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. New York, NY, USA: ASME, 2018: V010T09A054.
- [9] Eduardo José Novaes Menezes, Alex Maurício Araújo, Janardan Singh Rohatgi, et al. Active Load Control of Large Wind Turbines Using State-Space Methods and Disturbance Accommodating Control[J]. Energy, 2018, 150: 310-319.
- [10] Saeed Ebadollahi, Saman Saki. Wind Turbine Torque Oscillation Reduction Using Soft Switching Multiple Model Predictive Control Based on the Gap Metric and Kalman Filter Estimator[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2018, 65(5): 3890-3898.
- [11] Pan Xueping, Ju Ping, Wu Feng, et al. Hierarchical Parameter Estimation of DFIG and Drive Train System in a Wind Turbine Generator[J]. Frontiers of Mechanical Engineering, 2017, 12(3): 367-376.
- [12] 潘晨阳, 胡阳, 奚芸华. 大型风机主导机械动态的智能灰箱建模及其线性状态空间表征[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(6): 1260-1269.  
Pan Chenyang, Hu Yang, Xi Yunhua. Intelligent Grey-box Modeling and Linear State-Space Representation of

- Dominating Mechanical Dynamics for Large-scale Wind Turbine[J]. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(6): 1260-1269.
- [13] Zhou Mike, Yan Jianfeng, Feng Donghao. Digital Twin Framework and Its Application to Power Grid Online Analysis[J]. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 2019, 5(3): 391-398.
- [14] 房方, 姚贵山, 胡阳, 等. 风力发电机组数字孪生系统[J]. *中国科学(技术科学)*, 2022, 52(10): 1582-1594.  
Fang Fang, Yao Guishan, Hu Yang, et al. Digital Twin System of a Wind Turbine[J]. *Scientia Sinica (Technologica)*, 2022, 52(10): 1582-1594.
- [15] Fahim M, Sharma V, Cao T V, et al. Machine Learning-based Digital Twin for Predictive Modeling in Wind Turbines[J]. *IEEE Access*, 2022, 10: 14184-14194.
- [16] 徐樾, 贾立, 付轩熠. 基于Wiener模型的风力发电系统变桨距控制[J]. *系统仿真学报*, 2022, 34(8): 1741-1749.  
Xu Yue, Jia Li, Fu Xuanyi. Variable Pitch Control of Wind Power Generation System Based on Wiener Model[J]. *Journal of System Simulation*, 2022, 34(8): 1741-1749.
- [17] Dong Cheol Shin, Dong Myung Lee. Development of Real-Time Implementation of a Wind Power Generation System with Modular Multilevel Converters for Hardware in the Loop Simulation Using MATLAB/Simulink[J]. *Electronics*, 2020, 9(4): 606.
- [18] V Lakshmi Narayanan, Ramakrishnan R. Design and Implementation of an Intelligent Digital Pitch Controller for Digital Hydraulic Pitch System Hardware-in-the-loop Simulator of Wind Turbine[J]. *International Journal of Green Energy*, 2021, 18(1): 17-36.
- [19] Chu Jingchun, Yuan Ling, Hu Yang, et al. Comparative Analysis of Identification Methods for Mechanical Dynamics of Large-scale Wind Turbine[J]. *Energies*, 2019, 12(18): 3429.
- [20] 姚琦. 风电场有功调度与频率支撑优化控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.  
Yao Qi. Research on Active Power Dispatching and Frequency Optimization Control of Wind Farm[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [21] 候文昌. 风电机组机械侧运行动态建模研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021.  
Hou Wenchang. Research on Dynamic Modeling of Mechanical Operation of Wind Turbine[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021.
- [22] 王会盼, 刘吉臻, 胡阳, 等. 基于预测控制的大惯量风机全工况功率调度跟踪[J]. *电网技术*, 2020, 44(7): 2520-2528.  
Wang Huipan, Liu Jizhen, Hu Yang, et al. Power Dispatching Tracking of Large-inertia Wind Turbine Under Full Operating Conditions Based on Predictive Control[J]. *Power System Technology*, 2020, 44(7): 2520-2528.
- [23] Nikola Hure, Mario Vašak. Clustering-based Identification of MIMO Piecewise Affine Systems[C]// 2017 21st International Conference on Process Control (PC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 404-409.
- [24] 史运涛, 杨震安, 李志军, 等. 基于数据驱动的混杂系统建模与优化控制研究[J]. *系统仿真学报*, 2013, 25(11): 2709-2716.  
Shi Yuntao, Yang Zhenan, Li Zhijun, et al. Method of Hybrid System Modeling and Optimizing Control Based on Data-driven[J]. *Journal of System Simulation*, 2013, 25(11): 2709-2716.
- [25] 胡阳, 简睿妮, 房方. 基于FDD - HSM方法的复杂拓扑供热管道动态等值建模[J]. *控制理论与应用*, 2022, 39(3): 509-518.  
Hu Yang, Jian Ruini, Fang Fang. Dynamic Equivalent Modelling of Complex Topological Heating Pipeline Based on Finite Difference Domain-hybrid Semi-mechanism Method[J]. *Control Theory & Applications*, 2022, 39(3): 509-518.
- [26] Jochen Merker. On Sparsity of Soft Margin Support Vector Machines[J]. *Journal of Advances in Applied Mathematics*, 2017, 2(3): 109-114.