DOI: 10.19666/j.rlfd.202512046

基于物理信息神经网络的超临界燃煤发电机炉协调系统动态建模研究

吴 健[1]，李彦柳[2]，李留斌[1]，赵玉林[2]，陈凌霄[3]，吴 啸[3]
（1. 国网江苏省电力有限公司泰州供电分公司，江苏 泰州 225300；
2. 国网江苏省电力有限公司，江苏 南京 210003；
3. 东南大学大型发电装备安全运行与智能测控国家工程研究中心，江苏 南京 210096）

［摘 要］【目的】建立准确、高效的动态模型是优化控制策略、提升燃煤发电机组运行灵活性的关键。【方法】提出一种基于物理信息神经网络的超超临界燃煤机组机炉协调系统动态建模方法，用于预测主蒸汽压力、汽水分离器出口蒸汽焓值及发电功率等关键参数。该方法以常规前馈神经网络为基本框架，通过将机炉能质转换基本动态规律以损失函数形式嵌入神经网络的学习架构，使神经网络在学习数据特征的同时满足基本物理规律，实现模型准确性、可解释性与泛化能力的提升。【结果】仿真结果表明，数据充足场景下，所提物理信息神经网络方法单步和多步预测的决定性系数(R^2)指标均高于 0.99；数据稀缺场景下，其仍能维持较高的预测精度，主蒸汽压力多步预测的均方根误差（RMSE）指标相对误差低于 1%，汽水分离器出口蒸汽焓值与发电功率多步预测的均方根误差指标相对误差低于 0.75%。数据充足和稀缺 2 种场景下所提物理信息神经网络方法的预测效果都显著优于传统神经网络方法，证明了所提建模方法的有效性和优越性。【结论】研究成果为燃煤机组机炉协调控制优化提供了高效可靠的建模新思路，对机组控制性能提升与灵活运行优化具有重要意义。

［关 键 词］超临界燃煤机组；机炉协调系统；动态建模；深度学习；物理信息网络

［引用本文格式］吴健，李彦柳，李留斌，等. 基于物理信息神经网络的超临界燃煤发电机炉协调系统动态建模研究[J]. 热力发电，2026，55(7)：105. Wu J, Li Y L, Li L B, et al. Research on dynamic modeling of boiler-turbine coordination system for ultra-supercritical coal-fired units based on physics-informed neural network[J]. Thermal Power Generation, 2026, 55(7): 105.

Research on dynamic modeling of boiler-turbine coordination system for ultra-supercritical coal-fired units based on physics-informed neural network

Wu Jian[1], Li Yanliu[2], Li Liubin[1], Zhao Yulin[2], Chen Lingxiao[3], Wu Xiao[3]
(1. Taizhou Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Taizhou 225300, China;
2. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210003, China;
3. National Engineering Research Center of Power Generation Control and Safety, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: [Objective] In the context of the carbon neutrality objective and the ongoing global energy transition, the installed capacity of renewable energy power generation such as wind and solar energy is continuously increasing. Due to the unstable output of renewable energy sources, the role of coal-fired power plants in ensuring renewable energy accommodation and grid stability has become increasingly clear. [Methods] Establishing an accurate and efficient dynamic model is the key to improving the operational flexibility of coal-fired power plants, as it lays a solid foundation for the operation optimization and control strategies. For this reason, this paper proposes a novel

收 稿 日 期：2025-12-16 修 回 日 期：2026-01-08 接 受 日 期：2026-01-09 网络首发日期：2026-01-26
基 金 项 目：国网江苏省电力有限公司科技项目（J2025010）
Supported by: Science and Technology Project of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. (J2025010)
第一作者简介：吴健（1990），男，硕士研究生，副高级工程师，主要研究方向为电力系统及其自动化，jianwu102405@163.com。
通信作者简介：吴啸（1986），男，博士，教授，主要研究方向为复杂能源系统优化、调度与控制，wux@seu.edu.cn。

dynamic modeling method for the boiler-turbine coordination system of an ultra-supercritical coal-fired power plant based on the physics-informed neural network (PINN), with the core purpose of accurately predicting key operational parameters including main steam pressure, separator steam enthalpy and power generation. The proposed PINN takes the conventional feedforward neural network (FNN) as the basic network framework. Meanwhile, the basic dynamic physical laws of energy-mass conversion in the boiler-turbine coordination system are identified and embedded into the learning framework of the neural network in the form of loss functions. Such a design integrates the physical mechanisms of the plant with data-driven learning, thus enabling the network to effectively learn complex and highly non-linear data features while strictly satisfying basic physical laws of the boiler-turbine system. [Results] The verification results indicate that the proposed PINN model achieves improved overall accuracy, inherent interpretability and strong generalization ability. In data-sufficient scenarios, the coefficient of determination (R^2) indexes of both one-step and multi-step predictions generated by the PINN method are both higher than 0.99, demonstrating excellent and robust fitting performance between the predicted values and the actual measured data. In data-scarce scenarios, which is common in practical engineering applications, the PINN method still maintains high prediction accuracy. The root mean square error (RMSE) index for multi-step prediction of main steam pressure is less than 1%, and the RMSE indexes for multi-step predictions of separator steam enthalpy and power generation are both less than 0.75%. In both scenarios, the prediction performance of the proposed PINN method is significantly superior to that of the traditional neural network, which further verifies the effectiveness and superiority of the proposed modeling method. [Conclusion] This study provides an effective dynamic modeling idea for the boiler-turbine coordinated system, which is of great significance for improving the control performance and flexibility of ultra-supercritical coal-fired power plants in engineering applications.

Key words: ultra-supercritical coal-fired unit; boiler-turbine coordination system; dynamic modeling; deep learning; physics-informed neural network

随着风、光等波动性可再生能源发电装机容量持续增加[1]，国家对煤电保障新能源消纳和电网稳定的“顶梁柱”和“压舱石”定位愈加清晰[2]。2025 年 3 月，国家发展改革委、国家能源局发布了《新一代煤电升级专项行动实施方案（2025—2027 年）》，对煤电机组深调、快调、清洁、智能运行提出了更高要求，强调煤电要在新型电力系统中更好发挥兜底保障和支撑调节作用[3]。

燃煤发电机组（coal-fired power plants，CFPPs）是包含流体压缩输运、换热、热功转化、机械传动等多类型设备，涉及多种能质流动、转化过程耦合的复杂系统[4]。建立燃煤发电机组的动态模型，掌握各关键变量间的相互关联是优化控制策略、挖掘灵活潜力、提升机组运行性能的关键[5]。然而，机组深调工况迁移带来的特性大幅变化、快调动态过程中机理认知不清的问题增加了燃煤发电机组的建模难度[6]。

传统燃煤发电机组模型多采用机理建模方式获得。Astrom[7]和 Bell[8]等人基于第一性原理建立了 160 MW 燃油机组协调系统的非线性微分方程模型，并结合实验数据开展了部分模型参数的拟合修正。Mello[9]对锅炉压力动态响应过程进行简化，仅保留最核心的非线性特性，提出了适用于燃煤机组的通用模型。尽管上述机理模型具有物理意义清晰、动态规律描述可靠的优点，其建模过程依赖于对过程机理和设计参数的深入掌握，且需建立大量合理假设，建模和参数标定的难度较高[10]。此外，机理模型由大量非线性代数、微分方程构成，由于结构复杂、计算量大，不易直接支撑机组的运行优化。

燃煤机组的运行数据中包含大量反映机组特性规律的信息。基于数据的模型辨识方法能从数据中提取关键变量间的特征，无需依赖机组运行的过程机理，为机组模型构建提供了另一种便捷、有效的方式。Liu 等人[11]利用最小二乘法和模糊神经网络方法分别建立了给定工况下直流锅炉模型。结果显示，尽管最小二乘法建立的线性模型可在给定工况点下取得较为准确的预测结果，当机组运行工况转移时，模型精度将出现不同程度的下降；而模糊神经网络通过其多层网络结构可有效拟合变量间高度复杂的非线性关系，提高模型宽工况下的适应能力。骆东阳[12]利用深度信念网络构建了燃煤发电机组机炉协调系统的数学模型，吴林峰等[13]在深度信念网络基础上加入粒子群优化，在数据样本可覆盖的运行区间，所建模型拟合精度达到 93%以上。尽管上述机器学习方法展现出强大的复杂非线性动态拟合能力，但仍存在模型可解释性差、可靠性低的不足。此外，模型性能高度依赖于数据，在数据缺乏场景下，模型易出现严重失配问题。

物理信息神经网络（physics-informed neural network，PINN）[14]能将先验物理知识直接嵌入神经

网络框架，可显著提升模型的准确性和泛化能力，克服传统机理建模和数据驱动建模存在的问题。2018 年 Raissi 等人[15]首先提出利用 PINN 从不完整的模型和不完整的数据中预测复杂过程动态特性的方法。Bragone 等人[16]利用 PINN 对变压器的热力学性能进行建模，在保证建模精度的同时降低了常规神经网络对数据的依赖程度。Xiao[17]与 Wu[18]等人采用 PINN 对连续搅拌罐反应器进行动态建模，所建模型在预测精度和噪声数据处理方面的表现均优于纯数据驱动和物理指导模型。Gokhale 等人[19]将 PINN 应用于建筑能源管理领域，将建筑物的双电阻-双电容（2R2C）热模型作为约束条件嵌入神经网络，提高了模型的预测精度并降低了数据需求。Kohtz 等人[20]将电池老化的物理规律纳入神经网络，在数据稀疏条件下实现高准确度的电池健康状态（SoH）预测。

本文针对超临界燃煤发电机组深度调峰灵活运行的需求，提出一种基于物理信息神经网络的机炉协调系统建模方法。所提方法以前馈神经网络（feedforward neural network，FNN）为基本框架，通过将机炉能质转换基本动态规律嵌入神经网络架构，建立兼具高准确性、可解释性与强泛化能力的协调系统动态模型，为机组深调大范围变工况运行控制优化提供模型基础。通过数据充足和数据稀缺 2 种场景下与传统神经网络方法对比，验证了所提出物理信息神经网络模型在机组深调大范围变工况运行时预测的准确性和有效性。

1 系统描述

本文以某 1 000 MW 超超临界燃煤发电机组作为研究对象。锅炉采用Π型布置、单炉膛、一次中间再热，设计煤种为神华煤；汽轮机采用单轴四缸四排汽布置，包含 10 个汽轮机级（3 个高压级、2 个中压级和 5 个低压级）；共设 8 级非调整级抽汽，包括 3 台高压加热器、1 台除氧器和 4 台低压加热器。燃煤发电机组结构如图 1 所示。

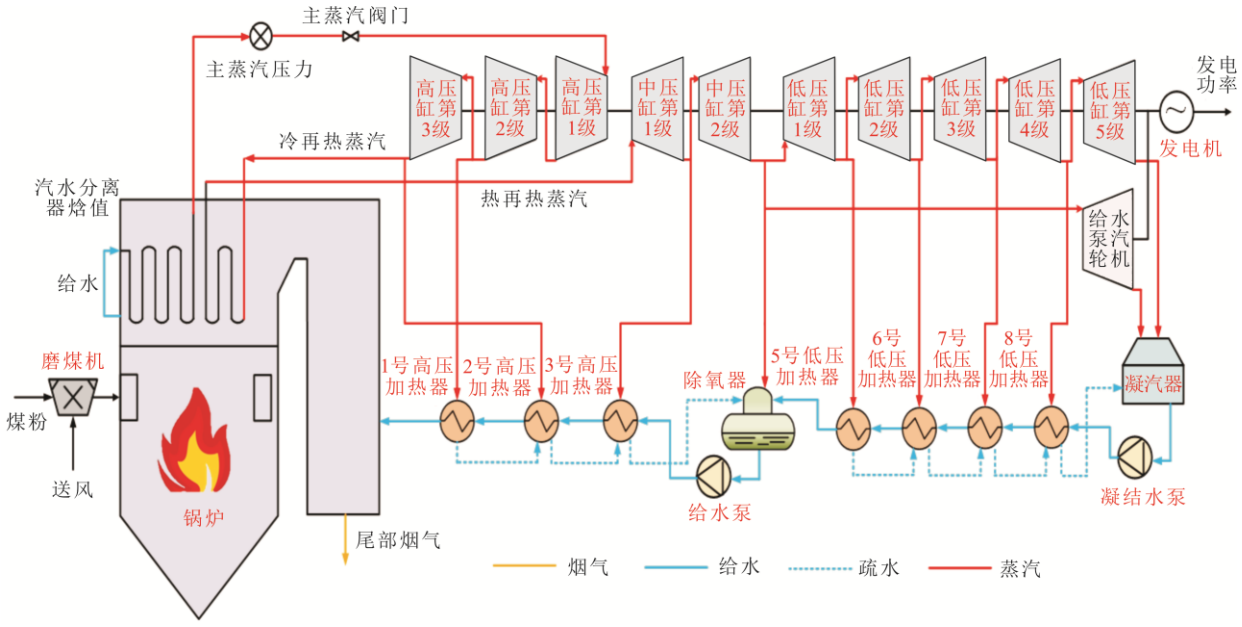


图 1　1 000 MW 超超临界燃煤发电机组结构示意

Fig.1 Structural diagram of a 1 000 MW ultra-supercritical coal-fired power generating unit

机炉协调系统是燃煤发电机组协同锅炉、汽轮机出力，对外追踪 AGC 指令，对内保证机组安全、高效运行的关键。干态运行条件下，机组协调系统通过合理调节给煤量 u_B、给水流量 D_{fw} 和汽轮机调节阀开度 θ 3 个主要输入变量 $\boldsymbol{u}$，对主蒸汽压力 p_{st}、汽水分离器出口蒸汽焓值 h_m 和发电功率 N_e 3 个关键输出变量 $\boldsymbol{y}$ 进行控制调整。典型工况下机组机炉协调系统的主要运行参数见表 1。Chen 等人[21]已采用机理建模方法，建立了该超超临界燃煤发电机组机炉协调系统完整动态机理仿真模型，并利用实际运行数据完成了验证。该仿真平台将为本文 PINN 建模和验证提供数据支撑。

表 1 典型负荷工况下机组机炉协调系统的主要运行参数
Tab.1 Main operating parameters of the unit's boiler-turbine coordination system under typical load conditions

参数	100% BRL	75% BRL	50% BRL
发电功率/MW	998.22	745.04	494.82
主蒸汽压力/MPa	25.00	18.41	12.25
汽水分离器出口蒸汽焓值/(kJ·kg^{-1})	2 667.81	745.05	494.83
燃料量/(kg·s^{-1})	92.76	70.49	48.75
主蒸汽阀门开度	0.80	0.75	0.70
给水流量/(kg·s^{-1})	785.00	565.98	369.63

2 物理信息神经网络机炉协调系统建模方法

图 2 展示了本文所提出的燃煤发电机组机炉协调系统 PINN 建模思路。PINN 模型以前馈神经网络（FNN）为基本框架，根据机炉协调系统的输入变量 $\boldsymbol{u}(t)$，对输出变量 $\boldsymbol{y}(t)$进行预测。为表征各变量间的动态关联，选取进入炉膛煤量 r_{B}、汽水分离器出口蒸汽压力 p_{m} 和焓值 h_{m} 作为反映系统运行状态的变量 $\boldsymbol{x}$，使用上一时刻的状态 $\boldsymbol{x}(t-1)$输入神经网络对当前的状态 $\boldsymbol{x}(t)$进行估计，通过反馈迭代实现模型对系统未来输出的多步预测。

为提升模型的准确性、鲁棒性及物理一致性，将机组能质转换的基本动态规律以物理约束式监督策略融入神经网络的训练框架。该策略通过计算预测状态及输出变量与机组动态机理方程的偏差构建物理损失项。将物理损失项纳入神经网络的损失函数中，通过反向传播算法更新网络参数，实现“数据驱动拟合”与“过程物理约束”的协同优化。

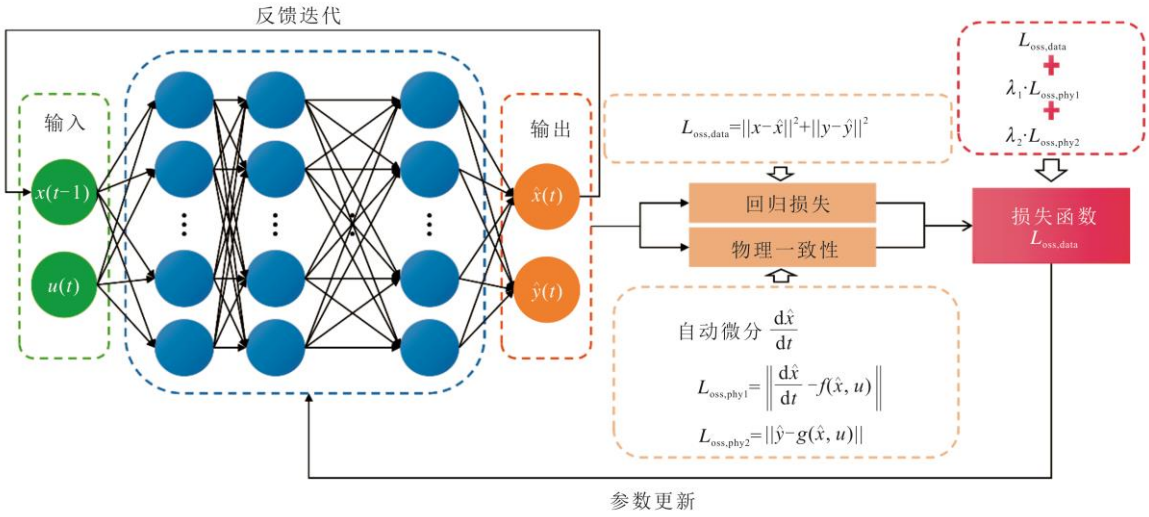


图 2 本文所提物理信息神经网络框架
Fig.2 Schematic diagram of framework of the proposed physics-informed neural network

2.1 神经网络基本框架

本文选择常规前馈神经网络作为 PINN 的基本框架。该神经网络由输入层、若干隐含层及输出层顺序连接而成，信息逐层前向传播。给定输入向量 $\boldsymbol{I}=[\boldsymbol{x}(t-1), \boldsymbol{u}(t)]$，第$l$层的前向传播过程可表述为：

$$z_l = \boldsymbol{W}_l a_{l-1} + \boldsymbol{b}_l \tag{1}$$

$$a_l = f_l(z_l) \tag{2}$$

式中：z_l 为第 l 层的加权输入；$\boldsymbol{W}_l$ 和 $\boldsymbol{b}_l$ 分别为第 l 层权重矩阵和偏置向量；f_l 为第 l 层的非线性激活函数；a_l 为第 l 层的输出。对于 L 层网络，其整体输入输出 $\boldsymbol{o}=[\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{y}(t)]$映射可表示为：

$$\hat{\boldsymbol{o}} = f_L(\boldsymbol{W}_L f_L(\cdots f_l(\boldsymbol{W}_l I + \boldsymbol{b}_l)\cdots) + \boldsymbol{b}_L) \tag{3}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{o}}$ 为预测输出。网络通过最小化损失函数 $L_{\mathrm{oss}}(\boldsymbol{o}, \hat{\boldsymbol{o}})$进行训练，采用误差反向传播算法计算梯度并更新参数。

2.2 机炉协调系统物理规律获取

机炉协调系统主要包含制粉系统、锅炉汽水系统和汽轮机系统等关键模块。制粉系统的作用是将原煤磨制成细度合格的煤粉输送至锅炉燃烧器，整个过程存在较大输送延迟和磨煤惯性，为此，建立如下一阶惯性叠加纯延迟环节模型，用于表征制粉动态：

$$r_{\mathrm{B}} = \frac{\mathrm{e}^{-\tau s}}{c_0 s + 1} u_{\mathrm{B}} \tag{4}$$

式中：r_{B}、τ、c_0、u_{B} 分别为进入锅炉煤粉量、迟延时间、制粉惯性和煤量指令；s 为拉普拉斯算子。锅

炉汽水系统的总吸热量 Q 与入炉煤量相关，计算公式为[22]：

$$Q = k_0 r_{\mathrm{B}} \tag{5}$$

式中：k_0 为煤粉的有效放热系数。

汽水系统包含省煤器、水冷壁、过热器等受热面，是系统热质传递的主要设备。汽水分离器中工质焓值是直流锅炉汽水系统中可直观反映煤水比的信号，因此选择汽水分离器中工质参数作为受热段模型的集总参数。工质吸热过程的质量和能量守恒方程可以表示为[23]：

$$\frac{\mathrm{d}\rho_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} = \frac{1}{V}(D_{\mathrm{fw}} - D_{\mathrm{s}}) \tag{6}$$

$$\frac{\mathrm{d}\rho_{\mathrm{m}} h_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} = \frac{1}{V}(D_{\mathrm{fw}} h_{\mathrm{fw}} - D_{\mathrm{s}} h_{\mathrm{s}} + Q) \tag{7}$$

式中：ρ_{m} 为分离器出口蒸汽密度；V 为受热面容积；D_{fw} 为给水流量；D_{s} 为过热器出口蒸汽流量；h_{m} 为分离器出口蒸汽焓值；h_{fw} 为给水焓值；h_{s} 为过热器出口蒸汽焓值。

式(7)可进一步整理为用工质压力、焓值表达的形式：

$$b_{11}\frac{\mathrm{d}p_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} + b_{12}\frac{\mathrm{d}h_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} = D_{\mathrm{fw}} - D_{\mathrm{s}} \tag{8}$$

$$b_{21}\frac{\mathrm{d}p_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} + b_{22}\frac{\mathrm{d}h_{\mathrm{m}}}{\mathrm{d}t} = D_{\mathrm{fw}} h_{\mathrm{fw}} - lD_{\mathrm{s}} h_{\mathrm{m}} + Q \tag{9}$$

$$b_{11} = V\frac{\partial\rho_{\mathrm{m}}}{\partial p_{\mathrm{m}}} \tag{10}$$

$$b_{12} = V\left(h_{\mathrm{m}}\frac{\partial\rho_{\mathrm{m}}}{\partial h_{\mathrm{m}}}\right) \tag{11}$$

$$b_{21} = V\left(h_{\mathrm{m}}\frac{\partial\rho_{\mathrm{m}}}{\partial p_{\mathrm{m}}} - 1\right) \tag{12}$$

$$b_{22} = V\left(\rho_{\mathrm{m}} + h_{\mathrm{m}}\frac{\partial\rho_{\mathrm{m}}}{\partial h_{\mathrm{m}}}\right);\ l = \frac{h_{\mathrm{s}}}{h_{\mathrm{m}}} \tag{13}$$

式中：p_{m} 为分离器出口蒸汽压力。

喷水减温器体积相对较小，忽略动态变化过程，其质量和能量平衡方程用代数方程简化表示：

$$D_{\mathrm{s}} + D_{\mathrm{sw}} = D_{\mathrm{st}} \tag{14}$$

$$D_{\mathrm{s}} h_{\mathrm{s}} + D_{\mathrm{sw}} h_{\mathrm{sw}} = D_{\mathrm{st}} h_{\mathrm{st}} \tag{15}$$

式中：D_{sw} 为减温水流量；D_{st} 为主蒸汽流量；h_{sw} 为减温水焓值；h_{st} 为主蒸汽焓值。

汽轮机系统包含高、中、低压缸以及给水回热系统。进入汽轮机的蒸汽流量计算公式[24]为：

$$D_{\mathrm{st}} = \lambda\theta p_{\mathrm{st}}^{1-a}\rho_{\mathrm{st}}^{a} \tag{16}$$

式中：λ为阀门系数；θ为主蒸汽阀门开度；p_{st} 为主蒸汽压力；ρ_{st} 为主蒸汽密度；α为主蒸汽过热度系数。汽轮机输出功率 N_{e} 可表示为[25]：

$$N_{\mathrm{e}} = k_1(D_{\mathrm{st}} h_{\mathrm{st}} - D_{\mathrm{st}} h_{\mathrm{sw}}) \tag{17}$$

式中：k_1 为汽轮机能量转化效率系数。

对式(4)—式(13)进行整理归纳后，可获得如下由微分方程和代数方程组成的机炉协调系统非线性状态空间模型：

$$\begin{cases}\dfrac{\mathrm{d}\boldsymbol{x}}{\mathrm{d}t} = f(\boldsymbol{x},\boldsymbol{u}) \\ \boldsymbol{y} = g(\boldsymbol{x},\boldsymbol{u})\end{cases} \tag{18}$$

式中：输入变量 $\boldsymbol{u}$=[u_{B}, D_{fw}, μ_{t}]、状态变量 $\boldsymbol{x}$=[r_{B}, p_{m}, h_{m}]、输出变量 $\boldsymbol{y}$=[p_{st}, h_{m}, N_{e}]，与神经网络模型的输入、状态、输出保持一致。

2.3 物理信息嵌入

将上述机炉协调系统的物理规律嵌入神经网络的损失函数作为机理约束，以提升神经网络的可解释性与可靠性。物理信息网络的损失函数由数据驱动部分的损失函数 $L_{\mathrm{oss,data}}$ 和机理驱动部分的损失函数 $L_{\mathrm{oss,phy}}$ 组合而成。数据驱动部分的损失函数用于衡量模型预测结果与实际数据的差异，本文采用均方误差（mean square error，MSE）δ_{MSE} 表征：

$$L_{\mathrm{oss,data}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\hat{\boldsymbol{o}}_{\mathrm{i}} - \boldsymbol{o}_{\mathrm{i}}\right|^2 \tag{19}$$

式中：N 表示参与计算损失的样本数量。

与机炉协调系统物理规律式(18)契合，物理规律机理驱动部分损失函数包含微分方程损失函数 $L_{\mathrm{oss,phy1}}$ 和代数方程损失函数 $L_{\mathrm{oss,phy2}}$，分别为：

$$L_{\mathrm{oss,phy1}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}}{\mathrm{d}t} - f(\hat{\boldsymbol{x}},\boldsymbol{u})\right|^2 \tag{20}$$

$$L_{\mathrm{oss,phy2}} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\hat{\boldsymbol{y}} - g(\hat{\boldsymbol{x}},\boldsymbol{u})\right|^2 \tag{21}$$

式中：$\dfrac{\mathrm{d}\hat{\boldsymbol{x}}}{\mathrm{d}t} - f(\hat{\boldsymbol{x}},\boldsymbol{u})$ 为微分方程的网络逼近残差，表征神经网络动态性能与过程机理的一致性；$\hat{\boldsymbol{y}} - g(\hat{\boldsymbol{x}},\boldsymbol{u})$ 为代数方程的网络逼近残差，表征神经网络静态性能与过程机理的一致性。

整体物理信息神经网络的损失函数 L_{oss} 设计为：

$$L_{\mathrm{oss}} = L_{\mathrm{oss,data}} + \lambda_1 \cdot L_{\mathrm{oss,phy1}} + \lambda_2 \cdot L_{\mathrm{oss,phy2}} \tag{22}$$

式中：λ_1 和λ_2 均为物理信息损失权重，用于平衡数据驱动部分和物理模型驱动部分的损失。

3 物理信息神经网络训练

3.1 训练数据采集及预处理

本文以文献[21]建立的燃煤发电机炉协调系统

动态机理模型为验证平台，开展数据采集及 PINN 模型的辨识与测试研究。为确保样本覆盖机组常见的负荷工况及升降负荷典型场景，在 50%~100%工况下运行机理模型，采集可反映机组变工况动态特性的输入、状态和输出变量数据，用于 PINN 建模。

考虑模型各相关变量间数量级差异显著，采用如式(23)所示的 *Z*-Score 归一化方法对数据进行标准化处理，将其映射至零均值、单位方差的分布区间，以消除不同物理量纲对 PINN 训练的干扰：

$$V_{\text{alue,norm}}=\frac{V_{\text{alue}}-\mu}{\sigma} \tag{23}$$

式中：V_{alue} 为原始数据值；$V_{\text{alue,norm}}$ 为归一化值；μ 和 σ 分别为数据集的均值和标准差。

3.2 神经网络设置

物理信息神经网络采用基本的深度全连接架构，设置多个隐含层，所有隐含层都采用双曲正切函数作为激活函数，输出层采用线性激活函数。隐含层的神经元数量采用“先升后降”的对称结构，通过调整架构超参数，确定了 3 层隐含层，神经元个数分别为 32、64、32 的网络结构，兼顾网络的非线性表征能力和训练过程的数值稳定性。

采用 SGD 优化器进行物理信息神经网络的训练，初始学习率设为 0.001，采用余弦退火策略实施学习率衰减。为了防止过拟合，实时监测训练损失和验证损失，当验证损失在预设迭代次数后无改善则终止训练，从而提升训练效率和模型可靠性。

3.3 评价指标

采用以下 2 个统计指标评估模型预测结果[26]。

3.3.1 决定性系数

决定性系数（R^2），体现了模型对实验数据的适应性。R^2 的值越接近 1，模型对实验数据的拟合度就越高。R^2 被定义为：

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{N}(o_i-\hat{o}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(o_i-\bar{o})^2} \tag{24}$$

式中：N 为样本量；$\bar{o}$ 为所有测试样本实测平均值。

3.3.2 均方根误差

均方根误差（root mean square error，RMSE）δ_{RMSE} 表示模型与数据的绝对拟合能力，其计算公式为：

$$\delta_{\text{RMSE}}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(o_i-\hat{o}_i)^2} \tag{25}$$

4 模型验证

为了验证本文所提 PINN 模型在预测准确性和泛化能力方面的性能，分别在训练集数据充足和数据稀缺的情况下开展模型训练，并与不考虑物理规律嵌入的常规 FNN 方法进行性能对比。FNN 神经网络与 PINN 的神经网络结构与学习参数设置完全一致。

4.1 数据充足场景下模型性能分析

为验证数据充足场景下 PINN 的预测性能，将覆盖机组 50%~100%运行工况的完整数据集按照 70%、15%、15%的比例随机划分为训练集、验证集和测试集。图 3 和表 2 展示了 PINN 和 FNN 模型单步预测的结果。单步预测利用当前时刻的实际数据对下一时刻的机组输出进行预测，重点评估模型在不同输入条件下学习过程特征的能力。

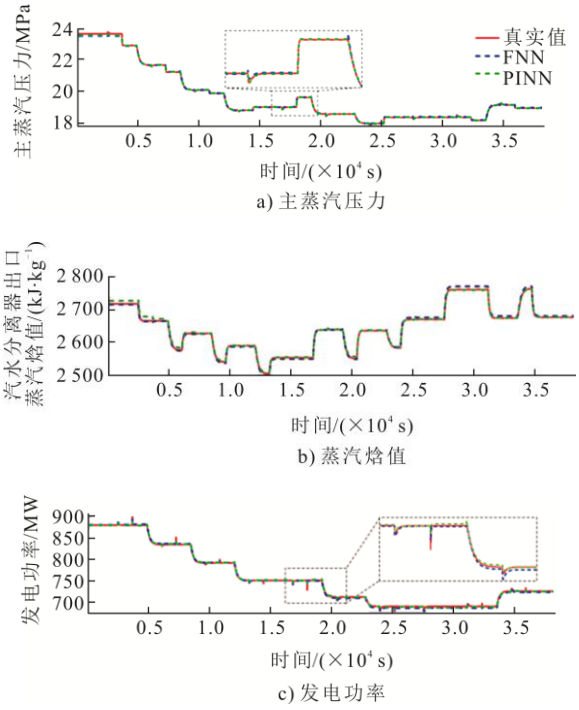


图 3 数据充足场景下 PINN 和 FNN 的单步预测性能对比
Fig.3 Comparison of single-step prediction performance between PINN and FNN in data-sufficient scenarios

图 3 所示的主蒸汽压力、汽水分离器出口蒸汽焓值、发电功率单步预测结果表明，FNN 与 PINN 模型均展现出良好的特征学习能力，预测曲线整体上能够较好地跟踪实际值变化趋势。其中，PINN 在各输出变量上都表现出更好的预测精度，尤其在运行工况动态变化过程中，可准确跟随实际曲线的升降拐点，预测误差较小。

表 2 的评价指标结果显示，所提出的 PINN 模

型与 FNN 模型的 R^2 指标相近，都达到 0.99 以上，但均方根误差指标明显降低，尤其是发电负荷的均方根误差相比 FNN 减小近 50%，体现出 PINN 模型更高的预测准确性和可靠性。

表 2 数据充足场景下 PINN 和 FNN 的单步预测性能指标对比

Tab.2 Comparison of single-step prediction performance metrics between PINN and FNN in data-sufficient scenarios

神经网络模型	指标	主蒸汽压力	汽水分离器出口蒸汽焓值	发电负荷
FNN	R^2	0.999 2	0.995 5	0.998 7
	δ_{RMSE}	0.048 2	4.442 5	2.309 6
PINN	R^2	0.999 7	0.996 5	0.999 6
	δ_{RMSE}	0.030 8	3.941 9	1.281 6

图 4 和表 3 展示了 PINN 与 FNN 模型的多步预测性能对比结果。与单步预测不同，多步预测采用递归方式，将先前的预测状态作为后续步骤的输入，能够更全面地评估模型捕捉非线性过程行为的能力，并反映预测误差在实际闭环应用中的传播特性。准确的多步预测对于机组负荷升降过程中的优化控制至关重要。

图 4 所示的主蒸汽压力、汽水分离器出口蒸汽焓值、发电功率多步预测结果表明，由于网络预测误差累积，多步预测误差明显高于单步预测结果。FNN 模型整体跟踪精度偏低，部分时段的主蒸汽压力预测出现局部趋势偏离的问题，汽水分离器出口蒸汽焓值预测存在明显的跟踪滞后性，发电功率预测则在动态工况下表现出显著的响应延迟。相比之下，PINN 模型预测结果在整个预测时域内仍能与实际值保持趋势一致并维持较高的跟踪精度。表 3 的评价指标进一步量化验证了这一结论。FNN 模型的多步预测性能显著降低，尤其是汽水分离器出口蒸汽焓值，FNN 模型 R^2 指标仅为 0.947 6，均方根误差为 15.217 8。而所提出的 PINN 模型仍保持了较高预测性能，所有参数的 R^2 指标仍稳定在 0.99 以上，充分体现出 PINN 模型在多步预测场景下更优的准确性与可靠性。

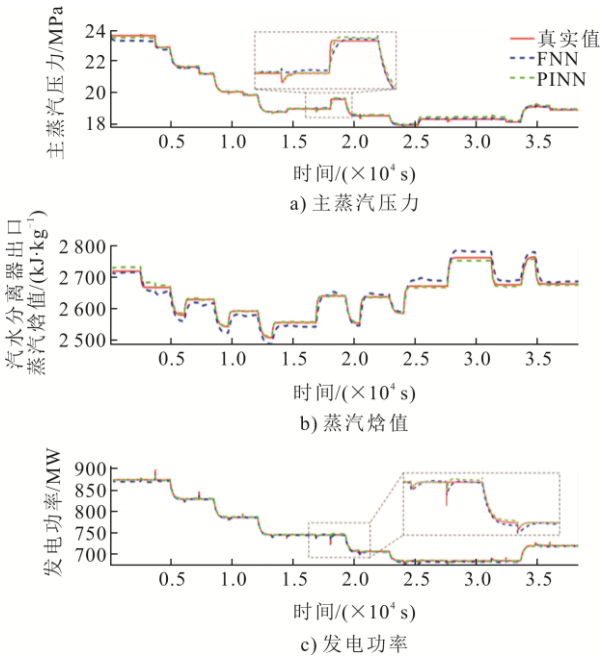


图 4 数据充足场景下 PINN 和 FNN 的多步预测性能对比

Fig.4 Comparison of multi-step prediction performance between PINN and FNN in data-sufficient scenarios

表 3 数据充足场景下 PINN 和 FNN 多步预测性能指标对比

Tab.3 Comparison of multi-step prediction performance metrics between PINN and FNN in data-sufficient scenarios

神经网络模型	指标	主蒸汽压力	汽水分离器出口蒸汽焓值	发电负荷
FNN	R^2	0.995 8	0.947 6	0.998 6
	δ_{RMSE}	0.112 1	15.217 8	2.411 9
PINN	R^2	0.997 6	0.991 9	0.999 6
	δ_{RMSE}	0.084 6	5.995 1	1.363 3

4.2 数据稀缺场景下模型性能分析

在实际应用中，覆盖所有工况的优质数据常难以完全获得，使得数据驱动模型难以充分发挥自身的学习能力，模型准确性和可靠性受限。因此，本节验证 PINN 模型在数据稀缺场景下的性能，从覆盖 50%~100%运行工况的 200 组完整数据集中选取 60 组工况用于模型训练，仅覆盖负荷区间为 80%~60%的降负荷工况和负荷区间为 60%~70%的升负荷工况。图 5 对比了 FNN 和 PINN 模型在训练数据稀缺场景下的多步预测结果。图 5 中，第 1 组—第

60 组工况数据为训练数据，FNN 模型对主蒸汽压力、汽水分离器出口蒸汽焓值和发电功率的均方根误差的相对误差都小于 0.75%，而 PINN 模型的均方根误差的相对误差都小于 0.25%，表明有限训练数据在 2 种模型中均得到了有效利用。第 61 组—第 200 组工况中涉及训练数据中未观测的工况，其预测结果体现出了模型在训练数据覆盖不全情况下的泛化性能。结果显示，FNN 模型在未观测工况下的预测误差大幅跃升，难以做出准确预测。相比之下，PINN 模型仍表现出持续较低的预测误差，主蒸汽压力的均方根误差的相对误差低于 1%，汽水分离器出口蒸汽焓值和发电功率的均方根误差的相对误差都低于 0.75%。对比结果表明，通过在未观测区域强制物理一致性，PINN 模型改善了模型外推性能，具有较好的泛化能力和模型可靠性。

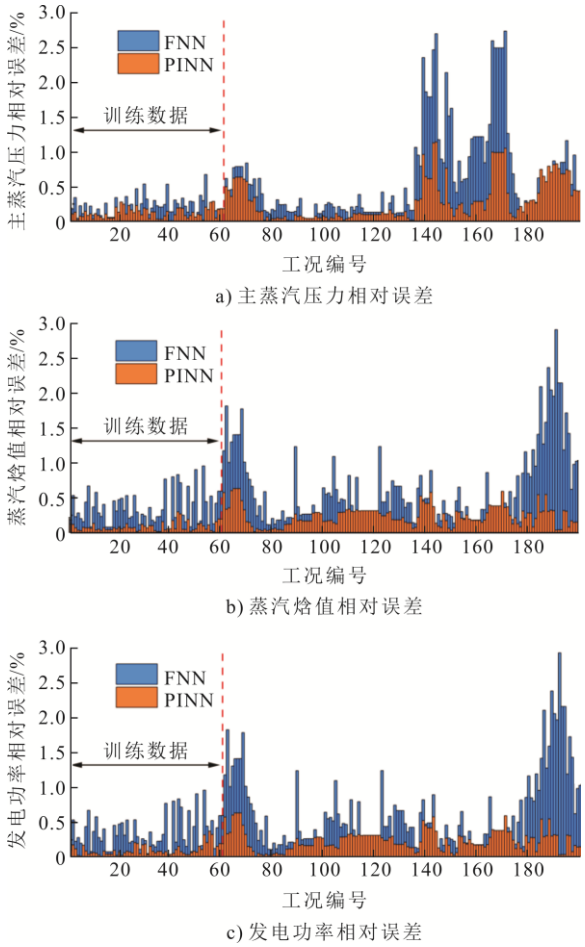


图 5 数据稀缺场景下 FNN 和 PINN 的预测误差对比
Fig.5 Comparison of prediction errors between FNN and PINN in data-scarce scenarios

5 结 论

本文提出一种基于物理信息神经网络的机炉协调系统建模方法，通过将机炉能质转换基本动态规律以损失函数形式嵌入神经网络训练过程，实现了预测精度与泛化性能的双重提升。与常规前馈神经网络的对比结果表明：

1）数据充足场景下，所提物理信息神经网络对主蒸汽压力、汽水分离器出口蒸汽焓值及发电功率的单步和多步预测 R^2 指标均高于 0.99，均方根误差指标显著低于常规前馈神经网络。

2）数据稀缺场景下，所提物理信息神经网络仍维持较高的预测精度，主蒸汽压力多步预测的均方根误差指标相对误差低于 1%，汽水分离器出口蒸汽焓值与发电功率多步预测的均方根误差指标相对误差低于 0.75%，性能显著优于常规前馈神经网络，表明其具有较好的可靠性和泛化能力。

[参 考 文 献]

[1] 中国电力企业联合会. 中国电力行业年度发展报告 2023[R]. 北京: 中国建材工业出版社, 2023: 20.
China Electricity Council. Annual development report of China's electric power industry 2023[R]. Beijing: China Building Materials Industry Press, 2023: 20.

[2] 金志远, 李胜男, 谭鹏, 等. 基于长短时记忆神经网络的锅炉多参数协同预测模型[J]. 热力发电, 2021, 50(5): 120.
Jin Z Y, Li S N, Tan P, et al. Multi-parameter collaborative prediction model of boilers based on long-short-term memory neural network[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(5): 120.

[3] 国家能源局. 《新一代煤电升级专项行动实施方案(2025—2027 年)》[EB/OL]. (2025-03-26) [2025-12-12]. https://www.ndrc.gov.cn/xwdt/tzgg/202504/t20250414_1397187_ext.html.
National Energy Administration of the People's Republic of China. Implementation plan for the special action on upgrading the new-generation coal-fired power (2025—2027)[EB/OL]. (2025-03-26) [2025-12-12]. https://www.ndrc.gov.cn/xwdt/tzgg/202504/t20250414_1397187_ext.html.

[4] 张翔. 基于燃煤机组全流程机理建模的关键状态在线监测及热经济性优化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018: 15.
Zhang X. Online monitoring of the key state variables and thermal economy optimization based on the whole process mechanism modeling for the coal-fired power plants[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018: 15.

[5] 周飞燃, 曾德良, 胡勇. 基于神经网络预测的主蒸汽温度控制方法研究[J]. 热能动力工程, 2024, 39(10): 148.
Zhou F R, Zeng D L, Hu Y. Research on main steam temperature control method based on neural network prediction[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(10): 148.

[6] 李胜男, 谭鹏, 饶德备, 等. 融合数据与机理的燃煤发电机组协调系统建模[J]. 工程热物理学报, 2022, 43(1): 19.
Li S N, Tan P, Rao D B, et al. Modeling of coal-fired

generating unit coordination system with data and mechanism[J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(1): 19.

[7] Astrom K J, Eklund K. A simplified non-linear model of a drum boiler-turbine unit[J]. International Journal of Control, 1972, 16(1): 145.

[8] Bell R D, Astrom K J. A low order nonlinear dynamic model for drum boiler-turbine-alternator units[M]. Lund Institute of Technology, Department of Automatic Control, 1979: 5.

[9] Mello De F P. Boiler models for system dynamic performance studies[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1991, 6(1): 66.

[10] 田亮, 曾德良, 刘吉臻, 等. 简化的 330 MW 机组非线性动态模型[J]. 中国电机工程学报, 2004, 24(8): 183.
Tian L, Zeng D L, Liu J Z, et al. A simplified non-linear dynamic model of 330 MW unit[J]. Proceedings of the CSEE, 2004, 24(8): 183.

[11] Liu X J, Kong X B, Hou G L, et al. Modeling of a 1 000 MW power plant ultra super-critical boiler system using fuzzy-neural network methods[J]. Energy Conversion and Management, 2013, 65: 518.

[12] 骆东阳. 基于深度神经网络的机炉协调系统建模研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019: 18.
Luo D Y. Research on the modeling of boiler turbine coordination system based on deep neural network[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2019: 18.

[13] 吴林峰, 孟瑜炜, 俞荣栋, 等. 基于 PSO 优化与深度信念网络的机炉协调系统建模研究[J]. 浙江电力, 2020, 39(9): 60.
Wu L F, Meng Y W, Yu R D, et al. Research on boiler-turbine coordinated control system modeling based on PSO optimization and deep belief network[J]. Zhejiang Electric Power, 2020, 39(9): 60.

[14] Sha P, Zhang Y, Wu X, et al. Modeling of propane thermal cracking process via physics-informed neural networks with process-consistent constraints[J]. Energy, 2025, 333: 137561.

[15] Raissi M, Perdikaris P, Karniadakis G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations[J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686.

[16] Bragone F, Morozovska K, Hilber P, et al. Physics-informed neural networks for modelling power transformer's dynamic thermal behavior[J]. Electric Power Systems Research, 2022, 211: 108447.

[17] Xiao M, Hu C, Wu Z. Modeling and predictive control of nonlinear processes using transfer learning method[J]. AIChE Journal, 2023, 69(7): 1.

[18] Xiao M, Wu Z. Modeling and control of a chemical process network using physics informed transfer learning[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2023, 62: 17216.

[19] Gokhale G, Claessens B, Develder C. Physics informed neural networks for control oriented thermal modeling of buildings[J]. Applied Energy, 2022, 314: 118852.

[20] Kohtz S, Xu Y, Zheng Z, et al. Physics-informed machine learning model for battery state of health prognostics using partial charging segments[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 172: 109002.

[21] Chen X H, Shi Z Y, Zhang Z T, et al. Dynamic modeling and comprehensive analysis of an ultra-supercritical coal-fired power plant integrated with post-combustion carbon capture system and molten salt heat storage[J]. Energy, 2024, 308: 132961.

[22] Liu J, Yan S, Zeng D, et al. A dynamic model used for controller design of a coal fired once-through boiler-turbine unit[J]. Energy, 2015, 93: 2069.

[23] Lawal A, Wang M, Stephenson P, et al. Demonstrating full-scale post-combustion CO_2 capture for coal-fired power plants through dynamic modelling and simulation[J]. Fuel, 2012, 101: 115.

[24] Zhao H, Shen J, Li Y, et al. Coal-fired utility boiler modelling for advanced economical low-NO combustion controller design[J]. Control Engineering Practice, 2017, 58: 127.

[25] 闫姝. 超超临界机组非线性控制模型研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2013: 23.
Yan S. A non-linear control model of ultra-supercritical unit[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013: 23.

[26] 任少君, 朱保宇, 翁琪航, 等. 基于物理信息神经网络的燃煤锅炉 NO_x 排放浓度预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2024, 44(20): 8157.
Ren S J, Zhu B Y, Weng Q H, et al. Forecasting method for NO_x emission in coal fired boiler based on physics-informed neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(20): 8157.

（责任编辑　杜亚勤）