

1-20-2024

## Recursive Subspace-based Model Refinement Method for Digital Twin of Thermal Power Unit

Yanbo Zhao

*School of Automation Science & Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China,*  
zhaoyb@stuxjtu.edu.cn

Yuanli Cai

*School of Automation Science & Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China,*  
ylicai@mail.xjtu.edu.cn

Huaizhong Hu

*School of Automation Science & Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China*

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).

---

# Recursive Subspace-based Model Refinement Method for Digital Twin of Thermal Power Unit

## Abstract

**Abstract:** Due to factors such as simplified assumptions or equipment characteristic deviation, modeling errors are inevitable in the mechanism modeling of thermal power units. To deal with the problem, this paper proposes a novel model refinement method based on recursive subspace for the digital twin of thermal power units. Firstly, the digital twin models are built based on mechanism analysis and combined with small sample data of typical conditions, ensuring interpretability and generalization performance. Secondly, based on the recursive subspace identification method, the refinement model is built and updated online in real time to compensate for the modeling error, improving the prediction accuracy and ensuring the high fidelity of the overall digital twin model. Finally, simulation results validate the effectiveness of the proposed method.

## Keywords

digital twin, thermal power unit, model refinement, subspace identification, data driven

## Recommended Citation

Zhao Yanbo, Cai Yuanli, Hu Huaizhong. Recursive Subspace-based Model Refinement Method for Digital Twin of Thermal Power Unit[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 195-202.

# 基于递推子空间的机组数字孪生模型预测精度优化方法

赵彦博, 蔡远利\*, 胡怀中

(西安交通大学 自动化学院, 陕西 西安 710049)

**摘要:** 由于机理分析的简化假设条件或设备实际运行中参数特性偏移等因素, 导致机理建模不可避免存在模型误差。针对该问题, 提出一种基于递推子空间的火电机组数字孪生模型预测精度优化方法。分析机组关键设备的运行机制, 结合典型工况小样本数据, 建立火电机组的全设备多工况非线性动态机理模型, 确保数字孪生系统模型具有较好的可解释性与泛化性能; 基于递推子空间辨识方法, 建立预测精度优化模型并实时进行在线更新, 补偿机理模型产生的误差, 提高整体模型的预测精度, 保证数字孪生模型的高保真性。仿真实验验证了所提方法的有效性。

**关键词:** 数字孪生; 火电机组; 模型预测精度优化; 子空间辨识; 数据驱动

中图分类号: TP391.9; TP11 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)01-0195-08

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-0989

**引用格式:** 赵彦博, 蔡远利, 胡怀中. 基于递推子空间的机组数字孪生模型预测精度优化方法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(1): 195-202.

**Reference format:** Zhao Yanbo, Cai Yuanli, Hu Huaizhong. Recursive Subspace-based Model Refinement Method for Digital Twin of Thermal Power Unit[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(1): 195-202.

## Recursive Subspace-based Model Refinement Method for Digital Twin of Thermal Power Unit

Zhao Yanbo, Cai Yuanli\*, Hu Huaizhong

(School of Automation Science &amp; Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Due to factors such as simplified assumptions or equipment characteristic deviation, modeling errors are inevitable in the mechanism modeling of thermal power units. To deal with the problem, this paper proposes a novel model refinement method based on recursive subspace for the digital twin of thermal power units. *Firstly, the digital twin models are built based on mechanism analysis and combined with small sample data of typical conditions, ensuring interpretability and generalization performance. Secondly, based on the recursive subspace identification method, the refinement model is built and updated online in real time to compensate for the modeling error, improving the prediction accuracy and ensuring the high fidelity of the overall digital twin model. Finally, simulation results validate the effectiveness of the proposed method.*

**Keywords:** digital twin; thermal power unit; model refinement; subspace identification; data driven

## 0 引言

火电机组属于设备种类众多且生产过程相互

耦合的复杂系统, 呈现出大惯性、大延迟、非线性和强耦合等特点<sup>[1]</sup>。传统的仿真系统在保真度和快速性上均存在一定的局限性。此外, 传统的仿

收稿日期: 2022-08-22 修回日期: 2022-11-01

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFB1700100)

第一作者: 赵彦博(1993-), 男, 博士生, 研究方向为数字孪生。E-mail: zhaoyb@stuxjtu.edu.cn

通讯作者: 蔡远利(1963-), 男, 教授, 博导, 博士, 研究方向为制导与控制、复杂系统建模与仿真、智能工厂等。

E-mail: ylicai@mail.xjtu.edu.cn

真系统模型对物理设备的在线学习与自适应能力较差。

数字孪生通过构建虚拟高保真模型,利用通信网络与相对应物理设备进行实时交互,是物理工厂在信息空间的等价映射,反映了物理工厂的全生命周期过程,可以实现对物理工厂的在线学习与参数自适应估计<sup>[2-5]</sup>。因此,构建面向火电机组的数字孪生系统,能够为改善机组控制性能、优化生产策略、预测设备健康状态、提高机组能效以及降低碳排放等提供坚实基础和强大支撑。其中,如何建立火电机组的虚拟高保真动态模型是数字孪生系统中的关键环节与核心问题之一。

目前,火电机组的建模方法主要分为机理建模与数据建模两大类。一方面,针对火电机组生产设备进行机理分析与建模,不可避免地需要相关简化假设条件,包括设备结构简化假设、工质状态简化假设以及设备参数集总简化假设等,导致所建立模型存在误差,使得模型的预测准确性不理想<sup>[6]</sup>。另一方面,采用数据驱动的建模方法,如利用支持向量机构建锅炉燃烧模型<sup>[7]</sup>、通过RBF神经网络和带有局部支持函数的模糊神经网络建立1000 MW锅炉系统模型<sup>[8]</sup>,以及基于火电机组过程大数据的全工况自适应传递函数建模方法<sup>[9]</sup>等,都不同程度降低了模型预测误差。但是,数据模型的精度过度依赖数据质量,且缺乏机理公式规范参数之间的关系。数据量不足、数据噪声过大以及覆盖范围不全等因素,都会导致模型泛化性能下降,难以准确描述机组动态特性。

因此,单从机理分析或是数据驱动建立火电机组模型都具有一定局限性,无法满足孪生模型对于高保真性的要求。子空间辨识作为一种系统辨识方法<sup>[10-12]</sup>,仅根据系统的输入与输出数据,通过QR或SVD(singular value decomposition)分解等简单线性代数方法,不需要参数化、迭代优化以及系统结构的复杂先验知识,即可直接获得动态系统的状态空间模型<sup>[13-15]</sup>。考虑到实际系统存在各种扰动与参数特性偏移等因素,基于滚动数据窗

的递推子空间能够较好地实现模型对系统的在线自适应<sup>[16-18]</sup>。因此,以机理模型作为主模型,通过数据驱动方法对机理模型进行预测精度优化,是一种切实可行的解决方案。一方面,能够补偿机理建模误差,提高数字孪生模型的预测精度,另一方面,算法实现简单,无需复杂的学习与训练过程,能够大幅降低在线计算的复杂度。

## 1 问题描述

火电机组作为典型复杂系统,具有设备参数较多、非线性程度高、生产过程耦合性强等特点。基于机理分析,建立精确的机组数字孪生模型必定耗时较长且难度较大。因此,在机理建模过程中不可避免地需要若干简化假设条件,以忽略建模过程中机组的部分高阶动态特性(通常称之为未建模动态)。同时,机组设备在实际运行中难免发生特性偏移或性能衰退,导致模型与设备间出现偏差。

因此,对于实际火电机组,其模型结构可描述为

$$F(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = f_M(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + f_W(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + f_T(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}$ 为状态向量; $\mathbf{u}$ 为输入向量; $F(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为实际火电机组的非线性动态模型; $f_M(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为火电机组机理动态模型; $f_W(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为简化假设条件忽略的机组未建模动态; $f_T(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 为机组设备特性偏移导致的模型误差。

火电机组数字孪生模型的预测精度优化问题可描述为:通过建立误差模型,对 $f_W(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 和 $f_T(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 进行实时准确估计,有效补偿机理模型 $f_M(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 产生的误差,从而实现孪生模型 $F_D(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 对实际机组模型 $F(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 的高精度近似。

根据上述描述,本文的关键任务是:构建误差模型 $f_W^E(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 和 $f_T^E(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ ,实现对 $f_W(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 和 $f_T(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ 的实时准确估计,从而保证数字孪生模型的高保真性。类似于实际机组模型结构,孪生模型可表示为

$$F_D(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = f_M(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + f_W^E(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + f_T^E(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (2)$$

## 2 火电机组机理模型

参考文献[1]建立了火电机组非线性机理模型, 保证了数字孪生模型的可解释性与泛化性能。其离散时间状态空间模型为

$$\begin{cases} \mathbf{x}(k+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(k) + \mathbf{B}\mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k+1) = \mathbf{C}\mathbf{x}(k) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{x}$  为状态量;  $\mathbf{u}$  为控制量;  $\mathbf{y}$  为观测量;  $\mathbf{A}$ 、 $\mathbf{B}$  和  $\mathbf{C}$  分别为系统矩阵、控制矩阵和输出矩阵。其中,  $\mathbf{x} = [P_{\text{hpc}} \ \dot{P}_{\text{hpc}} \ \ddot{P}_{\text{hpc}} \ P_w \ \dot{P}_w \ \ddot{P}_w]^T$ ;

$$\mathbf{u} = [W_g \ \mu_{\text{hpc}}]^T; \quad \mathbf{y} = [P_{\text{hpc}} \ P_w]^T;$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ a_{61} & a_{62} & a_{63} & a_{64} & a_{65} & a_{66} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ b_{31} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

$$a_{31} = -\frac{K_D K_u \mu_{\text{hpc}}}{T_w T_B}, \quad a_{63} = \frac{K_H T_1 T_L \mu_{\text{hpc}}}{T_H T_1 T_L}, \quad a_{64} = -\frac{1}{T_H T_1 T_L} a_{32} = -\frac{K_B + T_D K_u \mu_{\text{hpc}} + T_w K_D K_u \mu_{\text{hpc}}}{T_w T_B}, \quad a_{65} = -\frac{T_H + T_1 + T_L}{T_H T_1 T_L}, \quad a_{33} = -\frac{T_w K_B + T_B + T_D T_w K_u \mu_{\text{hpc}}}{T_w T_B}, \quad a_{61} = \frac{(K_H + K_1 + K_L) \mu_{\text{hpc}}}{T_H T_1 T_L}, \quad a_{62} = \frac{(K_H T_1 + K_H T_L + K_1 T_L) \mu_{\text{hpc}}}{T_H T_1 T_L}, \quad a_{66} = -\frac{T_H T_L + T_H T_1 + T_1 T_L}{T_H T_1 T_L}, \quad b_{31} = \frac{K_q Q_{\text{net, ar}}}{T_w T_B}.$$

模型中相关变量和参数的释义如表1所示。

## 3 基于递推子空间的数字孪生模型预测精度优化方法

本文的研究工作是面向协调运行层建立整体火电机组的机理模型及预测精度优化模型。协调运行层的主要目的是使火电机组尽量快地响应电网负荷要求, 同时也能够保证主蒸汽压力的平稳运行, 使其不要在短时间内出现大幅波动, 达到

维持机组稳定安全运行的目的。换言之, 在协调运行层面, 主要关注给煤量和主蒸汽阀门开度对输出功率与主蒸汽压力的影响。因此, 本文将机组视为二输入二输出对象, 选取给煤量与主蒸汽阀门开度作为输入量, 主蒸汽压力和输出功率作为输出量, 表示为

$$\mathbf{u} = [W_g \ \mu_{\text{hpc}}]^T, \quad \mathbf{y} = [P_{\text{hpc}} \ P_w]^T$$

表1 变量及参数释义

Table 1 Definitions of variables

| 变量                   | 释义         |
|----------------------|------------|
| $W_g$                | 给煤量        |
| $\mu_{\text{hpc}}$   | 主蒸汽阀门开度    |
| $P_{\text{hpc}}$     | 主蒸汽压力      |
| $P_w$                | 输出功率       |
| $T_w$                | 水冷壁惯性时间常数  |
| $T_B$                | 锅炉惯性时间常数   |
| $K_D$                | 汽包比例系数     |
| $K_u$                | 汽包到过热器泄流系数 |
| $K_B$                | 锅炉比例系数     |
| $T_D$                | 汽包惯性时间常数   |
| $K_H$                | 高压缸比例增益    |
| $K_1$                | 中压缸比例增益    |
| $K_L$                | 低压缸比例增益    |
| $T_H$                | 高压缸惯性时间常数  |
| $T_1$                | 中压缸惯性时间常数  |
| $T_L$                | 低压缸惯性时间常数  |
| $K_q$                | 锅炉入口热量修正系数 |
| $Q_{\text{net, ar}}$ | 燃煤低位发热量    |

面向协调运行层, 本文基于递推子空间方法实现对  $f_w(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  和  $f_T(\mathbf{x}, \mathbf{u})$  的近似估计, 表示为

$$F_S(\mathbf{u}_S) = f_W^E(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + f_T^E(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \quad (4)$$

式中:  $F_S(\mathbf{u}_S)$  为预测精度优化模型;  $\mathbf{u}_S$  为输入量。

选取给煤量  $W_g$  与汽轮机阀门开度  $\mu_{\text{hpc}}$  为输入量, 即  $\mathbf{u}_S = [W_g \ \mu_{\text{hpc}}]^T$ ; 选取主蒸汽压力误差  $P_{\text{hpc}}^E$  和输出功率误差  $P_w^E$  为输出量, 即  $\mathbf{y}^E = [P_{\text{hpc}}^E \ P_w^E]^T$ 。其中,  $P_{\text{hpc}}^E = P_{\text{hpc}} - P_{\text{hpc}}^M$ ,  $P_w^E = P_w - P_w^M$ ,  $P_{\text{hpc}}$  和  $P_w$  分别为实际火电机组的主蒸汽压力值与输出功率值,  $P_{\text{hpc}}^M$  和  $P_w^M$  分别为火电机组机理模型预测的主蒸汽压力和输出功率。整



体精度优化流程如图1所示。

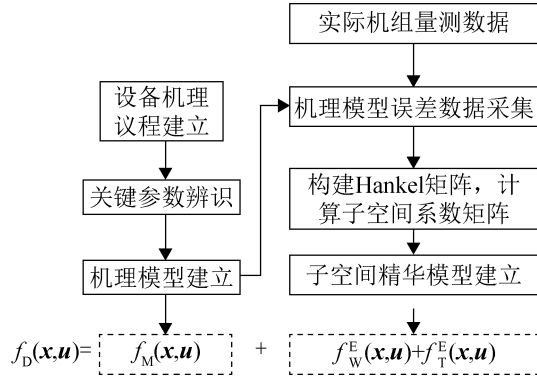


图1 基于递推子空间的孪生模型预测精度优化流程图  
Fig. 1 Recursive subspace-based model refinement method for digital twin of thermal power unit

首先，建立火电机组的机理模型，结合量测数据，得到模型误差数据；其次，构建Hankel矩阵，得到扩展可观测增量矩阵  $\Delta W_p = [\Delta Y_p \ \Delta U_p]^T$ 。下标p和f分别表示“过去”和“未来”<sup>[10]</sup>。再次，利用QR分解计算系数矩阵  $L_w$  和  $L_u$ <sup>[11]</sup>，并计算输出预测量

$$\hat{Y}_f = T_l L_w \Delta W_p + T_l L_u \Delta U_f + F_l y(k)$$

式中： $k$ 为当前时刻，下标 $l$ 为输出量维数； $y(k)$ 为当前时刻的输出量； $\hat{Y}_f$ 为预测输出量； $F_l$ 和 $T_l$ 为系数矩阵，分别表示为

$$F_l = [I_l \ I_l \ \cdots \ I_l]^T$$

$$T_l = \begin{bmatrix} I_l & 0 & \cdots & 0 \\ I_l & I_l & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ I_l & I_l & \cdots & I_l \end{bmatrix}$$

最后，根据实时输入与输出在线更新Hankel矩阵，更新规则为：删去原 $\Delta U$ 与 $\Delta Y$ 中的第一个元素，并将当前时刻输入输出的增量添加至末尾，保持总体数据元素个数不变，从而计算并得到新的观测增量矩阵  $\Delta W_p'$  与子空间系数矩阵  $L_w'$  和  $L_u'$ 。计算相应预测值  $\hat{Y}_f'$ ，并结合上一时刻的预测值  $\hat{Y}_f^{k-1}$  与当前时刻的  $y(k)$ ，计算式(5)：

$$\left| \hat{Y}_f'[1] - y(k) \right| < \left| \hat{Y}_f^{k-1}[1] - y(k) \right| \quad (5)$$

式中： $\hat{Y}_f'[1]$ 和 $\hat{Y}_f^{k-1}[1]$ 分别为更新预测序列  $\hat{Y}_f'$  和上一时刻预测序列  $\hat{Y}_f^{k-1}$  的第一个元素。若式(5)成

立说明更新后的模型更加精确，则将  $L_w$  和  $L_u$  的值替换为  $L_w'$  和  $L_u'$ ，否则， $L_w$  和  $L_u$  的值不更新。基于滚动数据窗的递推子空间算法的整体流程如算法1所示。

#### 算法1: 基于滚动数据窗的递推子空间算法

输入: 采样个数  $N$ ; 输入量维数  $m$ ; 输出量维数  $l$ ; 初始输入量数据集  $S_1$ ; 初始输出量数据集  $S_0$ ; 当前时刻输入量  $u(k)$  输出量  $y(k)$ ; 上一时刻预测输出量  $\hat{Y}_f^{k-1}$ ;

- (1) 初始化: 构建初始Hankel矩阵, 包括  $\Delta U_p$ 、 $\Delta U_f$ 、 $\Delta Y_p$  和  $\Delta Y_f$ ;
- (2) 计算扩展可观测增量矩阵  $\Delta W_p$ ;
- (3) 利用QR分解计算  $L_w$  和  $L_u$ ;
- (4) 计算输出预测量  $\hat{Y}_f$ ;
- (5) 根据当前时刻的输入  $u(k)$  与输出  $y(k)$ , 更新Hankel矩阵  $\Delta U_p$ 、 $\Delta U_f$ 、 $\Delta Y_p$  和  $\Delta Y_f$ ;
- (6) 重复步骤(2)至(4), 计算得到  $\Delta W_p'$ 、 $L_w'$ 、 $L_u'$  以及  $\hat{Y}_f'$ ;
- (7) if  $\left| \hat{Y}_f'[1] - y(k) \right| < \left| \hat{Y}_f^{k-1}[1] - y(k) \right|$   
 $L_w \leftarrow L_w'$ ;  
 $L_u \leftarrow L_u'$ ;  
 $\hat{Y}_f^{k-1} \leftarrow \hat{Y}_f'$ ;  
 else  
 $\hat{Y}_f^{k-1} \leftarrow \hat{Y}_f$ ;  
 end if
- (8) 返回预测输出量  $\hat{Y}_f^{k-1}$ ;

## 4 仿真结果及分析

选取子空间模型精度优化(subspace model refinement, SMR)、神经网络模型精度优化(artificial neural network model refinement, ANNMR)以及未进行精度优化(no model refinement, NOMR)等方法与本文所提出的递推子空间精度优化(recursive subspace model refinement, RSMR)方法进行仿真实验对比，并计算各个模型的预测误差指标(error index, EI)如平均预测误差(error of average, EA)、最大预测误差(error of maximum, EMAX)以及误差降幅(error of decrease, ED)。平均误差、最大误差和误差降幅的计算公式分别为

$$E_A = \frac{1}{N_s} \sum_{n_s=1}^{N_s} |y_i| \quad (6)$$

$$E_{MAX} = \max \left( y_i \{n_s\}_{n_s=1}^{N_s} \right) \quad (7)$$

$$E_D = (E_{NOMR} - E_{XMR}) / E_{NOMR} \quad (8)$$

式中:  $N_s$  为各个模型预测序列的长度;  $y_i$  为所预测的输出变量(主蒸汽压力或输出功率);  $E_{NOMR}$  为未进行预测精度优化的误差结果, 即 NOMR 的 EA 或 EMAX 结果;  $E_{XMR}$  代表 X(S、RS 或 ANN) 方法对应的误差结果。本文的仿真实验全部基于 Matlab 2022a 软件平台完成。

首先, 假设未发生机组扰动之前, SMR 和 RSMR 的预测结果是相同的。之后, 加入燃煤发热量斜坡扰动, 由 21.08 MJ 下降至 20.08 MJ, 每秒变化率为 5%。此时, 机组的特性将出现偏移, 导致在相同的输入条件下, 机组的输出量较原模型发生变化。图 2 和图 3 分别显示了在给煤量目标值发生阶跃变化, 由 97% 下降至 94% 的情况下, 主蒸汽压力与输出功率的变化趋势。其中, SMR 和 ANNMR 并未进行在线学习与更新, 从而导致预测精度下降。但相比 NOMR, SMR 和 ANNMR 方法仍然较好地降低了预测误差, 说明加入精度优化模型能够有效降低原模型的预测误差。本文提出的 RSMR 方法通过滚动数据窗进行迭代更新, 依然能够保持较好的预测性能。表 2 和表 3 分别为给煤量变化下主蒸汽压力与输出功率的各项误差指标对比以及误差降幅百分比。可以看出, RSMR 方法具有相对较高的误差降幅, 说明通过在线更新策略, 保持了较高的预测精度。在主蒸汽阀门开度发生阶跃变化, 由 0.8 下降至 0.75 的情况下, 从图 4 和图 5 可以得出相似的结论。表 4 和表 5 的误差指标对比结果能够说明相比于 SMR 和

ANNMR, RSMR 方法具有较高的预测精度。最后, 在多输入量变化情况下, 即给煤量目标值由 97% 下降至 94% 的同时, 阀门开度由 0.8 上升至 0.85, 从图 6 和图 7 同样可以看出, RSMR 方法更具预测优势。表 6 和表 7 的对比结果证明了本文所提出方法的有效性。

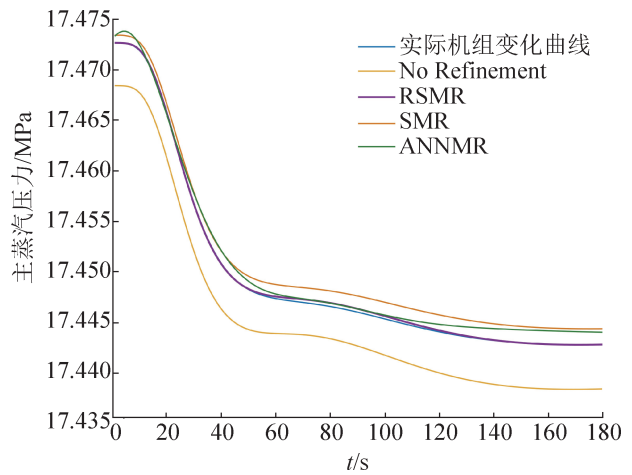


图 2 给煤量变化下主蒸汽压力的预测曲线对比  
Fig. 2 Comparison of predictive curves for main stream pressure under changing coal flow

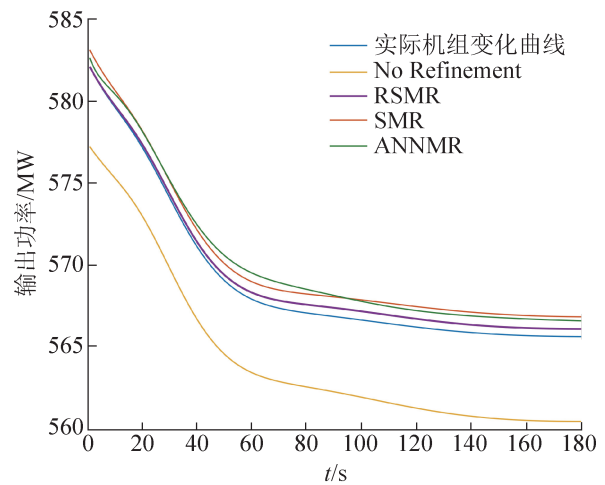


图 3 给煤量变化下输出功率的预测曲线对比  
Fig. 3 Comparison of predictive curves for output power under changing coal flow

表 2 给煤量变化下主蒸汽压力的误差指标对比

Table 2 Comparison of error indexes for main stream pressure under changing coal flow

| EI   | 主蒸汽压力(MPa) |         |         |         | 误差降幅(%) |       |      |
|------|------------|---------|---------|---------|---------|-------|------|
|      | NOMR       | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR     | ANNMR | RSMR |
| EA   | 0.004 0    | 0.000 7 | 0.000 6 | 0.000 1 | 82.5    | 85.0  | 97.6 |
| EMAX | 0.004 7    | 0.001 3 | 0.001 4 | 0.000 3 | 72.3    | 70.2  | 93.6 |

表 3 给煤量变化下输出功率的误差指标对比  
Table 3 Comparison of error indexes for output power under changing coal flow

| EI   | 输出功率/MW |         |         |         | 误差降幅/% |       |      |
|------|---------|---------|---------|---------|--------|-------|------|
|      | NOMR    | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR    | ANNMR | RSMR |
| EA   | 4.722 5 | 0.678 4 | 0.740 7 | 0.402 8 | 85.6   | 84.3  | 91.5 |
| EMAX | 5.186 2 | 0.950 2 | 1.211 0 | 0.532 0 | 81.7   | 76.7  | 89.7 |

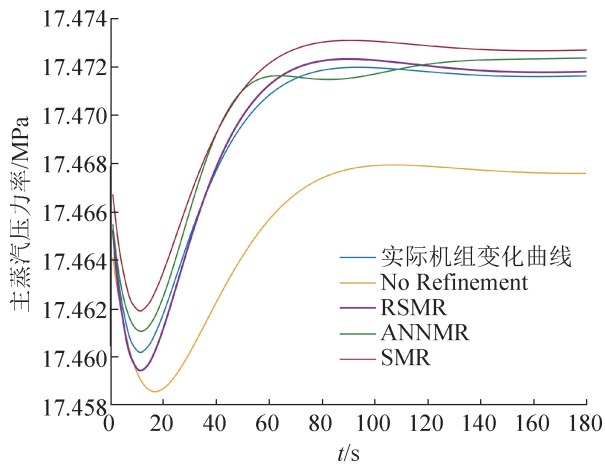


图 4 阀门开度变化下主蒸汽压力的预测曲线对比  
Fig. 4 Comparison of predictive curves for main stream pressure under changing valve opening

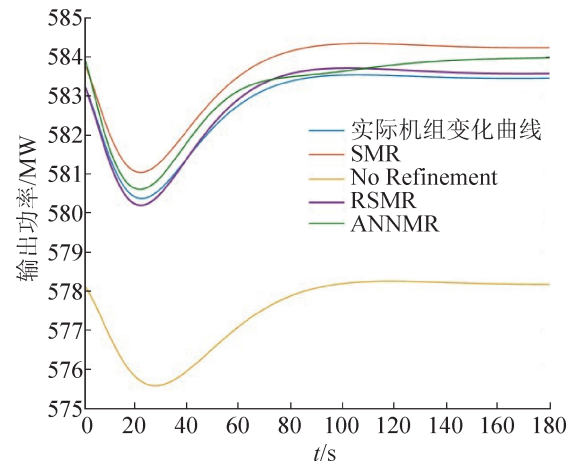


图 5 阀门开度变化下输出功率的预测曲线对比  
Fig. 5 Comparison of predictive curves for output power under changing valve opening

表 4 阀门开度变化下主蒸汽压力的误差指标对比  
Table 4 Comparison of error indexes for main stream pressure under changing valve opening

| EI   | 主蒸汽压力/MPa |         |         |         | 误差降幅/% |       |      |
|------|-----------|---------|---------|---------|--------|-------|------|
|      | NOMR      | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR    | ANNMR | RSMR |
| EA   | 0.004 0   | 0.001 1 | 0.000 7 | 0.000 3 | 72.5   | 82.5  | 92.9 |
| EMAX | 0.005 5   | 0.002 5 | 0.001 6 | 0.000 7 | 54.6   | 70.9  | 87.3 |

表 5 阀门开度变化下输出功率的误差指标对比  
Table 5 Comparison of error indexes for output power under changing valve opening

| EI   | 输出功率/MW |         |         |         | 误差降幅/% |       |      |
|------|---------|---------|---------|---------|--------|-------|------|
|      | NOMR    | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR    | ANNMR | RSMR |
| EA   | 5.278 8 | 0.749 3 | 0.263 0 | 0.137 2 | 85.8   | 95.0  | 97.4 |
| EMAX | 5.686 7 | 0.806 7 | 0.679 3 | 0.192 8 | 85.8   | 88.1  | 96.6 |

值得注意的是，使用 ANNMR 方法需要构建大量神经元，对训练数据和训练时间的需求量都远远大于子空间方法，因此，子空间方法更加有利于进行在线迭代。在机组出现特性偏移后，RSMR 方法能够通过实时学习不断更新模型信息，相比 SMR 和 ANNMR 方法，具有更高的预测精度，

保证了预测模型的高保真性。遗憾的是，在线学习不可避免会导致精度优化模型丢失一部分信息或者学习了一部分噪声信息，使得预测性能下降。在实际应用中，可以通过降低模型的更新频率，或者设定模型预测误差的阈值，当误差超过阈值后，进行模型更新，从而更好地指导机组运行。



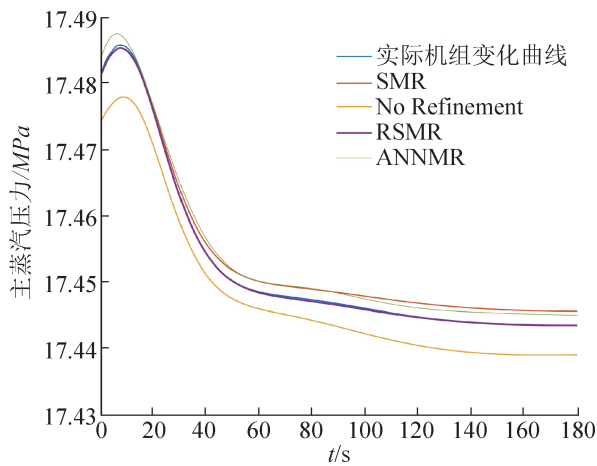


图6 给煤量与阀门开度同时变化下主蒸汽压力的预测曲线对比

Fig. 6 Comparison of predictive curves for main stream pressure under concurrent changing coal flow and valve opening

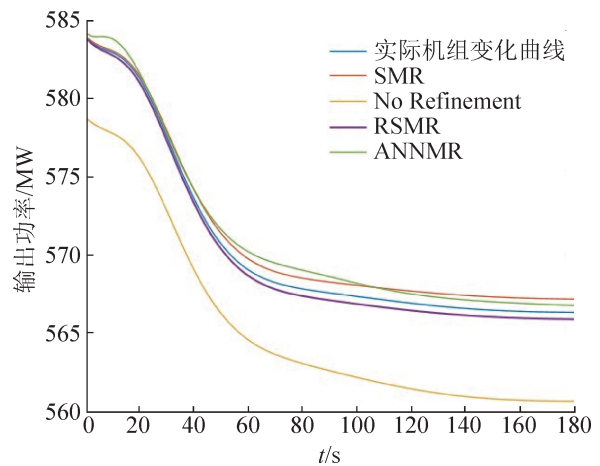


图7 给煤量与阀门开度同时变化下输出功率的预测曲线对比

Fig. 7 Comparison of predictive curves for output power under concurrent changing coal flow and valve opening

表6 给煤量与阀门开度同时变化下主蒸汽压力的误差指标对比

Table 6 Comparison of error indexes for main stream pressure under concurrent changing coal flow and valve opening

| EI   | 主蒸汽压力/MPa |         |         |         | 误差降幅/% |       |      |
|------|-----------|---------|---------|---------|--------|-------|------|
|      | NOMR      | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR    | ANNMR | RSMR |
| EA   | 0.004 2   | 0.001 6 | 0.001 6 | 0.000 1 | 61.9   | 61.9  | 97.6 |
| EMAX | 0.008 1   | 0.002 2 | 0.002 5 | 0.000 4 | 72.8   | 69.1  | 95.1 |

表7 给煤量与阀门开度同时变化下输出功率的误差指标对比

Table 7 Comparison of error indexes for output power under concurrent changing coal flow and valve opening

| EI   | 输出功率/MW |         |         |         | 误差降幅/% |       |      |
|------|---------|---------|---------|---------|--------|-------|------|
|      | NOMR    | SMR     | ANNMR   | RSMR    | SMR    | ANNMR | RSMR |
| EA   | 5.118 9 | 0.646 8 | 0.708 5 | 0.385 2 | 87.4   | 86.2  | 92.5 |
| EMAX | 5.657 6 | 0.851 3 | 1.243 1 | 0.485 4 | 85.0   | 78.0  | 91.4 |

## 5 结论

本文研究了基于递推子空间的火电机组数字孪生模型预测精度优化方法。首先,通过机理分析,建立火电机组的全设备多工况非线性动态模型,保证火电机组数字孪生模型具有较好的可解释性和泛化性能;其次,基于递推子空间方法建立预测精度优化模型并进行在线更新,对机理建模误差进行有效补偿,提高了整体模型的预测精度,保证了数字孪生模型的高保真性。最后,通过仿真实验验证了本文所提出算法的有效性。

## 参考文献:

- [1] F P de Mello. Boiler Models for System Dynamic Performance Studies[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1991, 6(1): 66-74.
- [2] Grieves M, Vickers J. Digital Twin: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems[M]. Cham: Springer International Publishing, 2017: 85-113.
- [3] 陶飞, 马昕, 胡天亮, 等. 数字孪生标准体系[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(10): 2405-2418.  
Tao Fei, Ma Xin, Hu Tianliang, et al. Research on Digital Twin Standard System[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(10): 2405-2418.
- [4] Zhang Lin, Zhou Longfei, Horn B K P. Building a Right

- Digital Twin with Model Engineering[J]. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, 59: 151-164.
- [5] 蔡远利, 高鑫, 张渊. 数字孪生技术的概念、方法及应用[C]//第二届中国系统仿真技术及其应用学术年会论文集. 合肥: 中国科学技术大学出版社, 2019: 141-145.
- [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): 19-26.
- Li Shengnan, Tan Peng, Rao Debei, et al. Modeling of Coal-fired Generating Unit Coordination System with Data and Mechanism[J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2022, 43(1): 19-26.
- [7] 王占能, 徐祖华, 赵均, 等. 基于负荷划分数据和支持向量机的火电厂燃烧过程建模[J]. *化工学报*, 2013, 64(12): 4496-4502.
- Wang Zhanneng, Xu Zuhua, Zhao Jun, et al. Coal-fired Power Plant Boiler Combustion Process Modeling Based on Support Vector Machine and Load Data Division[J]. *CIESC Journal*, 2013, 64(12): 4496-4502.
- [8] Liu X J, Kong X B, Hou G L, et al. Modeling of a 1000MW Power Plant Ultra Super-critical Boiler System Using Fuzzy-neural Network Methods[J]. *Energy Conversion and Management*, 2013, 65: 518-527.
- [9] 尹二新, 张同卫, 唐坚, 等. 火电机组过程大数据建模方法研究[J]. *电力大数据*, 2019, 22(10): 30-35.
- Yin Erxin, Zhang Tongwei, Tang Jian, et al. Research on Industrial Process Big Data Modeling Method for Thermal Power Unit[J]. *Power Systems and Big Data*, 2019, 22(10): 30-35.
- [10] Qin S J. An Overview of Subspace Identification[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2006, 30(10/12): 1502-1513.
- [11] Ramesh Kadali, Huang Biao, Anthony Rossiter. A Data Driven Subspace Approach to Predictive Controller Design[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(3): 261-278.
- [12] Pepijn Bastiaan Cox, Roland Tóth. Linear Parameter-varying Subspace Identification: a Unified Framework [J]. *Automatica*, 2021, 123: 109296.
- [13] Debanjan Ghosh, Emma Hermonat, Prashant Mhaskar, et al. Hybrid Modeling Approach Integrating First-principles Models with Subspace Identification[J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2019, 58(30): 13533-13543.
- [14] 罗小锁, 周国清, 邹涛. 基于子空间辨识的状态空间模型预测控制[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(19): 234-237, 248.
- Luo Xiaosuo, Zhou Guoqing, Zou Tao. State Space Model Predictive Control Based on Subspace Identification[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(19): 234-237, 248.
- [15] 褚德海, 张婷, 董泽. 基于闭环子空间辨识的电厂协调系统预测控制[J]. *计算机仿真*, 2019, 36(5): 128-132, 174.
- Chu Dehai, Zhang Ting, Dong Ze. Predictive Control for a Coordinated Control System of a Power Plant Based on Closed-loop Subspace Identification[J]. *Computer Simulation*, 2019, 36(5): 128-132, 174.
- [16] 罗小锁, 丁宝苍, 邹涛. 基于在线子空间辨识的自适应预测控制[J]. *化工自动化及仪表*, 2010, 37(10): 6-9.
- Luo Xiaosuo, Ding Baocang, Zou Tao. Adaptive Predictive Control Based on On-line Subspace Identification[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2010, 37(10): 6-9.
- [17] 谢磊, 梁武星, 张泉灵, 等. 基于快速滑窗QR分解的自适应子空间辨识[J]. *化工学报*, 2008, 59(6): 1448-1453.
- Xie Lei, Liang Wuxing, Zhang Quanling, et al. Adaptive Subspace Identification Based on Fast Moving Window QR Decomposition[J]. *Journal of Chemical Industry and Engineering(China)*, 2008, 59(6): 1448-1453.
- [18] 苏奇全, 贾宏光, 朱明超, 等. 基于递推闭环子空间辨识的自适应预测控制方法[J]. *信息与控制*, 2015, 44(2): 252-256.
- Su Qiquan, Jia Hongguang, Zhu Mingchao, et al. An Adaptive Predictive Control Method Based on Recursive Closed-loop Subspace Identification[J]. *Information and Control*, 2015, 44(2): 252-256.