

多模态数据驱动的城市固废焚烧过程验证平台设计与实现

王天峰¹, 汤健^{1*}, 夏恒¹, 潘晓彤¹, 乔俊飞¹, 刘溪芷²

1. 北京工业大学信息学部, 北京市 朝阳区 100124;
2. 京东方科技集团股份有限公司, 北京市 丰台区 100176)

Design and Implementation of Multi-modal Data-driven Verification Platform for Municipal Solid Waste Incineration Process

WANG Tianzheng¹, TANG Jian^{1*}, XIA Heng¹, PAN Xiaotong¹, QIAO Junfei¹, LIU Xizhi²

- (1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Chaoyang District, Beijing 100124, China;
2. BOE Technology Group Co., Ltd., Fengtai District, Beijing 100176, China)

ABSTRACT: The process control system of the municipal solid waste incineration (MSWI) has characteristics of closed running and strict safety requirements. The key problems that need to be solved for the actual application of intelligent modeling algorithm includes how to realize the synchronization production of the offline multi-modal data and how to build a verification environment of data-driven prediction model like the actual industry. In this paper, a multi-modal data-driven verification platform for MSWI process is proposed, which consists of multimodal historical data synchronization subsystem and multimodal historical data-driven modeling subsystem. First, the structure of the simulating real-time verification platform is designed based on the abstract description of the predicting process of some key process parameters by domain experts. Then, multimodal data-driven prediction models for the furnace temperature, flue gas oxygen content and boiler steam flow are established. Finally, the hardware environment is built and the corresponding software system is developed. Thus, the cooperative operation between the platform subsystems is realized. Based on the actual process data and flame video, it is verified that the platform can solve the problems of difficult sampling, synchronization and matching in the construction of multi-modal data driven prediction models. Moreover, this study provides a reliable engineering verification environment.

KEY WORDS: municipal solid waste incineration (MSWI);

基金项目: 科技创新 2030——“新一代人工智能”重大项目 (2021ZD0112301, 2021ZD0112302).

National Key Research and Development Program of China (2021ZD0112301, 2021ZD0112302).

verification platform; multi-modal data synchronization; key process parameters; prediction model

摘要: 鉴于城市固废焚烧(municipal solid waste incineration, MSWI)过程控制系统的封闭特性与工业现场的安全性要求,如何实现离线多模态数据的时间同步发布和如何搭建数据驱动预测模型类工业现场验证环境,是实现智能建模算法落地应用需首要解决的关键问题。该文开发多模态数据驱动的MSWI过程验证平台,由多模态历史数据同步子系统和多模态历史数据驱动建模子系统组成。首先,结合现场领域专家预测关键工艺参数过程的抽象化描述,设计验证平台的结构;然后,建立以炉膛温度、烟气含氧量和锅炉蒸汽流量为输出的多模态数据驱动预测模型;最后,搭建硬件环境并开发相应的软件系统,实现子系统间的协同运行。利用实际过程数据与火焰视频验证该平台能够解决多模态数据驱动预测模型构建中存在的采样难、同步难、匹配难等问题,能够提供可靠的工程化验证环境。

关键词: 城市固废焚烧; 验证平台; 多模态数据同步; 关键工艺参数; 预测模型

0 引言

城市固废(municipal solid waste, MSW)即生活垃圾,其总量随全球经济的发展而逐年升高^[1]。随着城市居民水平的不断提高,我国MSW^[2]总产量逐年上升,“垃圾围城”现象的普遍存在和民众对城市污染防治的迫切需求等因素,使得具有无害化、减量化和资源化等特点的MSW焚烧(MSW incineration, MSWI)技术在国内得到广泛应用^[3-4]。截至2021年9月,全国MSWI电厂数量已超过640

家^[5]。但是,由于 MSW 性质和管理水平的差异性,引进的 MSWI 系统多数难以实现“本土化”。在实际运行过程中,多依靠领域专家依据过程数据、火焰视频等多模态信息,结合自身经验预测炉膛温度(furnace temperature, FT)、烟气含氧量(oxygen content, OC)和锅炉蒸汽流量(boiler steam flow, BSF)等关键工艺参数的变化趋势,并进行手动控制。但因专家经验的差异性和精力的有限性会导致预测结果存在偏差性和随机性,不利于 MSWI 过程的长期稳定运行。

采用机器学习算法建立预测模型已成为模拟领域专家估计关键工艺参数的主要手段^[6-8]。针对温度工艺参数,何海军等采用 MSWI 过程数据建立基于 T-S(Takagi-Sugeno)模糊神经网络的 FT 模型^[9],为相关的控制研究奠定基础;Hu 等面向 MSWI 过程,提出时域输入神经网络主蒸汽温度预测模型,利用输入输出间的延时特性准确预测未来 5min 的变化趋势^[10];Wang 等建立基于物理损失函数的火电厂过热汽温度预测模型,通过多模式切换策略实现精准预测^[11];Qi 等建立基于 von-Mises Fisher 和即时学习的温度预测模型,具有良好的性能^[12]。针对含氧量工艺参数,Sun 等面向 MSWI 过程提出一种加权主成分分析与改进长短期记忆网络相结合的预测模型^[13];唐振浩等将基于 DBN 算法建立的控制变量预测模型和状态变量预测模型进行非线性组合构建 OC 模型^[14],提高了预测模型的精度;苏涛等基于粒子群优化和支持向量机建立了锅炉 OC 预测模型,通过优化模型的惩罚参数和核函数实现精度提升^[15]。针对蒸汽流量工艺参数,孙剑等面向 MSWI 过程提出基于平均影响值和径向基函数(radial basis function, RBF)神经网络的预测模型,相比于反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)和单一 RBF 网络具有更简单的模型结构和更好的精度^[16];Tavares 等考虑实际运行过程存在的时间滞后现象,建立基于偏最小二乘的 MSWI 过程 BSF 预测模型^[17];李蔚等提出一种基于双重 BP 网络组合机制的 BSF 模型,结果表明相比于单独采用回归神经网络和延时神经网络具有更好的预测精度^[18];Liu 等提出一种贝叶斯理论与回声状态网络相结合的钢铁厂蒸汽流量时间序列预测模型,并利用实际生产数据进行了验证^[19]。以上研究主要基于过程数据构建关键工艺参数预测模型,所用的神经网络算法对建模数据的要求比较严苛。

随着人工智能算法在提取图像特征上的增强,仿大脑认知利用图像建模也成为预测关键工艺参数的手段之一。唐朝晖等针对矿物浮选过程,在泡沫图像特征提取的基础上提出基于自适应遗传混合神经网络的 pH 值预测模型^[20],并在实际应用中表现出良好的性能;周开军等针对矿物浮选过程中回收率参数难以在线检测的问题,提出了基于图像特征的浮选关键参数智能预测算法^[21];薛志亮等通过落渣轨迹图像分析,获取渣块的位置和大小信息,为燃煤电站的安全生产提供指导^[22]。然而,基于图像的 MSWI 过程关键工艺参数预测模型却鲜有报道。

基于机器学习方法利用过程数据或火焰图像等单模态信息构建关键工艺参数预测模型的方法与实际工业现场中领域专家依据过程数据、火焰视频等多模态数据认知关键工艺参数的事实存在差异。相对而言,多模态数据建模在医学领域应用较为普遍,相关学者利用检测变量、图像和文本记录等多模态信息开展研究,进行相关疾病的识别与预测^[23-25],但在其他领域的相关研究与应用相对较少。Yang 等利用多模态数据实现了蒸汽发生器退化程度的准确预测^[26],相比于其他单模态数据方法具有良好效果;类似地,面向 750t/d 的 MSWI 过程,黄基于火焰图像与过程数据,采用神经网络建立主蒸汽温度预测模型^[27],结果表明,融合图像特征后能够有效提高模型精度,但该方法难以体现不同模态数据的贡献度。综上,融合过程数据与火焰视频的多模态数据,构建 MSWI 过程 FT、OC 和 BSF 等工艺参数预测模型的研究还鲜有报道。

由于 MSWI 过程控制系统固有的封闭性与工业现场的安全性要求,离线研究的建模与控制算法通常难以在工业现场进行在线验证。因此,搭建复杂工业过程仿真平台是解决现场验证难这一问题的有效手段之一^[28-33]。针对多回路控制算法的验证问题,王天崢等开发了由真实设备层和虚拟对象层组成的 MSWI 过程回路控制半实物仿真实验平台^[34],但其仅采用过程数据搭建了部分工艺流程的对象模型,在如何模拟更贴合实际的 MSWI 全流程方面还有待增强。此外,目前研究多采用单模态数据进行模型验证,忽略了实际生产过程中多模态数据之间的关联以及领域专家依据多模态信息进行预测与决策的事实。同时,由于历史过程数据实时发布或者类似工业过程的多模态数据同步方案缺

失等原因，导致目前尚无有关多模态数据验证平台的研究。

综上，本文结合领域专家预测关键工艺参数过程的抽象化描述，设计多模态数据驱动的 MSWI 过程验证平台结构；建立以 FT、OC 和 BSF 为输出的多模态数据驱动预测模型；同时，搭建硬件环境并开发相应的软件系统，可实现平台子系统间的协同运行，并为 MSWI 过程离线多模态数据驱动预测模型提供了可靠的工程化验证环境。

1 领域专家的预测过程描述与验证平台结构

1.1 领域专家的工艺参数预测过程描述

基于北京某 MSWI 电厂，领域专家预测关键工艺参数的过程描述如图 1 左侧所示。

北京某 MSWI 电厂的工艺流程如图 1 左侧底部所示。可知：首先，MSW 由市政环卫车辆运至后

排入固废池，经过 3~7d 的生物发酵脱水后被抓斗抛入料斗；然后，进料器将 MSW 推向左、右炉排，经过干燥、燃烧、燃烬 3 个阶段；最后，产生的烟气经过炉膛、水平烟道和烟气处理后由烟囱排出。

运行中产生的过程数据经过 DCS 系统利用工业以太网传输至监控系统中，火焰视频通过炉膛后拱顶部两台摄像机实时拍摄，利用同轴电缆经视频传输转换柜在监控室大屏显示。领域专家根据过程数据、火焰视频等多模态实时数据所蕴含的信息对 MSWI 过程关键工艺参数进行预测，并进行相关操作从而保证稳定运行，如：若火焰视频中出现燃烧线后移，同时实时监控界面中 FT 处于临界值，领域专家依据经验预测 FT 变化趋势，从而进行相关操作；同时，要保证其他过程指标，如 OC、BSF 等关键工艺参数的变化趋势处于稳定状态。由此可知，各关键工艺参数间的耦合关系难以描述，保持合理变化趋势是保证炉膛内 MSW 正常燃烧的必备

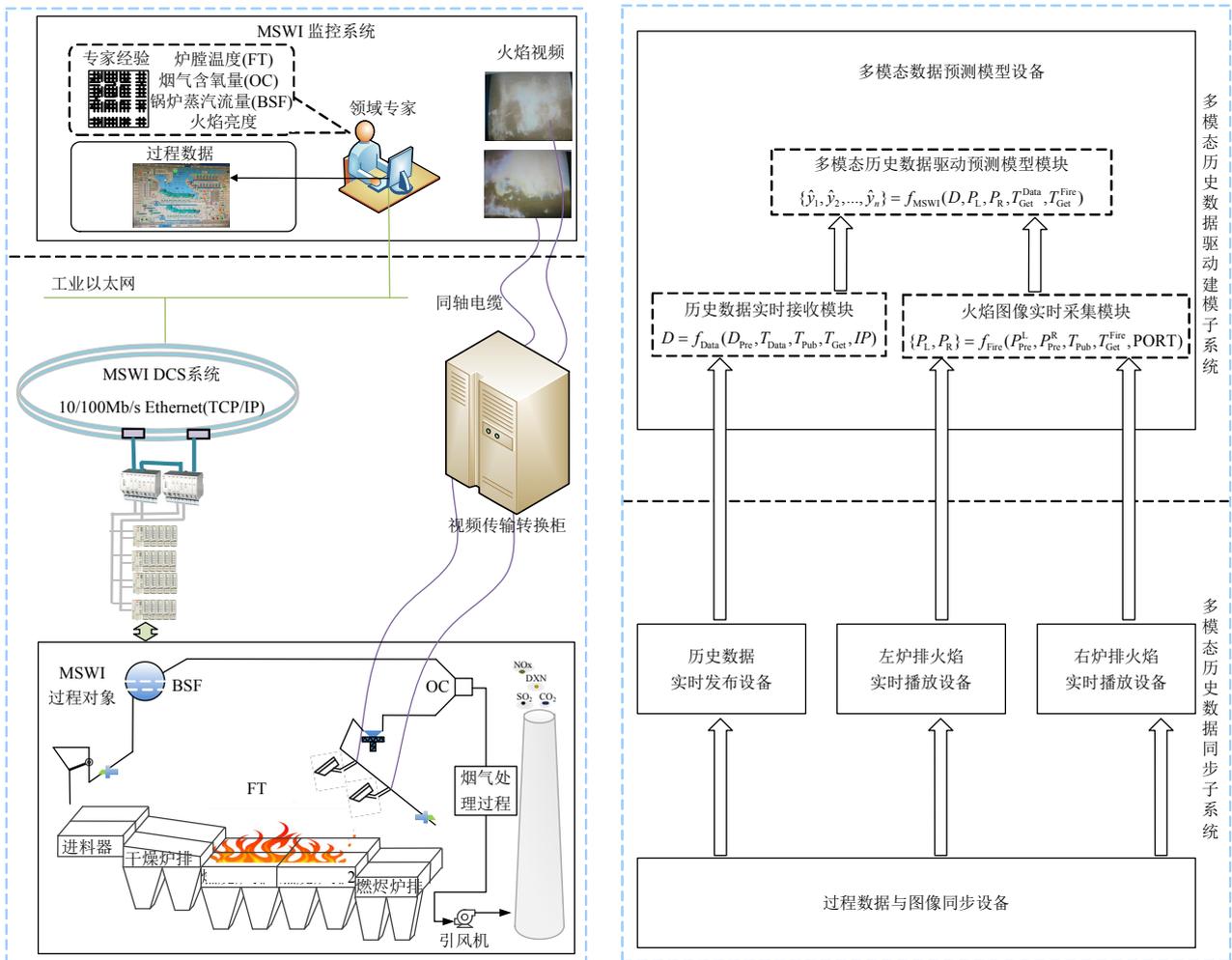


图 1 领域专家的预测过程描述与多模态数据驱动的城市固废焚烧过程验证平台结构

Fig. 1 Prediction process description of domain experts and multi-modal data-driven verification platform structure for MSWI process

条件。可见,构建基于多模态数据驱动的预测模型,并能够在类工业现场的实时环境下进行验证是非常必要的。

1.2 验证平台结构

基于上述领域专家预测过程的抽象化描述,本文提出由多模态历史数据同步和建模子系统组成的多模态数据驱动的 MSWI 过程验证平台,结构如图 1 右侧所示。

1.2.1 多模态历史数据同步子系统

该子系统包括过程数据与图像同步设备、历史数据实时发布设备、左炉排和右炉排火焰实时播放设备。首先,将实际工业现场中同步采集得到的过程数据与火焰视频分别存储在验证平台设备中;接着,利用过程数据与图像同步设备对以上 3 个设备的系统时间进行同步;最后,设置多模态历史数据的发布时间。

1.2.2 多模态历史数据驱动建模子系统

由历史数据实时接收、火焰图像实时采集和多模态历史数据驱动预测模型模块组成。

1) 历史数据实时接收模块:利用 OPC 协议接收历史数据实时发布设备中历史数据,可表示为

$$D = f_{\text{Data}}(D_{\text{Pre}}, T_{\text{Pub}}, T_{\text{Get}}^{\text{Data}}, IP) \quad (1)$$

式中: D 表示实时接收的过程数据; D_{Pre} 表示历史数据实时发布设备当前发布的过程数据; T_{Pub} 和 $T_{\text{Get}}^{\text{Data}}$ 表示多模态历史数据发布时间和过程数据接收时间间隔; IP 表示网口 IP 地址; $f_{\text{Data}}(\cdot)$ 表示历史数据接收过程;

2) 火焰图像实时采集模块:结合视频采集卡,通过两台摄像机拍摄左和右炉排火焰实时播放设备的火焰视频,实现火焰图像采集,可表示为

$$\{P_L, P_R\} = f_{\text{Fire}}(P_{\text{Pre}}^L, P_{\text{Pre}}^R, T_{\text{Pub}}, T_{\text{Get}}^{\text{Fire}}, \text{PORT}) \quad (2)$$

式中: P_L 和 P_R 表示实时采集的左和右炉排火焰视频图像; P_{Pre}^L 和 P_{Pre}^R 表示左和右炉排火焰实时播放设备当前发布的火焰视频; T_{Pub} 和 $T_{\text{Get}}^{\text{Fire}}$ 表示多模态历史数据发布时间和火焰采集时间间隔; PORT 表示视频采集端口; $f_{\text{Fire}}(\cdot)$ 表示火焰采集过程;

3) 多模态历史数据驱动预测模型模块:同步采集得到的多模态历史数据时间并将其作为预测模型的输入,实现关键工艺参数的预测,可表示为

$$\{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n\} = f_{\text{MSWI}}(D, P_L, P_R, T_{\text{Get}}^{\text{Data}}, T_{\text{Get}}^{\text{Fire}}) \quad (3)$$

式中: $\{\hat{y}_1, \hat{y}_2, \dots, \hat{y}_n\}$ 表示关键工艺参数预测模型的

输出(如 FT、OC 和 BSF 等); $f_{\text{MSWI}}(\cdot)$ 表示预测过程。

综上,通过搭建多模态数据驱动的 MSWI 过程验证平台,能够有效解决多模态数据驱动建模难以在线验证的难题,同时能够解决多模态数据应用存在的采样难、同步难、匹配难等问题。

2 多模态数据驱动建模策略

本文结合实际 MSWI 过程关键工艺参数与领域专家经验,综合随机森林(random forest, RF)和 BPNN 算法,建立以 FT、OC 和 BSF 为输出的多模态历史数据驱动预测模型,包括图像特征提取、过程数据选择和关键工艺参数预测模型模块,策略如图 2 所示。

图 2 中: $\{I_n(u, v)\}_{n=1}^N$ 、 $\{F_n(u, v)\}_{n=1}^N$ 和 $\{L_n^{\text{median}}(u, v)\}_{n=1}^N$ 分别表示原始、去雾后和预处理后火焰图像; $\{\sigma_n^{\text{color}}\}_{n=1}^N$ 、 $\{\sigma_n^{\text{color}}\}_{n=1}^N$ 和 $\{\delta_n^{\text{color}}\}_{n=1}^N$ 分别表示一阶、二阶和三阶颜色矩特征; N 表示训练样本数量; \mathbf{Z}_{Fire} 表示火焰图像颜色矩组合特征; $\mathbf{Z}_{\text{Process}}$ 和 \mathbf{Z}_{Data} 分别表示原始和基于专家经验选择的过程数据特征; $M_{\text{input}}^{\text{MSW}}$ 为焚烧的 MSW 量; $M_{\text{input}}^{\text{Air}}$ 为供给空气量; $M_{\text{input}}^{\text{Water}}$ 为用水量; $M_{\text{output}}^{\text{WSteam}}$ 为排出的水蒸汽量; $M_{\text{output}}^{\text{WWater}}$ 为排出的废水量; $M_{\text{output}}^{\text{Slag}}$ 为排出的炉渣量; \hat{y}_{Fire} 和 \hat{y}_{Data} 分别表示基于火焰图像和基于过程数据的子模型预测输出; y 和 \hat{y} 分别表示关键工艺参数真值和预测模型输出。

2.1 图像特征提取模块

2.1.1 图像预处理

由于工况复杂、视频采集与传输过程存在偏差干扰等原因,原始火焰图像包含烟雾、飞灰及不确定噪声,需预处理得到清晰图像。

本文采用单幅图像快速去雾算法^[35]对原始火焰图像 $\{I_n(u, v)\}_{n=1}^N$ 进行去雾处理,其中滑窗大小设置为 $s_a \times s_a$, 得到 $\{F_n(u, v)\}_{n=1}^N$ 。中值滤波能有效消除图像中的孤立噪声点,保护图像边缘。本文采用大小为 $s_b \times s_b$ 的矩形窗 ω 在图像上滑动,将窗口中的像素点值由大到小排序后将中间值赋给模板中心的像素点,预处理后的图像为

$$L_n^{\text{median}}(u, v) = \underset{(u, v) \in \omega}{\text{median}}\{F_n(u, v)\} \quad (4)$$

2.1.2 颜色矩特征提取模块

炉排运动和风量变化导致炉内火焰处于不断变化之中,其颜色特征也随之发生变化。理论上,图像中的任何颜色分布均可由颜色矩进行表示。考

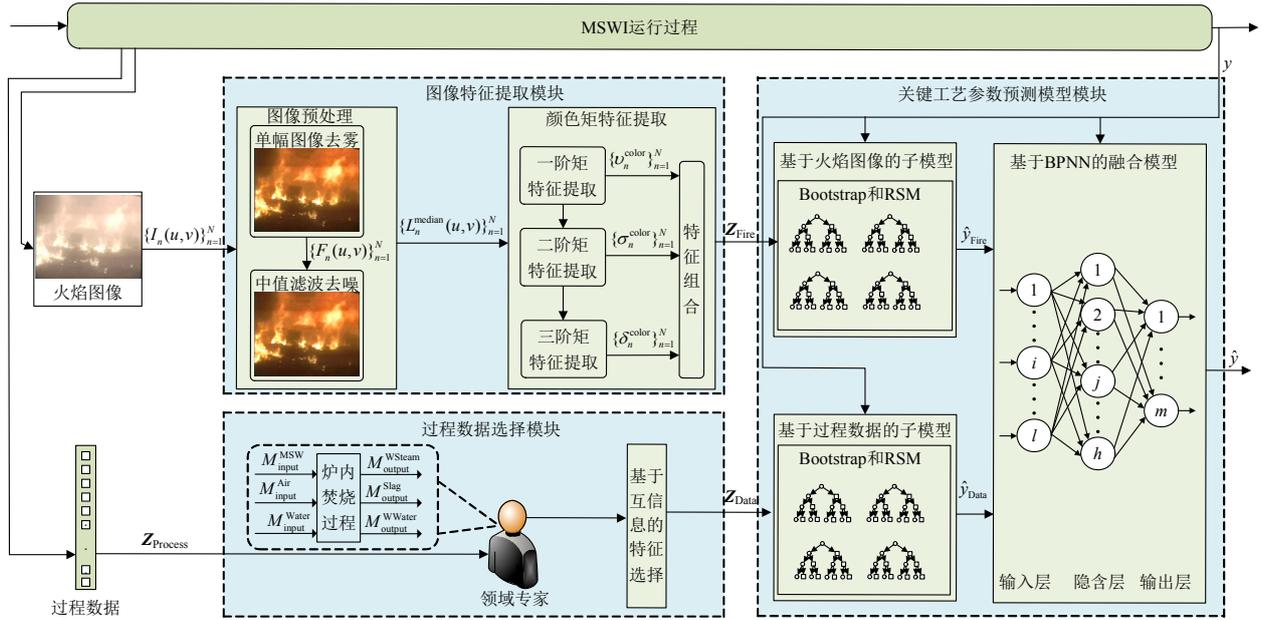


图 2 基于多模态数据驱动建模策略图

Fig. 2 Modeling strategy based on multi-modal data-driven

考虑到火焰图像具有明显的亮度变化，先将 $\{L_n^{\text{median}}(u, v)\}_{n=1}^N$ 由 RGB 空间转到更能够体现颜色直观性的 HSV 空间图像 $\{L_n^{\text{HSV}}(u, v)\}_{n=1}^N$ ，再采用提取图像颜色矩^[36]的方法得到特征矩阵 Z_{Fire} 。

2.2 过程数据选择模块

作为具有综合复杂特性的工业过程，MSWI 过程各变量间的耦合关系难以量化，炉内焚烧过程的物料输入输出关系如图 2 左下方所示，可表示为

$$\{M_{\text{output}}^{\text{WSteam}}, M_{\text{output}}^{\text{Slag}}, M_{\text{output}}^{\text{WWater}}\} = f_{\text{Burning}}(M_{\text{input}}^{\text{MSW}}, M_{\text{input}}^{\text{Air}}, M_{\text{input}}^{\text{Water}}) \quad (5)$$

式中 $f_{\text{Burning}}(\cdot)$ 表示炉内焚烧过程。

由 MSWI 过程机理可知：在炉膛内部，炉排速度控制 MSW 量，一次风和二次风风量控制空气量，水是用于产生蒸汽推动汽轮机发电的换热介质。根据现场经验，37 个过程变量与 FT、OC 和 BSF 相关性较大，包括 18 个炉排速度、14 个一次风风量、1 个二次风风量以及 4 个风温。

为进一步确定模型输入，此处进行基于互信息的特征选择^[37]，剔除部分相关性较低的输入特征后进行建模。

2.3 关键工艺参数预测模型模块

下文以 FT 预测模型的构建为例进行分析。

2.3.1 基于火焰图像的子模型

利用随机森林(random forest, RF)^[38]建立基于火焰图像的子模型，输入为火焰特征矩阵 Z_{Fire} ，输出向量为 $\hat{y}_{\text{Fire}}^{\text{FT}}$ 。首先，采用 Bootstrap 机制获得火焰

图像训练子集，并基于 RSM 机制随机选择特征，生成 $J_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 个训练子集，其过程为

$$\{Z_{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}\} = \left\{ \{z_n^{\text{Fire}}\}_{n=1}^N \in R_{\text{Fire}}^{N \times M}, y_{\text{FT}} \right\} \Rightarrow J_{\text{FT}}^{\text{Fire}} \left\{ \begin{aligned} \{Z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}}\} &= \{(z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, M_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}})_{n=1}^N \\ &\dots \\ \{Z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}}\} &= \{(z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, M_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}})_{n=1}^N \\ &\dots \\ \{Z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}}\} &= \{(z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, M_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}})_{n=1}^N \end{aligned} \right. \quad (6)$$

式中： $\{Z_{\text{FT}}^{\text{Fire}}, y_{\text{FT}}^{\text{Fire}}\}$ 是第 $J_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 次选择的训练子集； $M_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 表示第 $J_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 个训练子集中包含的输入特征数。

然后，去除训练子集中的重复样本并以第 m 个输入特征向量 $z_{\text{FT}}^{\text{Fire}, m}$ 作为分割变量，以第 n_{sel} 个样本对应的值 $z_{\text{Fire}, n_{\text{sel}}}^{\text{Fire}, m}$ 作为分割点进行切割。

接着，通过遍历获得最优分割变量和分割点，直到叶节点样本数小于经验设定阈值 $\theta_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 。

最后，将输入特征空间划分为 $K^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}$ 个区域并标记为 $R_1^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}, \dots, R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}, \dots, R_K^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}$ 。进而，构建的基于火焰图像的 FT 预测模型如下：

$$\hat{y}_{\text{Fire}}^{\text{FT}} = f_{\text{Fire}}^{\text{FT}}(\cdot) = \sum_{k=1}^K c_{\text{Fire}}^k I(z_{\text{Fire}}^{\text{Fire}} \cdot M_{\text{FT}}^{\text{Fire}} \in R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}) \quad (7)$$

$$c_{\text{Fire}}^k = \frac{1}{N_{R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}}} \sum_{n_{R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}}=1}^{N_{R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}}} y_{\text{Fire}, n_{R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}}}^{\text{Fire}}, N_{R_k^{\text{Fire} \cdot \text{FT}}} \leq \theta_{\text{FT}}^{\text{Fire}} \quad (8)$$

式中： $y_{\text{Fire-}n_k^{\text{Fire-FT}}}^{\text{Fire}}$ 是区域 $R_k^{\text{Fire-FT}}$ 内第 $j_{\text{FT}}^{\text{Fire}}$ 个训练子集的第 $n_k^{\text{Fire-FT}}$ 个真值； $I(\cdot)$ 为指示函数，当 $z_{\text{Fire}}^{\text{Fire-}n_k^{\text{Fire-FT}}} \in R_k^{\text{Fire-FT}}$ 存在时，函数值为 1，否则为 0。

2.3.2 基于过程数据的子模型

采用与基于火焰图像的子模型相同的算法构建，区别在于其输入矩阵和输出向量分别为 Z_{Data} 和 $\hat{y}_{\text{Data}}^{\text{FT}}$ 。

2.3.3 基于 BPNN 的融合模型

采用各层之间全连接的 BPNN 作为融合模型，其输入层为 2 个节点，隐含层为 J^{FT} 个节点，输出层为 1 个节点。此外，将输入层到隐含层的权值记为 w^{FT} ，隐含层到输出层的权值记为 u^{FT} ，训练步骤描述如下。

首先，随机初始化 BPNN 的权值和阈值，并以 $\{\hat{y}_{\text{Fire}}^{\text{FT}}, \hat{y}_{\text{Data}}^{\text{FT}}\}$ 和 y_{FT} 作为输入和真值进行训练。

然后，依次计算各层输出，如下：

$$\begin{cases} \phi^{\text{FT}} = f_{\text{Hidden}}(\hat{y}_{\text{Fire}}^{\text{FT}}, \hat{y}_{\text{Data}}^{\text{FT}}, w^{\text{FT}}) \\ \hat{y}_{\text{FT}} = f_{\text{Output}}(\phi^{\text{FT}}, u^{\text{FT}}) \end{cases} \quad (9)$$

式中 ϕ^{FT} 为隐含层输出。

然后，计算误差 E_A ，公式如下：

$$E_A = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (y_{\text{FT}} - \hat{y}_{\text{FT}})^2 \quad (10)$$

接着，更新输出层和隐含层的权值，公式如下

所示：

$$\begin{cases} u^{\text{FT}}(n_0 + 1) = u^{\text{FT}}(n_0) + \eta \frac{\partial E_A}{\partial u} \\ w^{\text{FT}}(n_0 + 1) = w^{\text{FT}}(n_0) + \eta \frac{\partial E_A}{\partial w} \end{cases} \quad (11)$$

最后，若 $E_A > \epsilon$ (收敛误差) 或未达到最大学习次数，则继续训练；否则，终止学习并输出预测结果 \hat{y}_{FT} 。

3 验证平台的软件设计

3.1 结构与功能设计

验证平台的软件设计结构如图 3 所示。

由图 3 可知：

- 1) 多模态历史数据同步子系统包括过程数据与图像同步、历史数据发布、左炉排火焰播放和右炉排火焰播放系统软件。其中：过程数据与图像同步系统软件通过接收卫星信号并利用 Ethernet 同步各设备的系统时间；历史数据发布系统软件将实际工业现场中采集得到的过程数据保存至本地 MySQL 数据库中，通过 OPC Client 定时将数据读出并写入至 OPC Sever 之中；左、右炉排火焰播放系统软件配合历史数据发布系统软件定时同步播放左、右炉排火焰视频，实现 MSWI 过程多模态数据同步发布。
- 2) 多模态历史数据驱动建模子系统中，多模

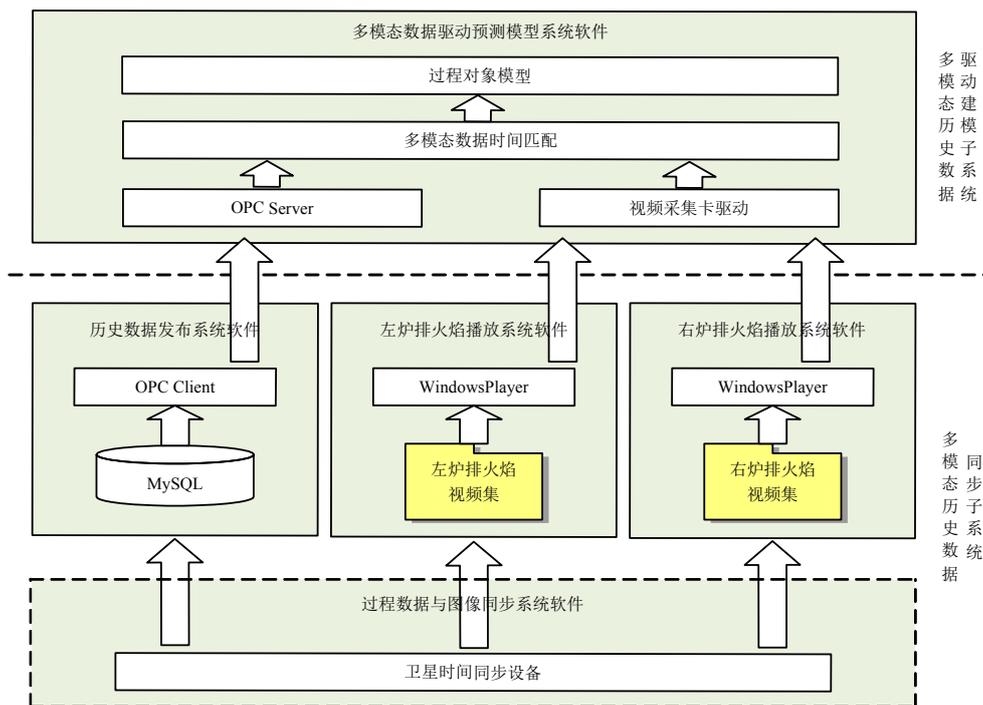


图 3 验证平台软件设计结构图

Fig. 3 Software design structure of verification platform

态数据驱动预测模型系统软件利用 OPC 协议接收历史数据发布系统软件的过程数据，并结合视频采集卡采集播放系统软件中的火焰视频，通过将二者的时间进行同步匹配，输入至关键工艺参数预测模型中，得到 FT、OC 和 BSF 的预测输出。

3.2 验证平台协同运行

本文所提出的平台协同运行示意如图 4 所示。

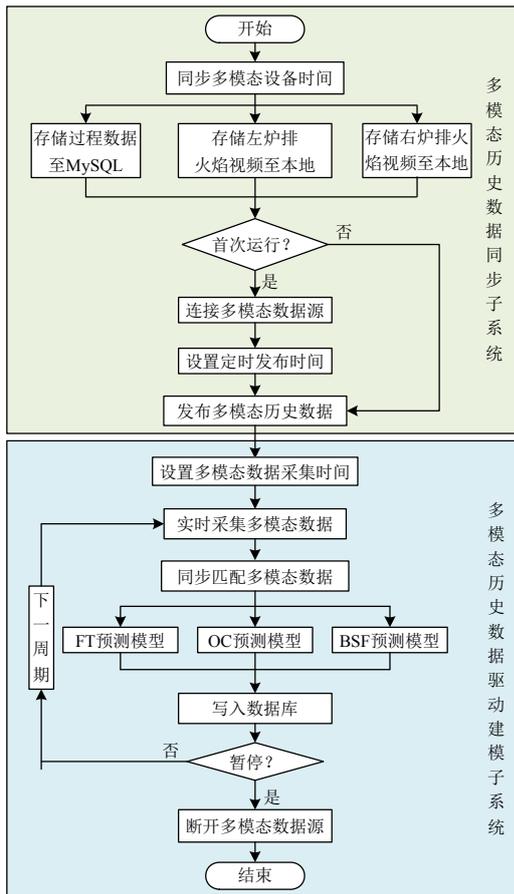


图 4 验证平台的协同运行示意图

Fig. 4 Schematic diagram of

the collaborative operation of verification platform

由图 4 可知，协同运行步骤如下：

步骤 1): 将多模态历史数据同步子系统中各设备的系统时间进行同步设置；

步骤 2): 将多模态历史数据存储至各自设备中，过程数据和火焰视频分别建立新表存储至 MySQL 数据库和自定义文件夹；

步骤 3): 在多模态历史数据同步子系统中连接多模态数据源，并设置定时发布时间以等待多模态历史数据定时同步发布；

步骤 4): 多模态历史数据驱动建模子系统中设置多模态数据采集时间，实现多模态历史数据的采集功能；

步骤 5): 将采集得到的多模态历史数据进行时间同步匹配；

步骤 6): 将同步匹配完毕的多模态历史数据传输至训练完毕的多模态数据驱动预测模型，将相关过程数据实时存储至 MySQL 数据库；

步骤 7): 在验证平台软件界面查看当前工况及预测曲线。

4 验证平台的开发与展示

4.1 硬件环境

本文所提出的多模态数据驱动的 MSWI 过程验证平台的硬件由 1 台卫星时间同步服务器、4 台工控机、2 台摄像机和 1 块视频采集卡等组成，其硬件结构与实物如图 5 所示。

由图 5 可知，平台各设备之间利用 Ethernet 连接，利用 2 台摄像机拍摄左和右炉排火焰视频，通过同轴电缆传输至多模态数据预测模型设备进行接收与应用。

本文卫星时间服务器采用北斗时讯(天津)科技有限公司所研发的 BDTs801 实现，输入为卫星信号，输出为 SNTP 或 NTP 网络时间协议；工控机选用研华 IPC-610L，配置为 I5-6500 CPU，8GB 内存；视频采集卡采用天创恒达 TC-4000SD PRO 四路采集卡，通过装配在多模态数据预测模型设备中实现火焰视频图像的采集功能。

4.2 软件开发与应用展示

本文平台软件的运行环境为 Windows7 专业版，开发环境为 C#、MySQL 和 Matlab，软件开发采用 Visual Studio Community 2022 和 MATLAB R2015b 软件混合编程实现，其中：将离线训练完毕的关键工艺参数模型转换成动态数据链接库文件，通过将其嵌入至平台软件中作为函数调用，进而实现平台功能。

为展示该平台的有效性，采用了北京某 MSWI 电厂 2021 年 10 月 19 日 09:00 至 17:00 共计 8h 连续运行所产生的过程数据与火焰视频。在多模态预测模型设备中：设置过程数据采集间隔为 1s、火焰图像采集间隔为 30s、火焰图像分辨率为 720×576；设置均值滤波窗口大小为 $s_a=15$ 、可调节参数为 $\rho=2$ 和中值滤波窗口大小为 $s_b=5$ ；RF 子模型和 BPNN 融合模型的相关参数设置如表 1 所示；用于特征选择的互信息结果如图 6 所示；软件相关界面如图 7 所示；模型的均方根误差如表 2 所示。

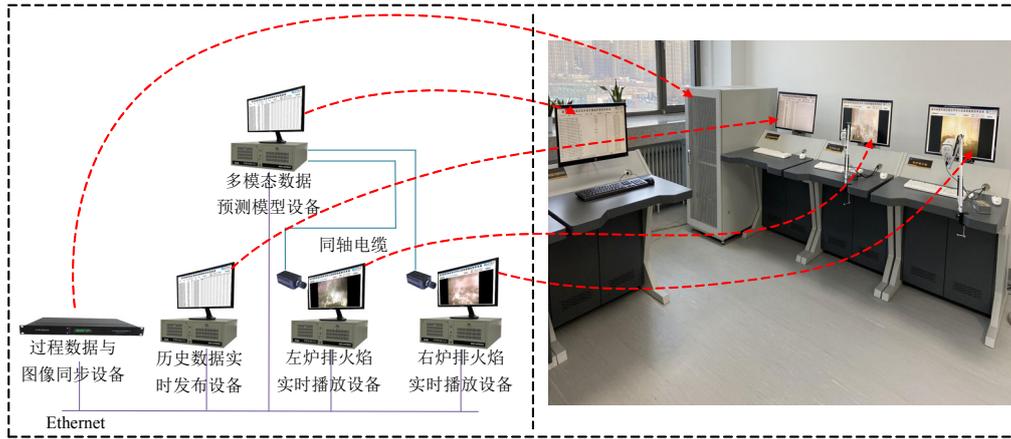


图5 多模态数据驱动的MSWI过程验证平台的硬件结构与实物设备

Fig. 5 Hardware structure and physical device of multi-modal data-driven verification platform for MSWI process

表1 多模态数据驱动关键工艺参数预测模型的参数设置

Table 1 Model parameter settings of multi-modal data-driven key process parameter prediction model

模型	基于过程数据的子模型			基于火焰图像的子模型			基于BPNN的融合模型		
	θ_{Data}	M'_{Data}	J_{Data}	$\theta_{Picture}$	$M'_{Picture}$	$J_{Picture}$	采样方式	收敛次数	收敛误差
FT	5	22	45	42	7	15	5	1500	0.0001
OC	5	15	22	47	14	26	5	1500	0.0001
BSF	7	20	41	9	17	26	5	1500	0.0001

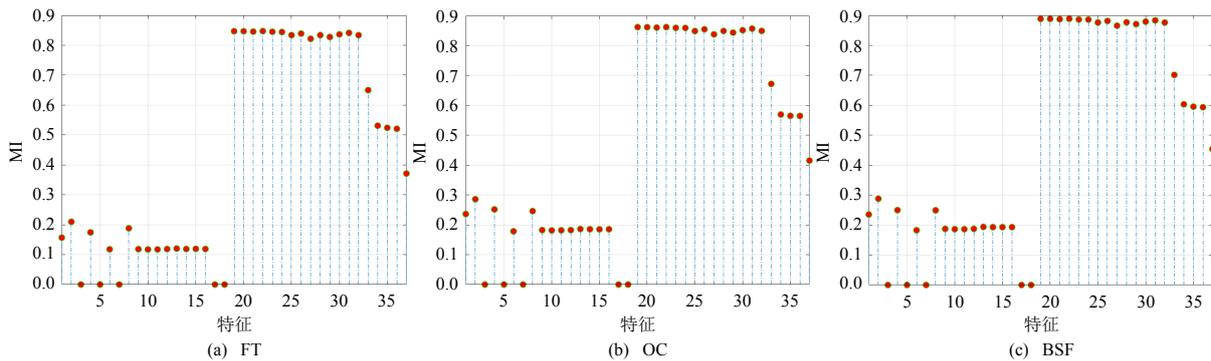


图6 用于特征选择的互信息结果

Fig. 6 Results of mutual information for making feature selection

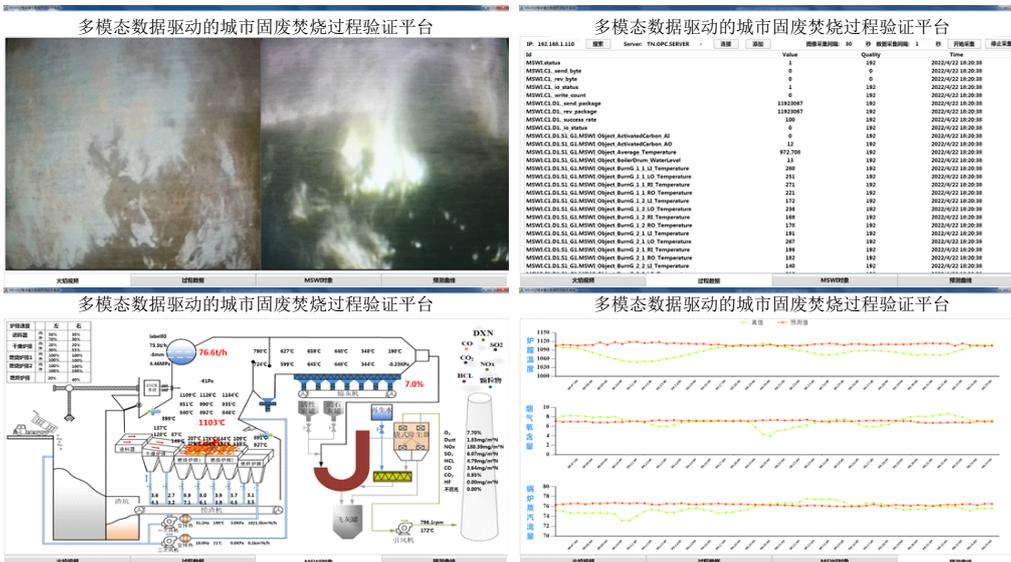


图7 多模态数据驱动验证平台界面

Fig. 7 Interface of multi-modal data-driven verification platform

表 2 模型的均方根误差
Table 2 RMSE of models

模型	FT	OC	BSF
训练集	3.083033	0.156279	0.345153
验证集	12.67041	0.510919	0.887478
测试集	11.72303	0.518284	0.867743

图 7 中: 左上为火焰视频界面, 所示为当前状态下摄像机拍摄的离线火焰视频; 右上为过程数据界面, 可设置过程数据与火焰图像采集时间间隔; 左下为运行过程监控界面, 可知验证平台发布的过程数据所表征的当前工况; 右下为关键工艺参数预测曲线界面, 其中绿色线条和红色线条分别表示关键工艺参数真值和预测模型输出, 可知该软件系统的预测输出能够实现对真值的实时跟踪, 验证了本文预测模型的有效性, 但相关算法的精度提升有待后续进行深入研究。

5 结论

本文基于实际工业现场设计和开发了多模态数据驱动的 MSWI 过程验证平台, 并利用北京某 MSWI 电厂实际采集得到的多模态数据验证了所提平台的有效性, 为 MSWI 过程离线多模态数据驱动预测模型提供了可靠的工程化验证环境。其创新点体现在:

1) 利用过程数据与图像同步设备解决了多模态历史数据时间同步难以匹配的问题;

2) 搭建硬件环境和开发相关系统软件, 模拟了实际工业现场中多模态数据的同步产生与发布, 为 MSWI 电厂数字孪生系统的搭建提供了多模态数据源的技术支撑;

3) 模拟领域专家对关键工艺参数的认知机制, 构建了多模态数据驱动的 FT、OC 和 BSF 预测模型, 基于所提出的平台验证了所提方法的有效性。

未来将进一步研究包括:

1) 如何搭建具有安全隔离功能的 MSWI 过程运行优化仿真平台为相关算法落地应用提供支撑;

2) 如何基于现有研究基础搭建 MSWI 电厂的数字孪生系统。

参考文献

[1] KAZA S, YAO L, BHADA-TATA P, et al. What a waste 2.0: a global snapshot of solid waste management to 2050 [M]. Washington: World Bank Publications, 2018.
[2] 王延涛, 曹阳. 我国城市生活垃圾焚烧发电厂垃圾热值

分析[J]. 环境卫生工程, 2019, 27(5): 41-44.

WANG Yantao, CAO Yang. Analysis on garbage caloric value in MSW incineration power plant in China[J]. Environmental Sanitation Engineering, 2019, 27(5): 41-44(in Chinese).

- [3] 应雨轩, 林晓青, 吴昂键, 等. 生活垃圾智慧焚烧的研究现状及展望[J]. 化工学报, 2021, 72(2): 886-900.
YING Yuxuan, LIN Xiaoqing, WU Angjian, et al. Review and outlook on municipal solid waste smart incineration [J]. CIESC Journal, 2021, 72(2): 886-900(in Chinese).
- [4] 乔俊飞, 郭子豪, 汤健. 面向城市固废焚烧过程的二噁英排放浓度检测方法综述[J]. 自动化学报, 2020, 46(6): 1063-1089.
QIAO Junfei, GUO Zihao, TANG Jian. Dioxin emission concentration measurement approaches for municipal solid wastes incineration process: a survey[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(6): 1063-1089(in Chinese).
- [5] YAN Mi, TIAN Xinyi, ANTONI, et al. Influence of multi-temperature primary air on the characteristics of MSW combustion in a moving grate incinerator[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2021, 9(6): 106690.
- [6] 姜明男, 汪守康, 何俊捷, 等. 基于支持向量机的大型生活垃圾焚烧炉排炉运行参数预测[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(1): 221-228.
JIANG Mingnan, WANG Shoukang, HE Junjie, et al. Prediction for operating parameters of large-scale domestic waste incineration grate furnace based on support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(1): 221-228(in Chinese).
- [7] BAE J, KIM G, LEE S J. Real-time prediction of nuclear power plant parameter trends following operator actions [J]. Expert Systems with Applications, 2021, 186: 115848.
- [8] HAN Min, LIU Chuang. Endpoint prediction model for basic oxygen furnace steel-making based on membrane algorithm evolving extreme learning machine[J]. Applied Soft Computing, 2014, 19: 430-437.
- [9] 何海军, 蒙西, 汤健, 等. 城市固废焚烧过程炉膛温度建模与控制研究[J/OL]. 控制工程, 2022[2022- 01-24]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20210706>.
HE Haijun, MENG Xi, TANG Jian, et al. Research on modeling and control of furnace temperature for municipal solid waste incineration process[J/OL]. Control Engineering of China, 2022[2022- 01-24]. <https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20210706>(in Chinese).
- [10] HU Qinxuan, LONG Jisheng, WANG Shoukang, et al. A novel time-span input neural network for accurate municipal solid waste incineration boiler steam temperature prediction[J]. Journal of Zhejiang

- University-Science A(Applied Physics & Engineering), 2021, 22(10): 777-791.
- [11] WANG Peng, SI Fengqi, CAO Yue, et al. Prediction of superheated steam temperature for thermal power plants using a novel integrated method based on the hybrid model and attention mechanism[J]. Applied Thermal Engineering, 2022, 203: 117899.
- [12] QI Long, LIU Hui, XIONG Qian, et al. Just-in-time-learning based prediction model of BOF endpoint carbon content and temperature via vMF mixture model and weighted extreme learning machine[J]. Computers & Chemical Engineering, 2021, 154: 107488.
- [13] SUN Jian, MENG Xi, QIAO Junfei. Prediction of oxygen content using weighted PCA and improved LSTM network in MSWI process[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2507512.
- [14] 唐振浩, 李艳艳, 曹生现. 一种非线性烟气含氧量深度学习模型[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(5): 127-135.
TANG Zhenhao, LI Yanyan, CAO Shengxian. A nonlinear deep learning model for oxygen content of flue gas[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2020, 25(5): 127-135(in Chinese).
- [15] 苏涛, 潘红光, 黄向东, 等. 基于改进 PSO-SVM 的燃煤电厂烟气含氧量软测量[J]. 西安科技大学学报, 2020, 40(2): 342-348.
SU Tao, PAN Hongguang, HUANG Xiangdong, et al. Soft sensor of flue gas oxygen content based on improved PSO-SVM in coal-fired power plant[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2020, 40(2): 342-348(in Chinese).
- [16] 孙剑, 蒙西, 乔俊飞. 基于 MIV-RBF 神经网络的主蒸汽流量软测量方法[J]. 控制工程, 2022, 29(10): 1829-1834.
SUN Jian, MENG Xi, QIAO Junfei. Soft sensor method of main steam flow based on mean impact value and radial basis function neural network[J]. Control Engineering of China, 2022, 29(10): 1829-1834(in Chinese).
- [17] TAVARES G, ZSIGRAIOVÁ Z, SEMIAO V, et al. Monitoring, fault detection and operation prediction of MSW incinerators using multivariate statistical methods [J]. Waste Management, 2011, 31(7): 1635-1644.
- [18] 李蔚, 盛德仁, 陈坚红, 等. 双重 BP 神经网络组合模型在实时数据预测中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2007, 27(17): 94-97.
LI Wei, SHENG Deren, CHEN Jianhong, et al. The application of double BP neural network combined forecasting model in real-time data predicting[J]. Proceedings of the CSEE, 2007, 27(17): 94-97(in Chinese).
- [19] LIU Ying, LIU Quanli, WANG Wei, et al. Data-driven based model for flow prediction of steam system in steel industry[J]. Information Sciences, 2012, 193: 104-114.
- [20] 唐朝晖, 杜金芳, 陈青. 一种基于混合神经网络的浮选 pH 值预测模型[J]. 控制工程, 2012, 19(3): 416-419.
TANG Zhaohui, DU Jinfang, CHEN Qing. Prediction model for pH value in flotation process based on hybrid neural network[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(3): 416-419(in Chinese).
- [21] 周开军, 阳春华, 牟学民, 等. 基于图像特征提取的浮选关键参数智能预测算法[J]. 控制与决策, 2009, 24(9): 1300-1305.
ZHOU Kaijun, YANG Chunhua, MOU Xuemin, et al. Intelligent prediction algorithm for floatation key parameters based on image features extraction[J]. Control and Decision, 2009, 24(9): 1300-1305(in Chinese).
- [22] 薛志亮, 龙敦武, 宋振明, 等. 基于动态轨迹的大型燃煤电站锅炉实时落渣分析[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(17): 5566-5573.
XUE Zhiliang, LONG Dunwu, SONG Zhenming, et al. Slagging real-time analysis of coal-fired boiler based on dynamic track image[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(17): 5566-5573(in Chinese).
- [23] LIU T, HUANG J, LIAO T, et al. A hybrid deep learning model for predicting molecular subtypes of human breast cancer using multimodal data[J]. IRBM, 2022, 43(1): 62-74.
- [24] CHEN Xiumei, WANG Tao, LAI Haoran, et al. Structure-constrained combination-based nonlinear association analysis between incomplete multimodal imaging and genetic data for biomarker detection of neurodegenerative diseases[J]. Medical Image Analysis, 2022, 78: 102419.
- [25] LIN Weiming, GAO Qinquan, DU Min, et al. Multiclass diagnosis of stages of Alzheimer's disease using linear discriminant analysis scoring for multimodal data[J]. Computers in Biology and Medicine, 2021, 134: 104478.
- [26] YANG Zhe, BARALDI P, ZIO E. A multi-branch deep neural network model for failure prognostics based on multimodal data[J]. Journal of Manufacturing Systems, 2021, 59: 42-50.
- [27] 黄帅. 基于机器视觉的大型生活垃圾焚烧过程诊断方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020.
HUANG Shuai. Study on machine vision based combustion diagnosis for larger scale MSW incineration [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020(in Chinese).
- [28] 王云, 刘东, 翁嘉明, 等. 电网信息物理系统建模与仿真验证平台研究[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(1): 130-136.
WANG Yun, LIU Dong, WENG Jiaming, et al. The research of power CPS modeling and simulation

- verification platform[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(1): 130-136(in Chinese).
- [29] 严爱军, 夏恒, 刘溪芷. 城市生活垃圾焚烧过程监控半实物仿真平台研发[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(6): 1427-1435.
YAN Aijun, XIA Heng, LIU Xizhi. Development of semi-physical simulation platform for monitoring municipal solid waste incineration process[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(6): 1427-1435(in Chinese).
- [30] 汤健, 柴天佑, 片锦香, 等. 工业过程智能优化控制半实物仿真实验平台[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2009, 30(11): 1530-1533.
TANG Jian, CHAI Tianyou, PIAN Jinxiang, et al. A hardware-in-the-loop simulation platform for optimized intelligent control of industrial process[J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2009, 30(11): 1530-1533(in Chinese).
- [31] 蔡新, 张洪建, 王浩, 等. 面向深远海的新型海上风力机浮式平台水动力性能研究[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(12): 4339-4351.
CAI Xin, ZHANG Hongjian, WANG Hao, et al. Research on the hydrodynamic performance of a novel floating platform of the offshore wind turbine in deep water[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(12): 4339-4351(in Chinese).
- [32] 张康, 王丽梅. 基于位置偏差解耦的直驱 H 型平台滑模同步控制[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(21): 7486-7495.
ZHANG Kang, WANG Limei. Sliding mode synchronous control based on decoupling of position deviation for direct drive H-type platform[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(21): 7486-7495(in Chinese).
- [33] 付灿宇, 王立志, 齐冬莲, 等. 有源配电网信息物理系统混合仿真平台设计方法及其算例实现[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(24): 7118-7125.
FU Canyu, WANG Lizhi, QI Donglian, et al. Design and experiments of active distribution network CPS simulation platform[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(24): 7118-7125(in Chinese).
- [34] 王天峥, 汤健, 夏恒, 等. 城市固废焚烧过程的回路控制半实物仿真平台[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(2): 241-253.
WANG Tianzheng, TANG Jian, XIA Heng, et al. Hardware-in-the-loop simulation platform of loop control for municipal solid waste incineration process [J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(2): 241-253(in Chinese).
- [35] 刘倩, 陈茂银, 周东华. 基于单幅图像的快速去雾算法[C]//第 25 届中国控制与决策会议论文集. 贵阳: 《控制与决策》编辑部, 2013: 3781-3786.
LIU Qian, CHEN Maoyin, ZHOU Donghua. A fast dehazing algorithm based on a single image[C]// Proceedings of the 25th China Control and Decision-making Conference. Guiyang: Editorial Department of Control and Decision Making, 2013: 3781-3786(in Chinese).
- [36] 乔俊飞, 段高杉, 汤健. 基于火焰图像颜色特征提取的城市固废焚烧过程燃烧工况识别[C]//第 30 届中国过程控制会议(CPCC 2019)摘要集. 昆明: 中国自动化学会过程控制专业委员会, 2019: 269.
QIAO Junfei, DUAN Haoshan, TANG Jian. Identification of combustion conditions in urban solid waste incineration process based on flame image color feature extraction[C]// Abstract Collection of the 30th China Process Control Conference (CPCC 2019). Kunming: Process Control Committee of Chinese Association of Automation, 2019: 269(in Chinese).
- [37] 汤健, 乔俊飞, 郭子豪. 基于潜在特征选择性集成建模的二噁英排放浓度软测量[J]. 自动化学报, 2022, 48(1): 223-238.
TANG Jian, QIAO Junfei, GUO Zihao. Dioxin emission concentration soft measurement based on multi-source latent feature selective ensemble modeling for municipal solid waste incineration process[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(1): 223-238(in Chinese).
- [38] XIA Heng, TANG Jian, QIAO Junfei, et al. DF classification algorithm for constructing a small sample size of data-oriented DF regression model[J]. Neural Computing and Applications, 2022, 34(4): 2785-2810.



王天峥

在线出版日期: 2022-10-25。

收稿日期: 2022-02-18。

作者简介:

王天峥(1997), 男, 硕士研究生, 研究方向为城市固废焚烧过程数字孪生与运行优化系统, WangTZ@emails.bjut.edu.cn;

*通信作者: 汤健(1974), 男, 博士, 教授, 研究方向为小样本数据建模、固废处理过程智能控制, freeflytang@bjut.edu.cn;

夏恒(1994), 男, 博士研究生, 研究方向为树结构算法设计与优化、城市固废处理过程的二噁英排放预测, xiaheng@emails.bjut.edu.cn。

(编辑 胡琳琳)