

基于深度模糊推理模型的烟气脱硫设备运行状态预测

王功明^{1,2} 李欣怡^{1,2} 王自鹏^{1,2} 张梦华³ 韩红桂^{1,2} 乔俊飞^{1,2}

摘 要 烟气脱硫处理是聚焦污染防治、实现节能减排的重要举措,其设备的安全、稳定运行直接影响着经济社会可持续发展与居民生命健康。然而,长期运行下的烟气脱硫设备往往不可避免地出现故障且难以预测,进而导致连锁反应甚至事故。鉴于此,提出一种基于深度模糊推理模型 (DFIM) 的烟气脱硫设备运行状态预测方法。首先,构建数据驱动的深度模糊信念网络,通过模糊特征学习算法将传感器获取的原始数据映射为抗干扰的模糊语义特征,并实现模糊特征的预测输出;其次,建立推理门控层,进一步对输出模糊特征进行识别,并聚焦设备故障模式;然后,结合操作经验和运行环境,针对设备运行状态和故障模式,给出处置方案;最后,以实际烟气脱硫系统循环泵内浆液 pH 值和轴承温度为设备运行状态变量,测试 DFIM 在烟气脱硫设备运行状态预测中的有效性。实验结果表明所提出的 DFIM 在预测精度、稳定性与快速性等方面均优于现有方法,对设备运维与管理具有重要的指导意义。

关键词 烟气脱硫过程; 运行状态预测; 深度模糊推理模型; 深度模糊信念网络; 推理门控层

引用格式 王功明, 李欣怡, 王自鹏, 张梦华, 韩红桂, 乔俊飞. 基于深度模糊推理模型的烟气脱硫设备运行状态预测. 自动化学报, 2026, 52(9): 2046–2056

DOI 10.16383/j.aas.c250596 **CSTR** 32138.14.j.aas.c250596

Prediction of Operating Status for Flue-gas Desulfurization Equipment Based on Deep Fuzzy Inference Model

WANG Gong-Ming^{1,2} LI Xin-Yi^{1,2} WANG Zi-Peng^{1,2} ZHANG Meng-Hua³
HAN Hong-Gui^{1,2} QIAO Jun-Fei^{1,2}

Abstract Flue-gas desulfurization treatment is an important measure to focus on pollution prevention and achieve energy conservation and emission reduction. The safe and stable operation of flue-gas desulfurization equipment directly affects the sustainable development of the economy and society as well as the life and health of residents. However, under long-term operation, faults often inevitably occur in this equipment, which are difficult to be predicted and thus lead to a chain reaction and even accidents. In view of these problems, this paper proposes a deep fuzzy inference model (DFIM)-based method to predict the operating status of flue-gas desulfurization equipment. First, a data-driven deep fuzzy belief network is constructed and trained using a fuzzy feature learning algorithm, which can map the raw data obtained from the sensor into anti-interference fuzzy semantic features and further give predicted outputs of fuzzy features. Second, an inference gating layer is designed to recognize the output fuzzy features, focusing on the fault modes of flue-gas desulfurization equipment. Third, according to the operational experience and operating environment as well as fault modes of the equipment, the disposal plan is then provided. Finally, taking the pH of the slurry in the circulating pump and the temperature of the circulating pump bearing as the variables of the equipment operating status, the effectiveness of DFIM in the prediction of the operating status of flue-gas desulfurization equipment is tested. The experimental results show that the proposed DFIM outperforms the existing methods in terms of prediction accuracy, stability, rapidity and other aspects, which has important guiding significance for the operation and maintenance as well as management of the operating equipment.

Keywords flue-gas desulfurization process; operating status prediction; deep fuzzy inference model; deep fuzzy belief network; inference gating layer

Citation Wang Gong-Ming, Li Xin-Yi, Wang Zi-Peng, Zhang Meng-Hua, Han Hong-Gui, Qiao Jun-Fei. Prediction of operating status for flue-gas desulfurization equipment based on deep fuzzy inference model. *Acta Automatica Sinica*, 2026, 52(9): 2046–2056

收稿日期 2025-11-03 录用日期 2026-03-31

Manuscript received November 3, 2025; accepted March 31, 2026

国家自然科学基金 (62373018), 北京市自然科学基金 (4232043), 中国博士后科学基金 (2025T180479) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (62373018), Beijing Natural Science Foundation (4232043), and China Postdoctoral Science Foundation (2025T180479)

本文责任编辑 王雪松

Recommended by Associate Editor WANG Xue-Song

1. 北京工业大学信息科学技术学院 北京 100124 2. 北京工业大学智慧环保北京实验室 北京 100124 3. 济南大学自动化与电气工程学院 济南 250022

1. School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124 2. Beijing Laboratory for Smart Environmental Protection, Beijing University of Technology, Beijing 100124 3. School of Automation and Electrical Engineering, University of Jinan, Jinan 250022

随着工业化进程加快,工业废气排放引发的环境污染问题日益严峻,造成严重的社会经济和健康损失,已成为世界各国关注的焦点. 2022 年 3 月,工业和信息化部、国家发展和改革委员会、科学技术部、生态环境部等联合印发《关于“十四五”推动石化化工行业高质量发展的指导意见》,明确了加快推进石油化工过程尾气脱硫脱硝处理、实现节能减排和资源循环利用的总体工作目标,为深入打好污染防治攻坚战指出明确方向.

在石化化工排放尾气过程中,二氧化硫(sulfur dioxide, SO_2) 等污染物的治理与浓度管控工作已成为环保领域的重点. 目前, SO_2 污染治理与浓度管控的上游措施主要采用湿法烟气脱硫^[1]. 然而,烟气脱硫系统的设备在长时间运行状态下容易出现故障且难以提前预测,容易导致后续的连锁反应^[2]. 现有的烟气脱硫过程研究缺乏对设备运行状态与故障管控的关注,未能有效利用运行数据进行特征分析与状态预测. 因此,为保证系统安全稳定运行、提高污染防治成效,需要实现对设备运行状态的智能预测并及时给出运维策略.

烟气脱硫过程本质上是一个复杂动态系统,其运行状态预测的核心问题在于如何构建设备运行状态的表征模型,并基于表征模型实现对未来趋势的预测与分析^[3-5]. 针对此类工作,目前应用较为广泛的运行状态表征方法是数据驱动的人工神经网络^[6-9]. 田昊等^[2]聚焦固废焚烧过程运行设备的温度感知与预测问题,提出一种基于模糊宽度学习网络的系统状态参数拟合方法,实现了设备温度状态的感知,为进一步的状态控制奠定了理论基础^[1, 10-11]. 韩红桂等^[8]提出一种数据与知识驱动的自适应知识核函数模型,通过动态优化算法求解脱硫脱氮过程最佳运行参数,从而实现了对泵送能耗状态的预测分析. 围绕工业场景的高炉运行状态预测及异常状态识别问题,朱霖霖等^[12]提出一种基于料面视频图像分析的高炉异常状态预测方法,通过模糊聚类、多级残差分析等策略实现了对高炉异常状态的智能预测与识别. 针对工业装备运行状态管控问题,黄如意等^[13]分析传统预测模型在训练和测试场景维度中的局限性,提出一种基于多任务学习的工业装备故障诊断与寿命预测方法. 为提高工业设备状态维护效率,Emrooz 等^[14]提出一种新的数学模型,旨在通过优化预防性维护计划、生产调度和人员失误率等指标最小化成本支出,实现对设备运维效率的提升. 以上研究方法为烟气脱硫系统设备运行状态建模与预测提供了重要的理论与方法支撑.

然而,烟气脱硫过程涉及复杂的物理化学反应,

设备运行状态预测面临多重挑战: 传感器数据强噪声干扰、系统呈现强非线性且工况动态多变等. 这些因素导致现有的浅层神经计算模型和静态学习算法无法适应高标准的设备运行状态预测需求^[1, 15-17]. 同时,近年来国家针对化工过程尾气排放的管理力度不断加大,相关排放标准持续提高,这对系统设备运行状态预测和安全性管控提出更高的要求.

针对污水处理过程鼓风机轴承温度动态预测问题,伍小龙等^[18]提出一种基于随机事件代理模型的预测方法,利用模糊规则表征随机事件对鼓风机轴承温度的影响,进而实现了主模型和代理模型相互协作的轴承温度全局预测. 陈俊英等^[19]分析局部特征提取与全局时序特征学习之间的相互依赖关系,提出基于多尺度局部特征提取和 Transformer 编码器的飞机发动机寿命预测模型,取得较为可靠的预测效果. 然而,局部特征提取方法通常仅能处理相互独立的特征,对于局部特征间涌现信息的处理能力有限. 为精确地表征局部信息特征, Han 等^[20]设计一种基于动态-静态模型的污水处理过程监控方法,通过对不同运行状态进行划分以消除相互干扰;在此基础上,建立模糊神经网络对动态时序数据进行建模,同时建立静态统计模型对离线数据进行分析. 随着数据在线处理和离线处理方法的不断发展,实现系统运行状态表征模型结构的动态设计与优化显得尤为重要^[21]. 为提升表征模型结构的自适应能力以缩小与在线数据学习的配置性差距, Wang 等^[1]提出一种基于自组织模糊神经网络的烟气脱硫系统 SO_2 浓度预测方法,并结合一步预测输出和系统参考输出,进一步设计滚动优化目标函数,实现了被控量的动态求解和系统状态的实时控制^[22-24]. 这些方法对烟气脱硫过程设备运行状态预测性能的进一步提升具有重要的借鉴意义. 同时,大量应用研究表明,数据驱动的神经网络对规律性比较明显且时间序列较为连续的状态过程具有良好的建模与预测性能^[25-27]. 然而,当烟气脱硫系统干扰众多、多工况明显时,目前常用的浅层神经网络无法提取全流程关键特征,且对输出结果的解析能力有限. 因此,如何构建能够充分表征全流程设备运行状态的模型,实现模型对外部数据的抗干扰学习和对预测输出的高效解析,是进一步提升设备运行状态预测性能的重要挑战.

为进一步解决以上问题,本文提出一种基于深度模糊推理模型(deep fuzzy inference model, DFIM)的烟气脱硫设备运行状态预测方法. 所提方法的主要贡献如下:

1) 构建设备关联数据驱动的深度模糊信念网

络 (deep fuzzy belief network, DFBN), 通过模糊特征学习算法将传感器获取的原始数据映射为抗干扰的深层模糊语义特征, 并给出对深层模糊语义的预测输出, 提升了模型对全流程设备运行状态的预测能力;

2) 设计基于 T-S 模糊推理的推理门控层, 以进一步对输出模糊特征进行识别并聚焦设备故障模式, 结合操作经验和运行环境, 针对设备运行状态和故障模式给出处置方案, 增强了对预测输出的解析和特定工况应对能力;

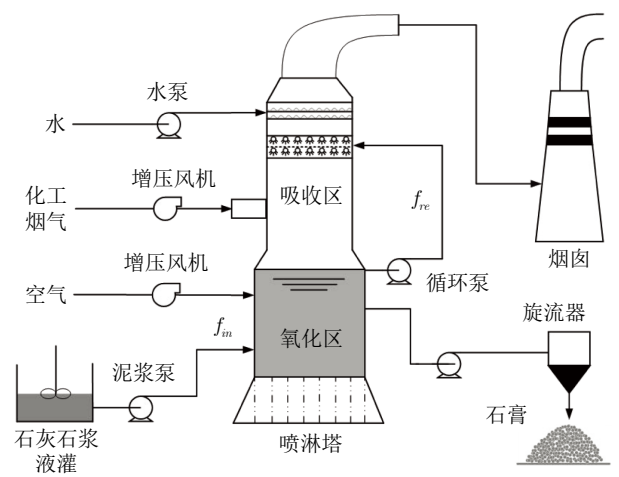
3) 在烟气脱硫系统长流程设备状态预测任务中进行系统验证与评估, 实验结果表明所提出的 DFIM 在预测精度、稳定性与快速性等方面均优于现有方法.

1 烟气脱硫系统

烟气脱硫系统是石油化工过程尾气脱硫处理的核心流程, 其运行状态的稳定性与可靠性直接决定了废气中 SO₂ 的去除效率、系统运行成本及排放合规性. 湿法烟气脱硫工艺因其技术成熟、脱硫效率较高而被广泛应用, 其核心设备包括吸收塔、循环泵、氧化风机、除雾器等, 如图 1 所示.

离心泵运行状态关联变量如表 1 所示. 其中, 当轴承过热时, 可能会出现润滑不良、磨损加剧、负载过大或冷却失效, 进而造成轴承故障; 当浆液 pH 值过低时, 可能加剧设备腐蚀, pH 值过高则易导致碳酸钙/硫酸钙结垢, 堵塞喷嘴、管道和叶轮流道, 进而降低处理效率. 因此浆液 pH 值与轴承温度通常被视为设备运行状态的核心指标.

根据上述分析, 为了对循环泵运行状态进行有



注: f_{re} 为回流量, f_{in} 为输入流量.

图 1 烟气脱硫流程图

Fig.1 Flow chart of flue-gas desulfurization

表 1 离心泵运行状态关联变量
Table 1 Correlation variables of the operating status of centrifugal pump

标号	单位	相关特征变量
x_1	r/min	电机转速
x_2	℃	入口浆液温度
x_3	m ³ /h	浆液流量
x_4	%	出口阀门开度
x_5	℃	烟气温度
x_6	A	泵运行电流
x_7	mm/s	泵振动值
x_8	kPa	入口压力
y_1	—	浆液 pH 值
y_2	℃	轴承温度

效预测, 首先选择电机转速、入口浆液温度、浆液流量、出口阀门开度、烟气温度、泵运行电流、泵振动值、入口压力 8 个变量作为设备运行状态的辅助变量 (模型输入量), 预测模型的输出量为浆液 pH 值和轴承温度. 然后, 设计能够精确跟踪、逼近输入量与输出量之间复杂非线性动力学特性的软测量模型 (预测模型), 实现对设备运行状态的预测.

2 基于 DFIM 的设备状态预测模型

针对在烟气脱硫过程中运行设备状态难以精确预测的问题, 本节给出一种基于深度模糊推理模型的设备运行状态软测量模型设计方法. 工作原理如图 2 所示.

2.1 深度信念网络

深度信念网络 (deep belief network, DBN) 是一种由多个受限玻尔兹曼机 (restricted Boltzmann machine, RBM) 堆叠而成的生成式深度学习模型. 每个 RBM 包含可见层和隐藏层, 层内神经元无连接. 假设 $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t)]$ 和 $\hat{\mathbf{y}}(t) = [\hat{y}_1(t), \dots, \hat{y}_n(t)]$ 分别表示 DBN 的输入和输出. 当给定模型结构时, DBN 的主要任务是训练并获得最优权重矩阵 $\mathbf{w}$. 在无监督学习过程中, 初始权重矩阵 $\mathbf{w}_r$ 将通过依次训练几个堆叠的 RBM 获得. 设 v_i 和 h_j 分别表示第一个 RBM 的输入和输出, 其初始权重矩阵 $\mathbf{w}_r$ 的更新公式如下:

$$\mathbf{w}_{r1}(t+1) = \mathbf{w}_{r1}(t) - \eta \Delta \mathbf{w}_{r1}(t) \tag{1}$$

$$\Delta \mathbf{w}_{r1}(t) = D(v_i h_j) - \hat{D}(v_i h_j) \tag{2}$$

其中, η 表示 RBM 的学习率, $D(v_i h_j)$ 和 $\hat{D}(v_i h_j)$ 分别表示 RBM 的初始状态值和训练状态值. 一般来讲, $\hat{D}(v_i h_j)$ 可以通过 Gibbs 采样来近似获得. 其

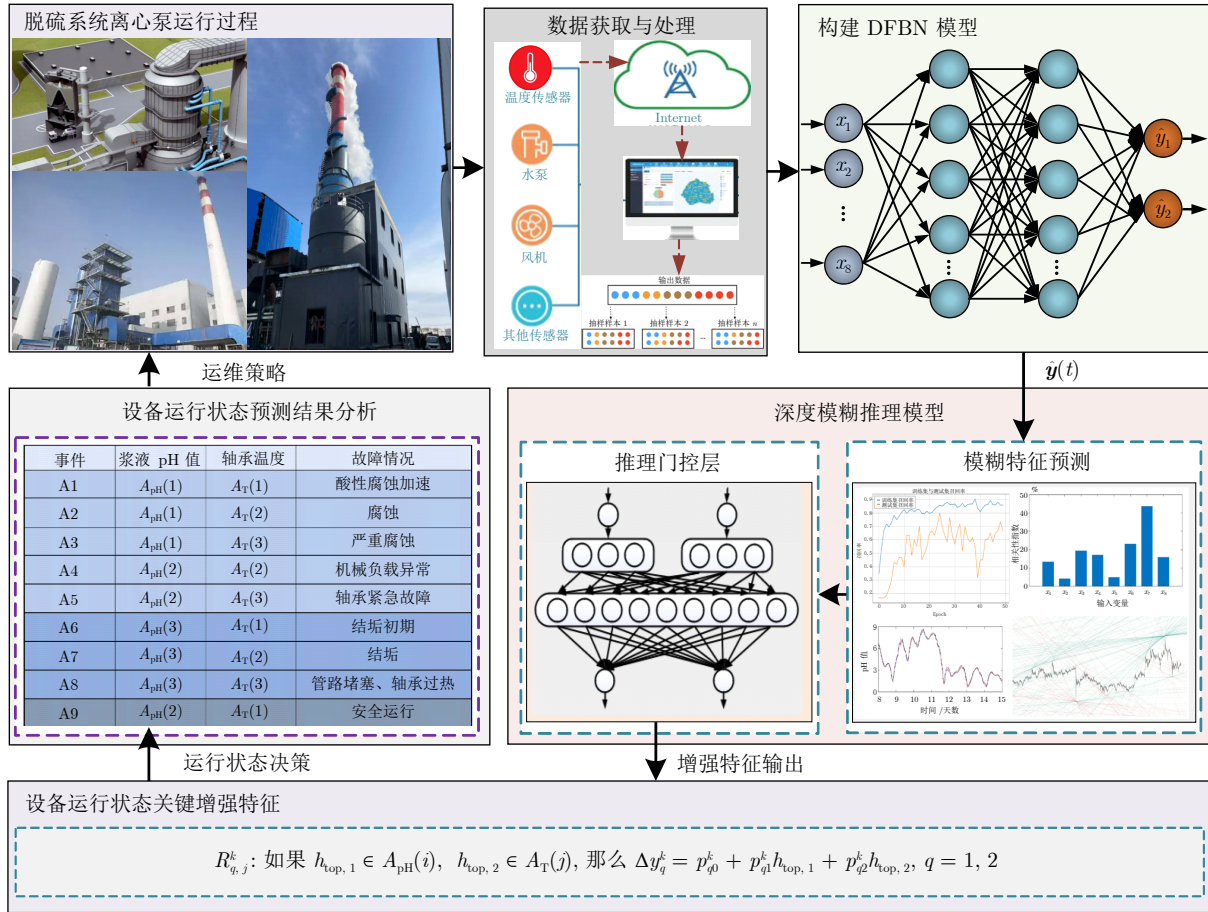


图 2 基于 DFIM 的烟气脱硫设备运行状态预测

Fig.2 Prediction of operating status for flue-gas desulfurization equipment based on DFIM

他的 RBM 可根据式 (1) 和 (2) 来训练, 进而得到初始权重矩阵. 在有监督学习过程中, 如果 $y(t)$ 和 $\hat{y}(t)$ 分别是目标输出和 DBN 输出, 那么最优权重矩阵 w 可通过下式求解:

$$w(t+1) = w(t) - \zeta \frac{\partial(y(t) - \hat{y}(t))}{\partial w(t)}, \quad w(0) = w_r \quad (3)$$

其中, ζ 为有监督学习步长.

问题 1. 在烟气脱硫系统中, 轴承温度 $T(t)$ 与浆液流量 $Q(t-\tau)$ 、设备振动信号 $V(t-\tau)$ 存在较强的长程关联, 其动力学演化特性可表示为:

$$T(t) = f(T(t-1), \dots, T(t-L), Q(t-1), \dots, Q(t-L)) + \varepsilon_t \quad (4)$$

其中, $f(\cdot)$ 为表征演化特性的非线性映射, L 为时间窗口长度 ($\tau \in [1, L]$), ε_t 为传感器噪声. 然而, 现有 DBN 的特征提取本质为静态映射机制, 其前向传播过程难以有效建模长程动力学演化特性. 尤其对温度序列中由设备累积性负载引发的长周期趋势特征, DBN 易出现长期依赖特征“遗忘”现象, 导致关键征兆丢失, 无法准确捕捉设备状态的动态变化.

问题 2. 烟气脱硫设备故障的发生具有状态渐变性与边界模糊性, 其早期征兆在传感器数据中表现为连续过渡特征, 即设备真实状态为 $s \in [0, 1]$, 表示从正常 $s=0$ 到完全故障 $s=1$ 的程度. 然而, 现有 DBN 隐藏层神经元的二值化激活特性导致其特征空间离散化, 难以精确描述故障演化过程中的连续过渡状态, 从而削弱模型对模糊故障边界的敏感性与表达能力.

2.2 DFIM 动态学习算法

2.2.1 模糊特征编码器

步骤 1. 在 RBM 可见层输入 v_i , 利用高斯隶属函数 $\mu_A(v_i)$ 调制可见单元激活值:

$$\tilde{v}_i = v_i \cdot \mu_A(v_i) + (1 - \mu_A(v_i)) \cdot E[v_i] \quad (5)$$

其中, $E[v_i]$ 为输入状态的理想表述. 高斯隶属函数 $\mu_A(\cdot)$ 定义为:

$$\mu_A(v_i) = \exp\left(-\frac{(v_i - c_i)^2}{\alpha^2 \sigma(v_i)}\right) \quad (6)$$

式中 α 为噪声抑制系数; c_i 为隶属中心, $\sigma(v_i)$ 为标准差, 分别表示如下:

$$c_i = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K v_i, \quad \sigma(v_i) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (v_i - \bar{v}_i)^2} \quad (7)$$

其中 K 为样本大小. 同时, 在能量函数中增加平滑性正则项, 得到改进后的衡量函数如下:

$$E_{\text{mod}}(\tilde{v}, h, \theta) = - \sum_i \tilde{v}_i a_i - \sum_j h_j b_j - \sum_{i,j} \tilde{v}_i w_{ij} h_j + \lambda \|\nabla \mu_A\|^2 \quad (8)$$

其中, θ 为前件参数; a_i 和 b_j 分别为可见层和隐藏层节点偏置; λ 为平滑正则系数, 用以增强特征变化连续性; w_{ij} 为第 i 个节点与第 j 个节点之间的连接权重.

步骤 2. 采用模糊对比散度算法逐层预训练 RBM, 初始化权重参数并按照式 (1) 进行更新, 其中更新的变量表述如下:

$$\Delta w_{ij}(t) = \mu_A(v_i) (D(v_i h_j) - \hat{D}(v_i h_j)) \quad (9)$$

2.2.2 推理门控层 (基于 T-S 模糊推理)

推理门控层的结构由模糊层和规则层组成, 实现对关键故障特征的筛选与聚焦, 其本质是一个可微的 T-S (Takagi-Sugeno) 模糊推理系统. 模糊层接收模糊特征编码器输出的顶层特征 $H = [h_{\text{top}, 1}, h_{\text{top}, 2}]^T$ 作为输入, 生成设备的关键增强特征, 具体过程如下:

步骤 1. 对顶层特征应用模糊 C 均值聚类, 提取 9 条模糊规则, 事件定义如表 2 所示, 其中 A_{pH} 和 A_T 分别代表浆液 pH 值和轴承温度所处的状态, 即:

$$A_{\text{pH}} \in \left\{ \begin{array}{l} \text{pH} \leq B_{\text{pH}, \text{low}}(t) \rightarrow \text{过低} \\ B_{\text{pH}, \text{low}}(t) < \text{pH} \leq B_{\text{pH}, \text{high}}(t) \rightarrow \text{正常} \\ \text{pH} > B_{\text{pH}, \text{high}}(t) \rightarrow \text{过高} \end{array} \right\}$$

$$A_T \in \left\{ \begin{array}{l} T \leq B_{T, \text{normal}}(t) \rightarrow \text{正常} \\ B_{T, \text{normal}}(t) < T \leq B_{T, \text{warning}}(t) \rightarrow \text{预警} \\ T > B_{T, \text{warning}}(t) \rightarrow \text{停机} \end{array} \right\}$$

其中, $B_{\text{pH}, \text{low}}(t)$ 、 $B_{\text{pH}, \text{high}}(t)$ 和 $B_{T, \text{normal}}(t)$ 、 $B_{T, \text{warning}}(t)$ 分别表示 pH 值以及轴承温度处于正常区间的阈值.

$$B_{\text{pH}, \text{low}}(t) = \mu_1(t) - \alpha_1 \sigma_1(t) - \beta_1 \gamma_1(t) \quad (10)$$

$$B_{\text{pH}, \text{high}}(t) = \mu_1(t) + \alpha_1 \sigma_1(t) + \beta_1 \gamma_1(t) \quad (11)$$

$$B_{T, \text{normal}}(t) = \mu_2(t) + \alpha_2 \sigma_2(t) \quad (12)$$

表 2 事件定义

Table 2 Event definitions

事件	浆液 pH 值	轴承温度	故障情况
A1	$A_{\text{pH}}(1)$	$A_T(1)$	酸性腐蚀加速
A2	$A_{\text{pH}}(1)$	$A_T(2)$	腐蚀
A3	$A_{\text{pH}}(1)$	$A_T(3)$	严重腐蚀
A4	$A_{\text{pH}}(2)$	$A_T(2)$	机械负载异常
A5	$A_{\text{pH}}(2)$	$A_T(3)$	轴承紧急故障
A6	$A_{\text{pH}}(3)$	$A_T(1)$	结垢初期
A7	$A_{\text{pH}}(3)$	$A_T(2)$	结垢
A8	$A_{\text{pH}}(3)$	$A_T(3)$	管路堵塞、轴承过热
A9	$A_{\text{pH}}(2)$	$A_T(1)$	安全运行

$$B_{T, \text{warning}}(t) = \mu_2(t) + (\alpha_2 + \alpha_3) \sigma_2(t) + \beta_2 \gamma_2(t) \quad (13)$$

$$\mu_j(t) = \frac{1}{W} \sum_{i=t-W+1}^t h_{\text{top}, j, i} \quad (14)$$

$$\sigma_j(t) = \sqrt{\frac{1}{W} \sum_{i=t-W+1}^t (h_{\text{top}, j, i} - \mu_j(t))^2} \quad (15)$$

$$\gamma_j(t) = \frac{\frac{1}{W} \sum_{i=t-W+1}^t (h_{\text{top}, j, i} - \mu_j(t))^3}{\sigma_j^3(t)} \quad (16)$$

其中 W 为滑动窗口大小; $\mu_j(t)$ 、 $\sigma_j(t)$ 和 $\gamma_j(t)$ 分别为滑动窗口中的均值、标准差和宽度; $\alpha_1 \in [1.0, 3.0]$ 、 $\alpha_2 \in [1.0, 2.0]$ 、 $\alpha_3 \in [0.5, 2.0]$ 和 $\beta_1 \in [0.0, 1.0]$ 、 $\beta_2 \in [0.0, 1.0]$ 分别为划分区间常数和偏度修正强度系数.

步骤 2. 根据 A_{pH} 和 A_T 的取值, 构建可微 T-S 模糊推理规则:

$$R_{q,j}^k: \text{如果 } h_{\text{top}, 1} \in A_{\text{pH}}(i), \quad h_{\text{top}, 2} \in A_T(j),$$

$$\text{那么 } \Delta y_q^k = p_{q0}^k + p_{q1}^k h_{\text{top}, 1} + p_{q2}^k h_{\text{top}, 2}$$

其中, Δy_q^k 为后件线性输出; p_{ij}^k 为推理参数; y_q 为预测值, $q = 1$ 表示 pH 预测值, $q = 2$ 表示温度的预测值. 采用高斯隶属函数 $\mu_{A_j^k}$ 来确定规则触发强度 β^k :

$$\beta^k = \mu_{A_1^k}(h_{\text{top}, 1}) \cdot \mu_{A_2^k}(h_{\text{top}, 2}) \quad (17)$$

其中高斯隶属函数 $\mu_{A_j^k}$ 为:

$$\mu_{A_j^k} = \exp \left(-\frac{(h_{\text{top}, j} - c_j^k)^2}{2(\sigma_j^k)^2} \right) \quad (18)$$

式中, c_j^k 为隶属函数中心, σ_j^k 为宽度. 将规则触发强度 β^k 进行归一化, 可得:

$$\bar{\beta}^k = \frac{\beta^k(H)}{\sum_{k=1}^K \beta^k(H)} \quad (19)$$

步骤 3. 根据不同的触发规则得到 Δy_q 的表达式如下:

$$\Delta y_q(H) = \sum_{k=1}^K \bar{\beta}^k(H) (p_{i0}^k + p_{i1}^k h_{\text{top}, 1} + p_{i2}^k h_{\text{top}, 2}) \quad (20)$$

进而可得设备关键状态参数预测值 $\hat{y}_q$:

$$\hat{y}_q = \Delta y_q(H) \quad (21)$$

步骤 4. 设计混合损失函数, 包含预测损失 L_{pred} 和正则化损失 $L_{\text{fuzzy-reg}}$, 即:

$$L_{\text{total}} = L_{\text{pred}} + L_{\text{fuzzy-reg}} = \frac{1}{2} \sum_{q \in \{1, 2\}} (\hat{y}_q - y_q)^2 + \lambda_{\text{fuzzy-reg}} \sum_{k=1}^K w^k v^k(H) \quad (22)$$

其中, $\lambda_{\text{fuzzy-reg}} \in [0.1, 0.5]$ 为正则化强度; w^k 为规则权重加权, v^k 为单规则违背度, 即:

$$w^k = \left| \frac{1}{K} \sum_{n=1}^K \bar{\beta}^k(H_n) \cdot \Delta y_q(H_n) \right| \quad (23)$$

$$v^k(H) = 1 - \bar{\beta}^k(H) \quad (24)$$

其中, $\bar{\beta}^k(H_n)$ 为第 n 个样本下对第 k 个规则的归一化触发强度. 基于总损失函数, 前件参数 $\theta = \{c_j^k, \sigma_j^k\}$ 与规则后件参数 p_j^k 的梯度为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{\text{total}}}{\partial c_i^k} &= \frac{\partial L_{\text{pred}}}{\partial c_i^k} + \frac{\partial L_{\text{fuzzy-reg}}}{\partial c_i^k} = \\ &\beta^k \left(\Delta y_q \Delta y_q^k \frac{\partial \bar{\beta}^k}{\partial \beta^k} - \lambda_{\text{fuzzy-reg}} \sum_{k=1}^K w^k \right) \frac{h_{\text{top}, i} - c_i^k}{(\sigma_i^k)^2} \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L_{\text{total}}}{\partial \sigma_i^k} &= \frac{\partial L_{\text{pred}}}{\partial \sigma_i^k} + \frac{\partial L_{\text{fuzzy-reg}}}{\partial \sigma_i^k} = \\ &\beta^k \left(\Delta y_q \Delta y_q^k \frac{\partial \bar{\beta}^k}{\partial \beta^k} - \lambda_{\text{fuzzy-reg}} \sum_{k=1}^K w^k \frac{(h_{\text{top}, i} - c_i^k)^2}{(\sigma_i^k)^3} \right) \end{aligned} \quad (26)$$

$$\frac{\partial L_{\text{total}}}{\partial p_{ij}^k} = \frac{\partial L_{\text{pred}}}{\partial p_{ij}^k} + \frac{\partial L_{\text{fuzzy-reg}}}{\partial p_{ij}^k} = \Delta y_q \cdot \bar{\beta}^k h_{\text{top}, j} \quad (27)$$

因此, 参数更新为:

$$\theta_{\text{new}} = \theta - \kappa_1 \frac{\partial L_{\text{total}}}{\partial \theta} \quad (28)$$

$$p_{qj, \text{new}}^k = p_{qj}^k - \kappa_2 \frac{\partial L_{\text{total}}}{\partial p_{qj}^k} \quad (29)$$

其中, κ_1 和 κ_2 为学习率.

步骤 5. 重复执行步骤 4, 直到输出稳定.

2.2.3 故障处置方案

基于设备关键参数预测结果, 结合步骤 4 得出规则触发强度 $\bar{\beta}^k$: 当 $\bar{\beta}^k \rightarrow 1$ 时, $v^k \rightarrow 0$ 完全符合规则; 反之, 当 $\bar{\beta}^k \rightarrow 0$ 时, $v^k \rightarrow 1$ 完全违背规则. 即当 $\bar{\beta}^k$ 越大时, 匹配度越高. 根据表 2 给出运维建议:

$$\begin{cases} \text{如果 } \bar{\beta}^1 \text{ 或 } \bar{\beta}^2 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_1 \\ \text{如果 } \bar{\beta}^3 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_2 \\ \text{如果 } \bar{\beta}^4 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_3 \\ \text{如果 } \bar{\beta}^5 \text{ 或 } \bar{\beta}^8 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_4 \\ \text{如果 } \bar{\beta}^6 \text{ 或 } \bar{\beta}^7 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_5 \\ \text{如果 } \bar{\beta}^9 > 0.7, \text{ 给出 Adv}_6 \end{cases} \quad (30)$$

其中, $\text{Adv}_1 \sim \text{Adv}_6$ 表示运维建议, 如表 3 所示.

表 3 运维建议

Table 3 Operation and maintenance suggestions

运维建议	情况
Adv ₁	调整浆液配方, 添加石灰石等碱性物质, 将 pH 值回调至正常范围, 抑制酸性腐蚀.
Adv ₂	降低设备负载, 必要时停机, 避免腐蚀扩散, 检查关键部件的腐蚀深度, 更换受损部件.
Adv ₃	检查浆液流量、电机转速是否超出范围, 补充润滑油, 减少摩擦导致的负载增加.
Adv ₄	立即停机, 切断电源, 防止轴承过热烧毁; 拆解轴承组件, 检查是否存在滚珠碎裂、保持架断裂等故障, 排查轴承过热原因.
Adv ₅	调整浆液成分, 降低 pH 值至临界结垢点以下, 抑制碳酸钙/硫酸钙结垢, 对喷淋层喷嘴、浆液管道进行低压冲洗.
Adv ₆	维持当前运行参数, 定期记录关键指标.

3 实验研究

为了验证 DFIM 在烟气脱硫设备运行状态预测中的有效性, 本节进行了一系列建模与预测分析实验, 并与其他方法进行对比分析.

3.1 实验设置

1) 数据集来源. 实验数据来源于某燃煤电厂湿法石灰石-石膏脱硫系统的循环泵运行监测数据, 采集周期为 50 min, 时间跨度为 6 个月 (2025 年 1 ~ 6 月), 包含安全运行、腐蚀风险、结垢风险及轴承故障四种工况.

2) 数据集划分. 收集 5 000 组数据, 80% 用于训练, 20% 用于测试.

3) 实验条件. 所有数据样本均采集于同一个环境下的设备运行状态, 且所有对比实验结果均在相同计算环境下基于同一个数据集获得.

3.2 实验结果及分析

根据脱硫设备运行状态关键参数动力学分析, DFIM 的输入和输出神经元个数分别为 8 和 2. 在模型训练过程中, 超参数设置为: $m = 8$, $n = 2$, $\lambda = 0.3$, $\kappa_1 = \kappa_2 = 0.2$, $\lambda_{\text{fuzzy-reg}} = 0.1$. 同时, 按照现有经验设置 c_j^k 和 σ_j^k : $c_1^1 = 4.5$, $c_1^2 = 5.5$, $c_1^3 = 6.5$, $\sigma_1^1 = 0.4$, $\sigma_1^2 = 0.5$, $\sigma_1^3 = 0.3$, $c_2^1 = 40.0$, $c_2^2 = 55.0$, $c_2^3 = 65.0$, $\sigma_2^1 = 5.0$, $\sigma_2^2 = 2.5$, $\sigma_2^3 = 2.5$. DFIM 在预测阶段的输入为 $x_1 \sim x_8$, 输出为 y_1 和 y_2 , 整个模型的结构通过试凑法来确定. 图 3 和图 4 分别给出了 DFIM 对 pH 值和轴承温度的训练结果, 图 5 和图 6 分别给出了 DFIM 对 pH 值和轴承温度的预测结果. 由于通过图像展示所有训练样本的学习情况较为困难, 因此我们对训练集和测试集每 5 个数数据采样一次, 分别展示了 800 组训练样本和 200 组测试样本的输出值与训练误差. 可以看出 DFIM 在跳变剧烈、拐点陡峭的状态点上训练和预测效果仍有待提升, 这主要是由烟气脱硫过程运行环境复杂、外部干扰众多、状态耦合严重等特性引起的. 但整

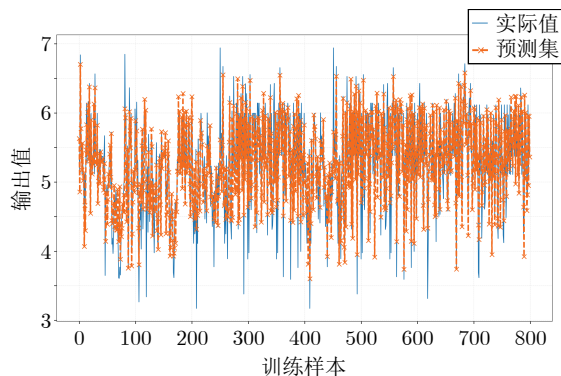


图 3 DFIM 对 pH 的训练结果

Fig.3 Training results of pH using DFIM

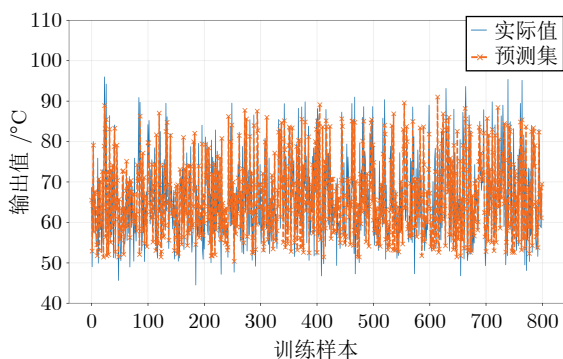


图 4 DFIM 对轴承温度的训练结果

Fig.4 Training results of bearing temperature using DFIM

体上 DFIM 给出了较为精确的训练和预测结果, 基本达到工程应用的参考标准. 为进一步验证模糊特征编码器的有效性, 本文进行了消融实验, 图 7 和图 8 给出了有无平滑正则项的 DFIM 预测结果. 可以看出, 模型加入平滑正则化项, 在数学上强制了特征变化的连续性, 能有效滤除或抑制数据中的高频噪声, 从而使得模型预测性能提升.

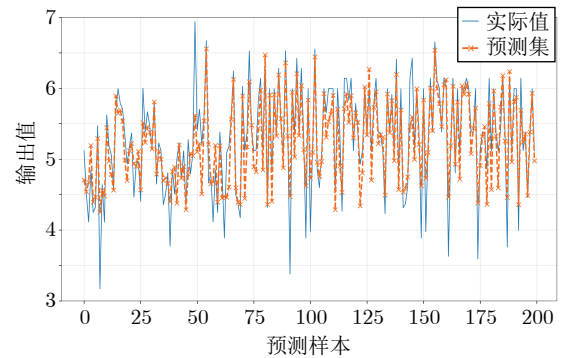


图 5 DFIM 对 pH 的预测结果

Fig.5 Prediction results of pH using DFIM

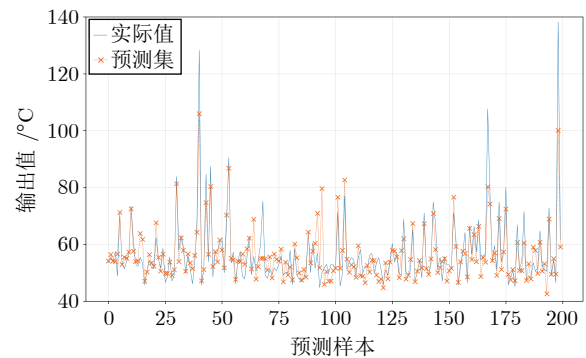


图 6 DFIM 对轴承温度的预测结果

Fig.6 Prediction results of bearing temperature using DFIM

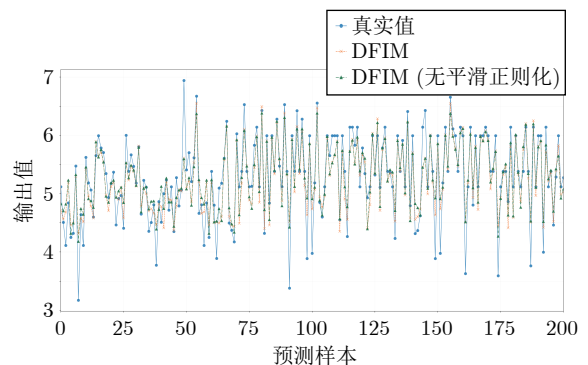


图 7 模型对 pH 的预测结果对比

Fig.7 Comparison of the prediction results of the model for pH

为更直观地展现 DFIM 在训练集与测试集上的逼近效果, 图 9 和图 10 分别给出了 DFIM 对 pH 值与轴承温度的训练误差和预测误差对比结果. 图 11 和图 12 分别给出了 DFIM 对 pH 值与轴承温度在训练集和预测集上的逼近散点图, 可以看出, DFIM 在训练集和预测集之间的泛化误差整体可控. 由图 10 可以看出模型预测过程中存在一些离群点, 且对预测模型产生了一定的影响. 但只要有正常的

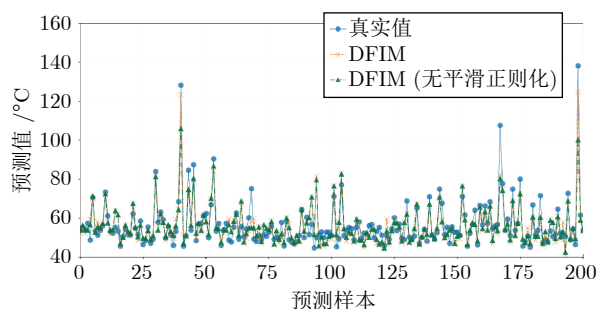


图 8 模型对轴承温度的预测结果对比

Fig. 8 Comparison of the prediction results of the model for bearing temperature

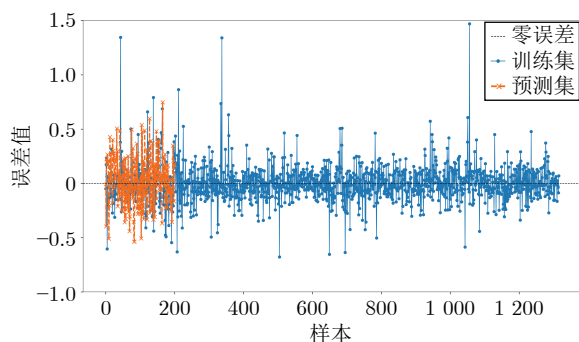


图 9 DFIM 对 pH 的训练误差与预测误差对比

Fig. 9 Comparison of training errors and prediction errors for pH using DFIM

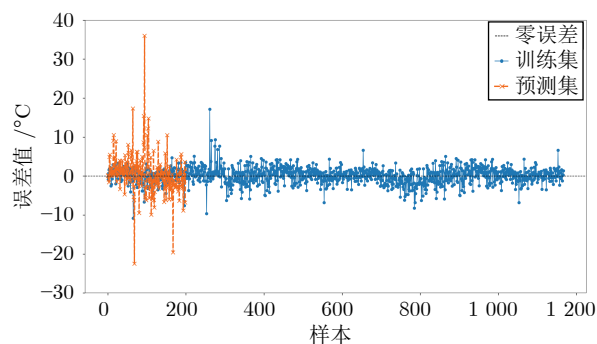


图 10 DFIM 对轴承温度的训练误差与预测误差对比

Fig. 10 Comparison of training errors and prediction errors for bearing temperature using DFIM

数据样本持续输入, 预测模型仍会逐渐恢复正常的动力学特性跟踪和学习速度. 同时, 极端离群点是不可控的因素, 预测模型并非无法适应极端离群点, 关键问题是极端离群点的数据样本较少, 预测模型无法从中学习其普遍的规律.

因此, 下一步工作将聚焦如何获取或模拟更多的极端离群点数据样本, 让预测模型深度学习其动力学特性和演化规律, 使模型的泛化能力覆盖更大尺度的数据样本边界. 另外, 从状态变量的角度看, 模型对 pH 值的泛化误差小于对轴承温度的泛化误差, 核心原因在于:

1) 浆液 pH 值主要受石灰石供浆量和氧气供应量影响, 其在训练集和预测集中变化范围不大, 且表现出的状态特性相对稳定. 而轴承温度则受烟气温度、浆液浓度、pH 值、单次运行时长、设备质量、操作经验等多个因素影响, 并存在耦合作用的二次

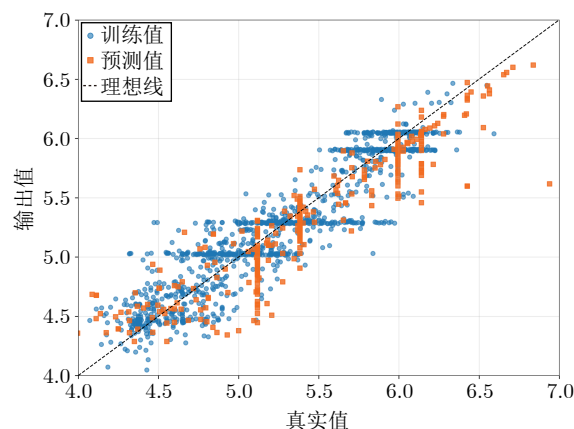


图 11 DFIM 对 pH 在训练集与预测集上的散点图

Fig. 11 Scatter plot of the training and prediction sets for pH using DFIM

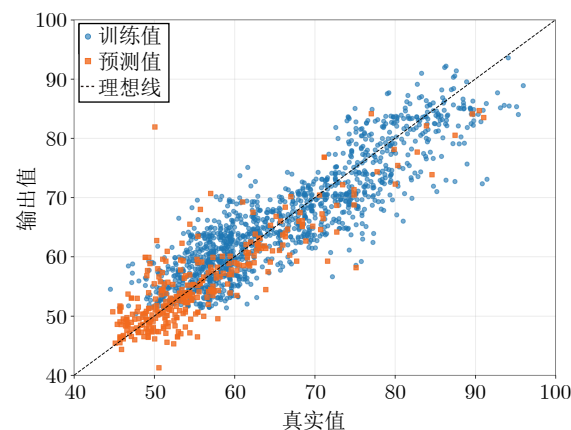


图 12 DFIM 对轴承温度在训练集与预测集上的散点图

Fig. 12 Scatter plot of the training and prediction sets for bearing temperature using DFIM

影响, 因此轴承温度的变化区间相对较大, 且在训练集和预测集中表现出的状态特性不稳定.

2) 轴承温度在烟气脱硫系统运行过程中极易受到外界环境影响, 例如晴天与雨天、季节转换、运行工况转换等均会使温度发生明显变化. 同时, 随着运行时长增加, 设备发热也会加剧温度状态的无序演化行为. 这种外界因素与涌现作用对轴承温度产生的影响使其在训练集与预测集之间的性能泛化天然受阻, 进而导致泛化误差明显高于对浆液 pH 值的泛化误差, 且并没有良好的应对策略.

为全面评估 DFIM 在设备状态预测方面的有效性, 本节进行了 20 次独立重复实验, 并与多种常用预测模型进行对比, 包括深度信念网络、模糊神经网络 (fuzzy neural network, FNN)、自组织模糊神经网络 (self-organizing fuzzy neural network, SOFNN)、长短时记忆神经网络 (long short-term memory neural network, LSTMNN)、径向基神经网络 (radial basis function neural network, RBFNN) 和反向传播神经网络 (back propagation neural network, BPNN), 结果如表 4 所示. 可以看出, 相较于其他预测模型, DFIM 取得了较小的平均绝对误差 (MAE) 和较大的决定系数 (R^2), 实现了对设备运行状态较高精度的建模与预测. 同时, DFIM 多次运行结果的波动 (MAE 波动: 浆液 pH 值 $< \pm 0.05$, 轴承温度 $< \pm 0.52^\circ\text{C}$) 均小于其他预测模型, 表现出较好的鲁棒性和稳定性. 另外, 结合表 2

表 4 DFIM 与其他模型对设备状态的预测结果对比
Table 4 Comparison results for predicting equipment states of DFIM and other models

参数	模型	MAE	R^2
浆液 pH 值	DFIM	0.12 ± 0.05	0.89 ± 0.07
	DFIM (无平滑正则化)	0.16 ± 0.09	0.83 ± 0.09
	DBN	0.24 ± 0.05	0.63 ± 0.11
	LSTMNN	0.21 ± 0.08	0.66 ± 0.13
	SOFNN	0.18 ± 0.10	0.71 ± 0.15
	FNN	0.20 ± 0.09	0.67 ± 0.14
	RBFNN	0.23 ± 0.06	0.65 ± 0.12
	BPNN	0.26 ± 0.12	0.62 ± 0.19
	DFIM	2.28 ± 0.52	0.87 ± 0.12
轴承温度 ($^\circ\text{C}$)	DFIM (无平滑正则化)	5.38 ± 0.74	0.81 ± 0.14
	DBN	7.63 ± 0.61	0.56 ± 0.17
	LSTMNN	7.15 ± 0.76	0.59 ± 0.18
	SOFNN	6.87 ± 0.82	0.64 ± 0.21
	FNN	6.95 ± 0.79	0.62 ± 0.20
	RBFNN	7.49 ± 0.73	0.58 ± 0.16
	BPNN	8.34 ± 0.96	0.54 ± 0.24

给出的故障情况, DFIM 能够给出不同风险状态下的运维建议, 并在合作单位的实际烟气脱硫系统中进行了初步验证, 但尚未完成长期、大规模的工程化部署. DFIM 根据实时数据触发运维建议, 由现场工程师结合实际情况进行审核, 确认是否执行. 对低风险、易调整的建议, 按照实际情况执行, 如表 5 所示. 图 13 给出了 DFIM 建议运维策略与故障事件匹配准确率. 可以看出, DFIM 在训练集上的匹配准确率高于在测试集上的匹配准确率, 这实际上是由于数据集在时间尺度上无序演化造成性能泛化受阻.

上述实验结果表明, 所提出的 DFIM 通过融合深度学习的特征提取能力与模糊推理的语义可解释性, 在脱硫设备运行状态预测中实现了预测性能、预警性能与可解释性的协同优化. 在关键状态参数预测精度方面, DFIM 明显优于对比模型, 预测效率满足实时性要求, 并能基于可解释规则输出具体的设备状态评估和运维建议, 为复杂运行环境下烟气脱硫设备运行状态智能监测提供了理论与方法保障.

4 结束语

本文针对烟气脱硫过程状态预测中存在的传感

表 5 DFIM 预测结果与触发的运维建议
Table 5 DFIM prediction results and triggered operation and maintenance suggestions

pH 值	温度 ($^\circ\text{C}$)	事件	运维建议	执行情况
6.1	52.87	A6	Adv ₅	执行冲洗 1 次
5.7	74.98	A5	Adv ₄	触发 2 次, 人工确认后停机 1 次
4.8	48.03	A1	Adv ₁	在 pH 值低于 $B_{\text{pH, low}}(t)$ 时执行 3 次
4.9	72.67	A3	Adv ₂	触发 1 次, 人工确认后停机 0 次
5.4	46.60	A9	Adv ₆	多次触发, 作为正常运行建议
5.7	61.89	A4	Adv ₃	在负载异常预警下执行润滑补充 2 次

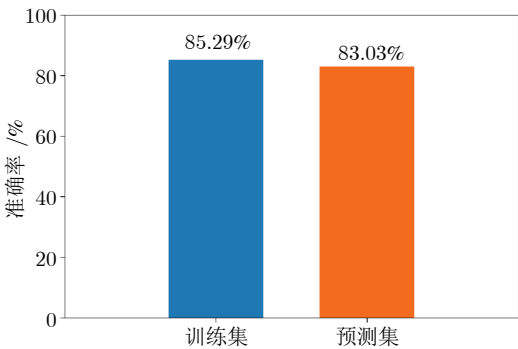


图 13 DFIM 建议运维策略与故障事件匹配的准确率
Fig. 13 Accuracy rate of matching operation and maintenance strategies suggested by DFIM with fault events

器数据噪声干扰严重、状态特性长程关联、故障边界模糊等问题, 提出一种基于深度模糊推理模型的烟气脱硫设备运行状态预测方法。该方法通过融合深度学习的特征提取能力与模糊推理系统的语义可解释性来预测、解析烟气脱硫过程设备运行状态, 旨在实现对设备运行状态的精准预测并给出可解释性运维建议。实验结果验证了 DFIM 在设备运行状态预测中的可行性和优越性。同时, 根据实验结果与对比分析得出以下结论:

1) 通过高斯隶属函数调制深度信念网络可见单元激活值, 可有效抑制传感器数据采集与传输阶段的噪声干扰。

2) 通过推理门控层动态聚焦设备故障模式的关键特征, 提高了模型对模糊故障边界的敏感性和表征能力, 解决了烟气脱硫系统复杂工况难以定量描述的问题。

3) 基于实际烟气脱硫运行系统数据, 对 DFIM 性能进行实验测试, 并与其他模型进行对比分析。实验结果表明, DFIM 预测精度高, 且能通过模糊规则给出处置方案, 展现了其在复杂工业场景下的适用性。

尽管本文提出的 DFIM 在烟气脱硫系统设备运行状态预测中表现出良好性能, 但实际烟气脱硫过程往往涉及人员操作水平、设备质量、运行规范等因素, 导致模型对极端故障的表征能力与预测精度仍然较低; 目前数据集较少以及规则数目固定, 限制了该方法的适用范围。因此, 如何克服此类挑战将是未来工作的重点。同时, 将 DFIM 推广至脱硫系统的吸收塔、氧化风机等核心设备, 并构建多设备状态关联推理网络也是亟待解决的关键问题。

参考文献

- Wang G M, Li X Y, Gu K, Chen H, Han H G, Qiao J F. Neurodynamics-driven model predictive control with soft-measurement for desulfurization system. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 19546–19554
- Tian Hao, Tang Jian, Xia Heng, Wang Tian-Zheng, Yu Wen, Qiao Jun-Fei. Furnace temperature control using IT2FBLS-based reinforcement learning PID for MSWI process. *Acta Automatica Sinica*, 2025, **51**(7): 1626–1641 (田昊, 汤健, 夏恒, 王天峥, 余文, 乔俊飞. 基于 IT2FBLS 强化学习 PID 的 MSWI 过程炉膛温度控制. *自动化学报*, 2025, **51**(7): 1626–1641)
- Wang G M, Chen H, Han H G, Bi J, Qiao J F, Tirkolaee E. Predicting water quality with nonstationarity: Event-triggered deep fuzzy neural network. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2024, **32**(5): 2690–2699
- Li Xin-Yi, Wang Gong-Ming, Wang Zi-Peng, Qiao Jun-Fei. Research on intelligent prediction of water quality in sewage treatment process based on event triggering. *CIESC Journal*, 2025, **76**(6): 2828–2837 (李欣怡, 王功明, 王自鹏, 乔俊飞. 基于事件触发的污水处理过程水质智能预测研究. *化工学报*, 2025, **76**(6): 2828–2837)
- Li Zheng, Zhuang Kai-Ze, Zhao Dong-Jie, Song Yan-Xing, Wang Gong-Ming. Design method of event-driven deep belief network soft-sensing model. *CIESC Journal*, 2025, **76**(4): 1693–1701 (李征, 庄铠泽, 赵东杰, 宋燕星, 王功明. 事件驱动的深度信念网络软测量模型设计方法. *化工学报*, 2025, **76**(4): 1693–1701)
- Yuan X F, Qi S B, Wang Y L. Stacked enhanced auto-encoder for data-driven soft sensing of quality variable. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2020, **69**(10): 7953–7961
- Wang Gong-Ming, Qiao Jun-Fei, Guan Li-Na, Jia Qing-Shan. Review and prospect on deep belief network. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(1): 35–49 (王功明, 乔俊飞, 关丽娜, 贾庆山. 深度信念网络研究现状与展望. *自动化学报*, 2021, **47**(1): 35–49)
- Han Hong-Gui, Wang Yu-Shuang, Liu Zheng, Sun Hao-Yuan, Qiao Jun-Fei. Knowledge-data-driven cooperative optimal control for wastewater treatment denitrification process. *Acta Automatica Sinica*, 2024, **50**(6): 1221–1233 (韩红桂, 王玉爽, 刘峥, 孙浩源, 乔俊飞. 知识和数据驱动的污水处理反硝化脱氮过程协同优化控制. *自动化学报*, 2024, **50**(6): 1221–1233)
- Yi H, Su Z G, Wang P H. Closed-loop shaping-based active disturbance rejection control with delay robustness and application to wet desulfurization process. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2024, **71**(6): 6117–6127
- Wang G M, Zhao Y D, Liu C X, Qiao J F. Data-driven robust adaptive control with deep learning for wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(1): 149–157
- Yang W W, Tang J, Tian H, Yu W, Qiao J F. Flue gas oxygen content control based on interval type-2 fuzzy broad learning system and PID for MSWI process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 15473–15487
- Zhu Ji-Lin, Gui Wei-Hua, Jiang Zhao-Hui, Chen Zhi-Peng, Fang Yi-Jing. Intelligent perception and recognition of blast furnace anomalies via burden surface video image analysis. *Acta Automatica Sinica*, 2024, **50**(7): 1345–1362 (朱霖, 桂卫华, 蒋朝辉, 陈致蓬, 方怡静. 基于料面视频图像分析的高炉异常状态智能感知与识别. *自动化学报*, 2024, **50**(7): 1345–1362)
- Huang Ru-Yi, Li Ji-Pu, Wang Zhen, Xia Jing-Yan, Chen Zhu-Yun, Li Wei-Hua. Intelligent diagnostic and prognostic method based on multitask learning for industrial equipment. *Scientia Sinica Technologica*, 2022, **52**(1): 123–137 (黄如意, 李霁蒲, 王震, 夏景演, 陈祝云, 李巍华. 基于多任务学习的工业设备智能诊断与预测方法. *中国科学: 技术科学*, 2022, **52**(1): 123–137)
- Enrooz V, Kazemi M, Doostparast M, Pooya A. Improving industrial maintenance efficiency: A holistic approach to integrated production and maintenance planning with human error optimization. *Process Integration and Optimization for Sustainability*, 2024, **8**: 539–564
- Liu S, Zhong W Q, Chen X, Sun L, Yang L K. Multi-objective economic model predictive control using utopia-tracking for the wet flue gas desulphurization system. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2023, **54**: 343–352
- Wang Q Y, Zhao H, Zhao Q L, Hou J, Tian S L, Li Y J, et al. Prediction of SO₂ emission concentration in industrial flue gas based on deep learning: The ammonia desulfurization system of the Yunnan aluminum carbon plant as the research object. *Process Safety and Environmental Protection*, 2024, **185**: 340–349
- Chen H S, Liu H, Chu X N, Liu Q X, Xue D Y. Anomaly detection and critical SCADA parameters identification for wind turbines based on LSTM-AE neural network. *Renewable Energy*, 2021, **172**: 829–840
- Wu Xiao-Long, Jiang Wei-Yu, Han Hong-Gui, Li Tong, Zhao De-Zheng. Intelligent prediction of wastewater treatment blower bearing temperature based on random event agent model. *Scientia Sinica Technologica*, 2025, **55**(5): 879–892 (伍小龙, 姜韦宇, 韩红桂, 李佟, 赵德政. 基于随机事件代理模型的污水处理鼓风机轴承温度智能预测. *中国科学: 技术科学*, 2025, **55**(5): 879–892)
- Chen Jun-Ying, Xi Yue-Yun, Li Zhao-Yang. Prediction of aer-

engine remaining life by combining multi-scale local features and Transformer global learning. *Acta Automatica Sinica*, 2024, **50**(9): 1818–1830

(陈俊英, 席月芸, 李朝阳. 多尺度局部特征和 Transformer 全局学习融合的发动机剩余寿命预测. 自动化学报, 2024, **50**(9): 1818–1830)

- 20 Han H G, Sun C X, Wu X L, Yang H Y, Zhao N, Li J, et al. Dynamic-static model for monitoring wastewater treatment processes. *Control Engineering Practice*, 2023, **132**: Article No. 105424
- 21 Han H G, Wang J Q, Liu Z, Yang H Y, Qiao J F. Self-organizing robust fuzzy neural network for nonlinear system modeling. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2025, **36**(1): 911–923
- 22 Menegatti D, Giuseppe A, Pietrabissa A. Tractable data-driven model predictive control using one-step neural networks predictors. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 6740–6751
- 23 Wang G M, Jia Q S, Zhou M C, Bi J, Qiao J F. Soft-sensing of wastewater treatment process via deep belief network with event-triggered learning. *Neurocomputing*, 2021, **436**: 103–113
- 24 Wang G M, Jia Q S, Qiao J F, Bi J, Liu C X. A sparse deep belief network with efficient fuzzy learning framework. *Neural Networks*, 2020, **121**: 430–440
- 25 Bandara K, Bergmeir C, Hewamalage H. LSTM-MSNet: Leveraging forecasts on sets of related time series with multiple seasonal patterns. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, **32**(4): 1586–1599
- 26 Rivest F, Kohar R. A new timing error cost function for binary time series prediction. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2020, **31**(1): 174–185
- 27 Li Y H, Anastasiu D C. MC-ANN: A mixture clustering-based attention neural network for time series forecasting. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2025, **47**(8): 6888–6899



王功明 北京工业大学信息科学技术学院教授. 2019 年获得北京工业大学博士学位. 主要研究方向为模式识别与智能系统, 神经动力学驱动的智能特征建模与优化控制. 本文通信作者.

E-mail: wanggm@bjut.edu.cn

(WANG Gong-Ming Professor at

the School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. He received his Ph.D. degree from Beijing University of Technology in 2019. His research interests include pattern recognition and intelligent systems, neurodynamic-driven intelligent feature modeling and optimal control. Corresponding author of this paper.)



李欣怡 北京工业大学信息科学技术学院硕士研究生. 2024 年获得曲阜师范大学学士学位. 主要研究方向为神经动力学驱动的智能特征建模与优化控制.

E-mail: XINYILI599@bjut.edu.cn

(LI Xin-Yi Master student at the

School of Information Science and Technology, Beijing

University of Technology. She received her bachelor degree from Qufu Normal University in 2024. Her research interests include intelligent feature modeling and optimal control driven by neural dynamics.)



王自鹏 北京工业大学信息科学技术学院教授. 2017 年获得北京航空航天大学博士学位. 主要研究方向为智能时空建模与控制, 容侵与容错安全控制和网络化控制系统.

E-mail: zipengwang@bjut.edu.cn

(WANG Zi-Peng Professor at the

School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. He received his Ph.D. degree from Beihang University in 2017. His research interests include intelligent spatiotemporal modeling and control, attack-tolerant and fault-tolerant security control and networked control systems.)



张梦华 济南大学自动化与电气工程学院教授. 主要研究方向为机器人控制.

E-mail: cse_zhanamh@uin.edu.cn

(ZHANG Meng-Hua Professor at the

School of Automation and Electrical Engineering, University of

Jinan. Her main research interest is robot control.)



韩红桂 北京工业大学信息科学技术学院教授. 主要研究方向为城市污水处理过程智能优化控制和神经网络结构设计与优化.

E-mail: rechardhan@bjut.edu.cn

(HAN Hong-Gui Professor at the

School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interests include intelligent optimal control of municipal wastewater treatment process and structure design and optimization of neural networks.)



乔俊飞 北京工业大学信息科学技术学院教授. 主要研究方向为神经网络, 智能系统, 复杂工业过程建模与最优控制. E-mail: junfeiq@bjut.edu.cn

(QIAO Jun-Fei Professor at the

School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interests include neural networks, intelligent systems, modeling and optimal control of complex industrial processes.)