

基于 MIC-CCF-Informer 的制氢 转化炉出口温度预测

张秦伟¹, 张菁雯², 郑斌¹, 李卓煜¹, 易学睿^{3*}

(1. 中国消防救援学院, 北京 102202; 2. 沈阳建筑大学电气与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168;
3. 国家能源集团技术经济研究院, 北京 102211)

摘要:针对制氢转化炉的出口温度预测问题,提出一种融合最大互信息系数(MIC)特征筛选与交叉相关函数(CCF)时滞修正的Informer预测模型。基于3个月的实时监测数据,利用MIC对过程变量进行特征筛选,引入CCF识别变量间的时滞关系,并据此构建特征对齐的输入序列,最后通过Informer模型捕捉长时依赖与全局动态特征,实现对转化炉出口温度的高精度预测。以均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均绝对百分比误差(MAPE)作为评价指标,实验结果表明本文方法在多个性能维度上均优于传统预测模型,能为转化炉动态运行优化与异常工况预警等提供有效支撑。

关键词:制氢转化炉;出口温度;预测;MIC;CCF;Informer

中图分类号:TQ018

文献标志码:A

文章编号:0253-4320(2025)12-0229-06

DOI:10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2025.12.040

Prediction of temperature at outlet of hydrogen production reformer based on MIC-CCF-Informer network

ZHANG Qin-wei¹, ZHANG Jing-wen², ZHENG Bin¹, LI Zhuo-yu¹, YI Xue-rui^{3*}

(1. China Fire and Rescue Institute, Beijing 102202, China; 2. School of Electrical and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 3. Technical and Economic Research Institute, CHN Energy Investment Corporation, Beijing 102211, China)

Abstract: To solve the issue in forecasting the temperature at the outlet of hydrogen production reformer, a prediction model is proposed, which integrating the Informer network with feature selection via Maximal Information Coefficient (MIC) and time-lag correction using Cross-Correlation Function (CCF). Based on real-time monitoring data in three months, the process variables are initially subjected to feature selection using MIC algorithm. Subsequently, the time-lag relationships between variables are identified through introducing CCF algorithm. Then, a feature-aligned input sequence is constructed according to the above results. Finally, the Informer model is leveraged to capture the long-term dependencies and whole dynamic characteristics among time-series variables, thereby facilitating high-precision prediction. Taking root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE), and mean absolute percentage error (MAPE) as evaluation metrics, the experimental results indicate that compared with the traditional models, the proposed model exhibits superior predictive performance across multiple performance dimensions, which can provide effective support for the optimization of dynamic operation and the early warning of abnormal operating conditions in hydrogen production reformer.

Key words: hydrogen production reformer; outlet temperature; prediction; MIC; CCF; Informer

天然气重整制氢(SMR)工艺是一种常见的工业制氢方式,原料气经脱硫、脱氯反应器净化后得到主要成分为甲烷的气体,与过热水蒸气按一定比例混合后进入蒸气重整反应炉内,在700~900℃、镍基催化剂作用下发生甲烷蒸气重整、水煤气变换等系列复杂反应生成氢气,表现为强吸热特性^[1-2]。转化炉是天然气重整制氢工艺的核心单元,由数百根填充催化剂的重整反应管、燃料燃烧器、高温辐射室、烟气流道、上下集气管等构成^[3]。转化炉的出口温度直接影响天然气重整过程的甲烷转化率,与

重整反应管内化学反应的转化程度、管外侧高温烟气的热量传递过程呈现强相关关系^[4-5]。实际生产中,当重整反应管外壁温度超过设计值20 K时,易出现高温蠕变、氢蚀、裂纹等损失情况,降低炉管的使用寿命,甚至出现易燃气体泄漏燃烧等安全事故^[6-7]。对转化炉的出口温度建立预测模型,有助于操作人员及时捕捉系统参数的变化,提前采取安全技术措施,维持复杂系统的动态稳定性。重整转化炉作为一个复杂、集成的单元,在长时间连续运行时采集了大量的过程测量数据,促进了基于数据驱

收稿日期:2025-06-23;修回日期:2025-09-24

基金项目:中国消防救援学院教改预研项目(2023KCJS09Y);中国消防救援学院面上教改项目(2024JXMS03)

作者简介:张秦伟(1994-),女,博士,讲师,研究方向为化工过程安全,zhangqw@cfri.edu.cn;易学睿(1994-),男,博士,高级工程师,研究方向为化学工程与技术,通讯联系人,20067609@ceic.com。

动建模方法的发展来研究转化炉的性能。

近年来,众多学者基于深度模型建立化工过程的目标变量预测模型来解决复杂的过程控制问题。杨彪等^[8]采用响应面法和神经网络模型针对钛精矿过程中铁金属化率的工艺参数进行优化和预测分析。袁壮等^[9]提出一种卷积双向长短期记忆网络(ConvBiLSTM)方法,能自动挖掘高维变量间的隐含关联及提取有用的深层时序特征,并应用于国内某延迟焦化装置炉管温度预测。Wang 等^[10]提出一种自适应时间序列窗口的卷积神经网络(ATSW-CNN),用工业炉的仿真研究验证其有效性。崔劲松等^[11]以化工过程中发生某缩合反应的反应器温度为预测目标,提出一种 CNN-LSTM 模型,实现了 400 s 以内的温度参数预测,避免了系统发生严重超温,引发爆炸事故。高学金等^[12]开发一种翻转平滑 Transformer 的卷积交互提取模块,提升了对过程监控变量的空间关联和时序特征的结合,具有较好的故障预测性能。然而,常用的用于时间序列预测的算法,如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)、长短期记忆网络(LSTM)、Transformer 等都难以解决化工过程数据的高维性、复杂性及监测数据缺失等问题。

为了实现对天然气重整制氢转化炉出口温度的准确预测,本文中结合工业过程数据的动态特性,提出一种人工智能混合模型,即基于 MIC-CCF-Informer 的深度学习预测模型。对制氢转化炉系统进行动态建模,根据实时监控数据输出未来节点下的转化炉出口温度。基于最大互信息系数 MIC 计算出了不同输入变量的相关性,确定最优的输入变量。针对变量间的时滞性问题,采用交叉相关函数 CCF 对变量间存在的时滞关系进行时间对齐,增强模型对真实工况的感知能力。最后利用 Informer 模型有效捕捉时间序列中的长期依赖关系,实现对制氢转化炉出口温度的预测。

1 基于 MIC-CCF-Informer 的制氢转化炉出口温度预测模型

1.1 研究模型

以某化工厂的天然气蒸气重整工艺流程为研究对象,图 1 是顶烧式制氢转化炉的结构图。利用 DCS 集散控制系统对制氢流程相关的过程变量进行实时数据采集,如表 1 所示。选取转化炉的入口温度、顶部温度、炉膛温度、氧含量、各排烟气温度、反应气[天然气、PSA (pressure swing adsorption) 解析

气]用量、水蒸气配气量、燃烧气(瓦斯燃气、PSA 尾气)用量等 25 个时间序列数据作为输入变量。在实际生产中,转化炉出口处设置了 2 个温度传感器控制点来实时监测出口气体的温度,以此建立深度学习模型输出转化炉的出口温度 y_1 和 y_2 预测值。

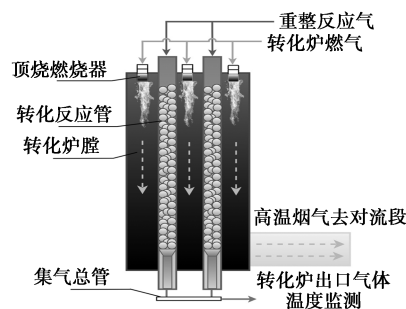


图 1 天然气重整制氢转化炉示意图

表 1 天然气重整制氢流程的过程监控参数

变量	过程参数	变量	过程参数
x_1	转化炉内氧含量/%	x_{21}	瓦斯燃气用量/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)
x_{2-4}	转化炉炉膛温度/ $^{\circ}\text{C}$	x_{22}	PSA 尾气用量/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)
x_5	转化炉入口温度/ $^{\circ}\text{C}$	x_{23}	PSA 解析气/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)
x_{6-10}	转化炉顶部温度/ $^{\circ}\text{C}$	x_{24}	天然气/($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)
x_{11-20}	转化炉各排烟气温度/ $^{\circ}\text{C}$	x_{25}	水蒸气配汽量/($\text{t} \cdot \text{h}^{-1}$)

1.2 基于 MIC-CCF-Informer 的制氢转化炉出口温度预测流程

基于 MIC 特征筛选与 CCF 时滞修正的 Informer 算法模型对制氢转化炉的出口温度 y_1 和 y_2 进行预测,具体流程如图 2 所示。

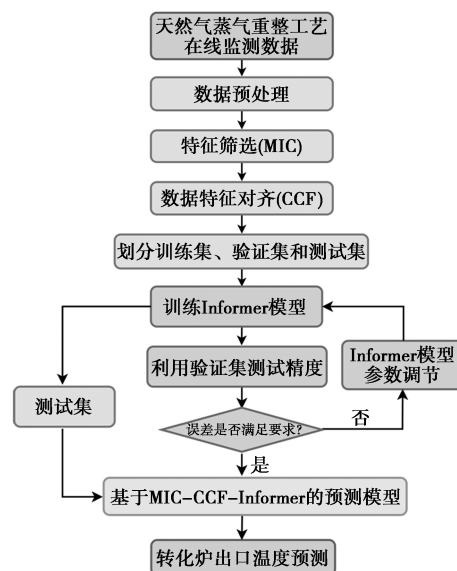


图 2 基于 MIC-CCF-Informer 算法的模型预测流程

(1) 采集天然气蒸气重整工艺的实时监测数据,对数据进行预处理,减少噪声,去除异常值、缺失值。

(2) 采用 MIC 对时间序列数据进行特征筛选,确定与转化炉出口温度相关的输入变量特征。

(3) 采用 CCF 进行输入序列的统一处理,实现时间序列数据的特征对齐。

(4) 对数据集进行归一化处理,划分训练集、验证集和测试集。

(5) 利用训练集训练 Informer 模型,利用验证集测试模型精度,判断预测误差是否满足要求。若满足,输出预报模型,若不满足,则重新进行参数调节。

(6) 采用测试集对训练的预报模型进行预测,评估提出模型的泛化能力。

1.3 基于 MIC-CCF-Informer 的制氢转化炉出口温度预测流程

重整制氢转化炉内涉及复杂的主、副反应,且制氢工艺包含有较多的过程变量。多变量间互相耦合形成复杂的时空系统,具有普遍的动态特征。变量间既满足相关的守恒方程,也受限于过程变化,从而影响当前的变量取值。本文中提出一种 MIC-CCF-Informer 混合结构的预测模型,如图 3 所示,解决转化炉出口温度预测时面临的变量复杂、数据高维、时滞性等问题。采用 MIC 算法捕获多变量间的复杂线性或非线性关系,判断过程变量间的相关性,筛选无关变量。采用 CCF 算法比较 2 种变量在滞后时间下的相似性,找到使它们相似最大的时间滞后量,实现时间维度上的对齐。利用 Informer 算法独特的

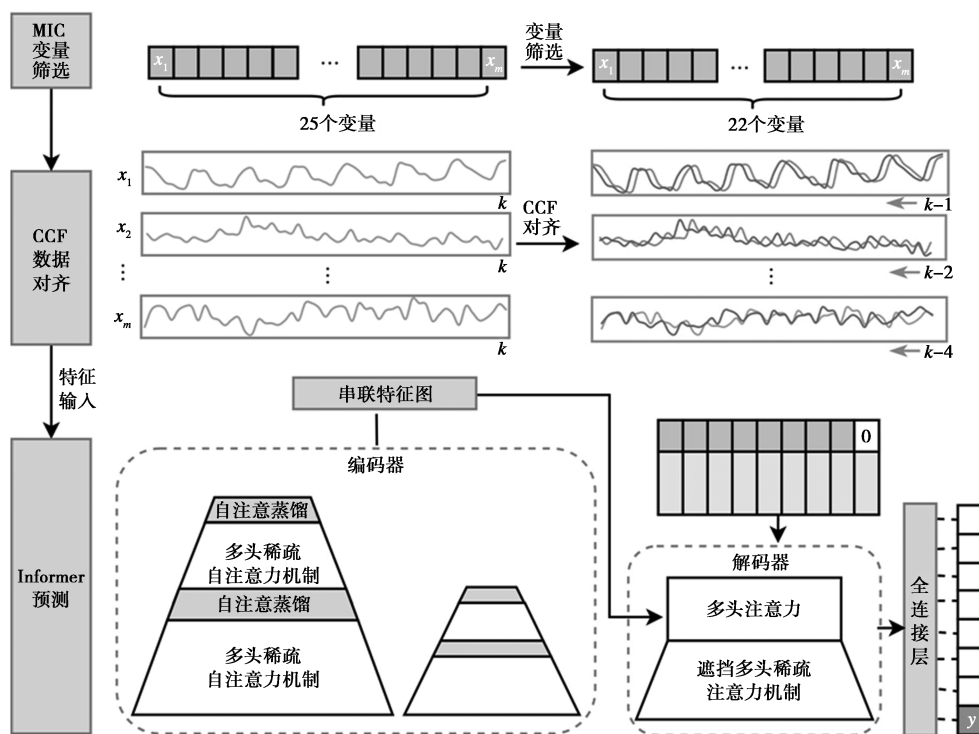


图 3 基于 MIC-CCF-Informer 的预测模型结构

概率稀疏自注意力机制和自注意力蒸馏机制,减少数据的维度,提取最重要的注意力信息,生成转化炉出口温度的预测数据。

2 数据分析

2.1 数据说明及预处理

本研究使用 Python 编程语言进行数据处理与建模,基于 TensorFlow 框架实现深度时间序列预测模型。实验数据来源于天然气重整制氢装置的实际运行记录,覆盖连续 3 个月的生产周期,数据采集周

期为 1 min,总采集样本数为 132 480 条。考虑到实时监测数据中存在一定程度的冗余性,且不同工况分布不均,为确保建模数据具备良好的代表性和工况多样性,本文中从中选取具有代表性的 20 000 条样本构建实验数据集,并按 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

由于原始数据中各工艺参数具有不同的物理量纲和数量级,若直接输入模型,可能导致训练不稳定或梯度更新不均衡等问题。为提升模型训练效果,本文中对所有特征变量采用最小-最大归一化(Min-

Max Normalization) 处理,转换公式如式(1)所示:

$$x' = (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) \quad (1)$$

式中, x 表示原始特征值, x_{\min} 和 x_{\max} 分别表示该特征在训练集中的最小值与最大值。归一化后的数据被缩放至 $[0, 1]$ 区间,有助于提高模型的泛化能力和学习效率。

2.2 评价指标

采用均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和平均绝对百分比误差 (MAPE) 作为评价指标,如式(2)~(4)所示。RMSE、MAE 和 MAPE 值越小,代表预测模型的精度越高。

$$RMSE = \sqrt{(1/N) \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = (1/N) \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

$$MAPE = (1/N) \sum_{i=1}^N |(y_i - \hat{y}_i) / y_i| \times 100\% \quad (4)$$

式中, RMSE 为均方根误差; MAE 为平均绝对误差; MAPE 为平均绝对百分比误差; \hat{y}_i 为制氢转化炉出口温度的预测值; N 为模型测试数据集的样本总量。

2.3 特征筛选及时序数据对齐

实际工艺过程参数相互依赖、动态变化、高度冗余,极大增加了模型的复杂性,降低了计算的精度。采用训练数据,对输出的制氢转化炉出口温度 y_1 和

y_2 与输入的 $x_1 \sim x_{25}$ 变量依次计算 MIC 值,如图 4 所示。其中,选择 MIC = 0.3 作为相关性筛选的阈值。通过 MIC 进行特征筛选后,除了 $x_{21} \sim x_{23}$ 变量以外,其他输入变量均在阈值之上。

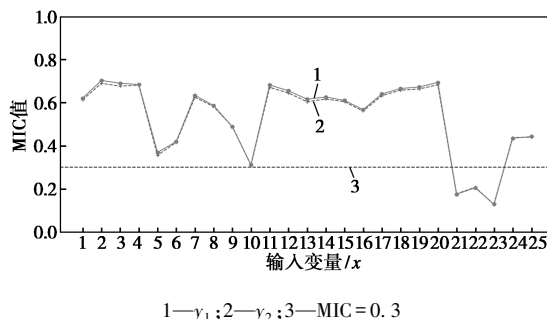
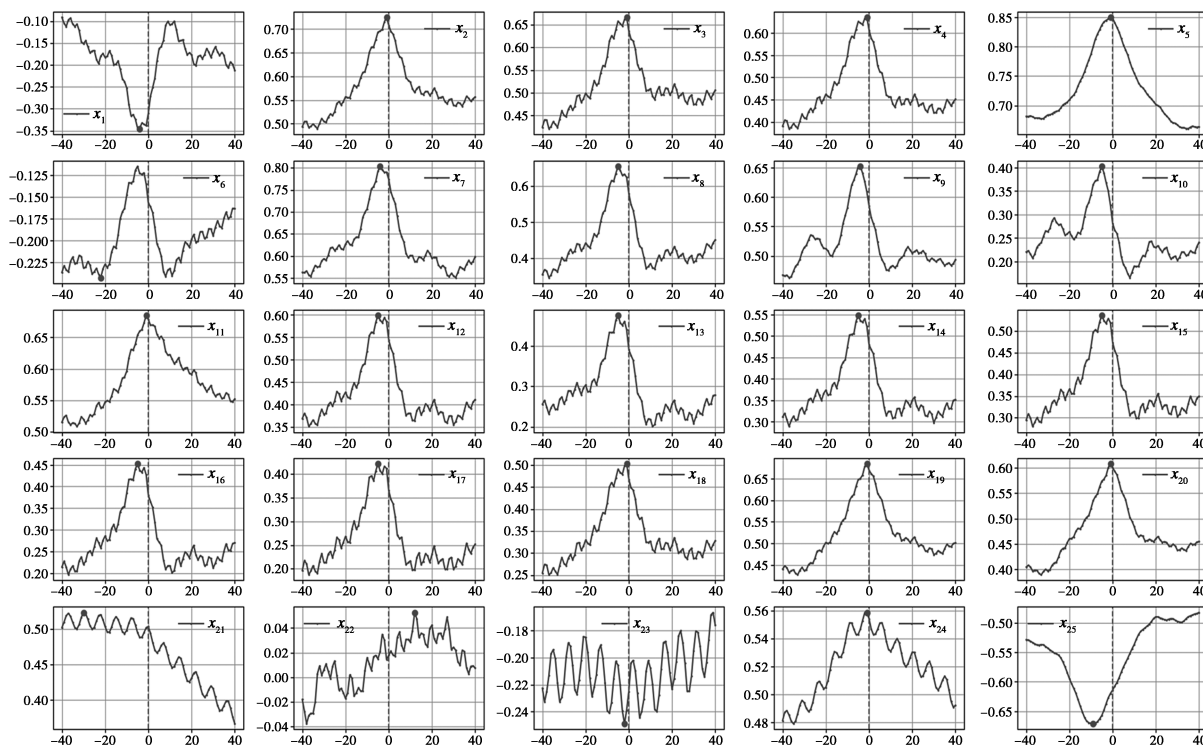


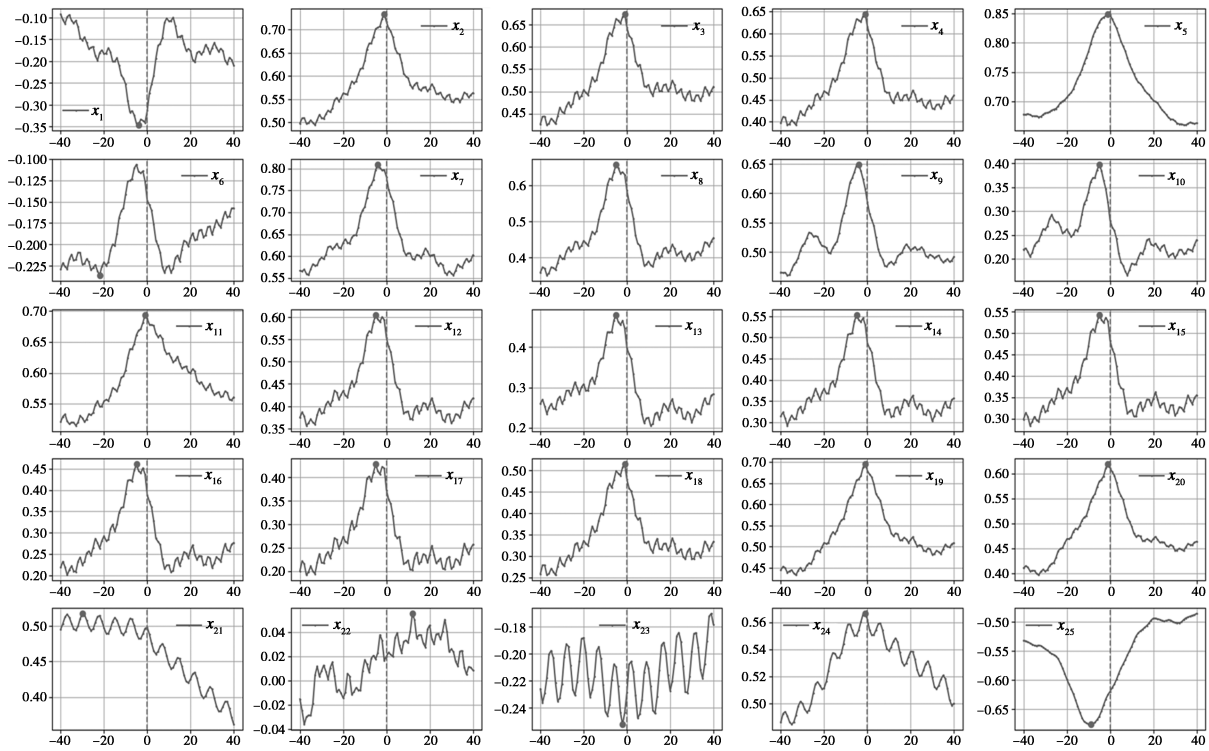
图 4 过程监控变量的最大互信息系数

制氢转化炉某一时刻的出口温度与历史相关参数的取值存在着因果关系,具有强相关性。使用交叉相关函数 CCF 对输入变量的滞后时间进行计算,选择相关系数最大的滞后位置(图中圆点标注位),对输入过程变量 x 与出口温度 y 进行对齐,实现输入与输出变量数据的时序统一,完成训练数据集的重构。图 5 为 25 个输入过程变量对制氢转化炉出口温度 y_1 的交叉互相关结果;图 6 为 25 个输入过程变量对出口温度 y_2 的交叉互相关结果。同时,对比各输入变量与输出变量在各个滞后位置处的点积,



x_i 与 y_1 的交叉相关结果(横坐标均为滞后;纵坐标均为相关)

图 5 $x_1 \sim x_{25}$ 过程参数对出口温度 y_1 的交叉相关结果



x_i 与 y_2 的交叉相关结果(横坐标均为滞后;纵坐标均为相关)

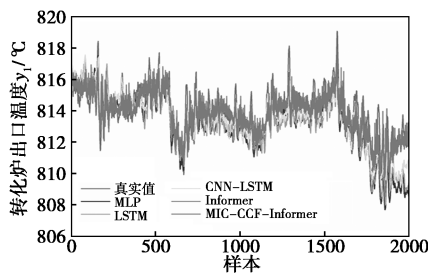
图 6 $x_1 \sim x_{25}$ 过程参数对出口温度 y_2 的交叉相关结果

发现 x_{22} 与 x_{23} 的系数较小,进一步验证了 MIC 选择变量的有效性。综合考虑 MIC 和 CCF 的结果,特征变量筛选最终删除了 $x_{21} \sim x_{23}$ 3 个过程变量。

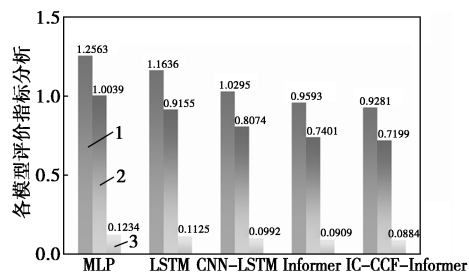
2.4 模型对比分析

为了验证本文中提出模型的精确性,设置模型的输入回看窗口长度为 50,对比采用 MLP^[13]、

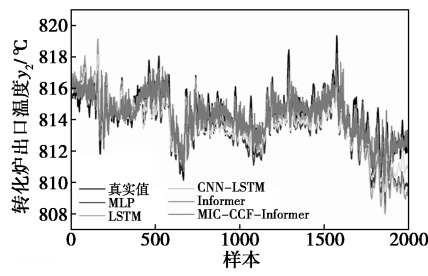
LSTM^[14]、CNN-LSTM^[15]、Informer^[16] 模型对结果进行验证。每个模型都采用网格搜索法确定了最优的模型架构,每个模型在训练时均经历了 100 个训练轮数。采用相同的输入过程变量对转化炉出口温度 y_1 与 y_2 进行预测,各个模型的预测结果及评价指标分析如图 7 所示。本研究提出的 MIC-CCF-Informer



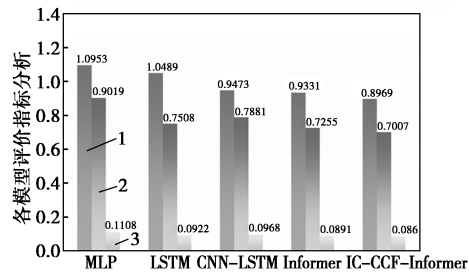
(a) 以转化炉出口温度 y_1 为预测变量



(b) 以转化炉出口温度 y_1 为预测变量



(c) 以转化炉出口温度 y_2 为预测变量



(d) 以转化炉出口温度 y_2 为预测变量

图 7 以转化炉出口温度 y_1, y_2 为预测变量的各模型预测曲线对比及评价指标分析

模型对转化炉出口温度 y_1 与 y_2 均表现出最优的预测结果,预测曲线能较好地贴合真实曲线。MIC-CCF-Informer 模型预测转化炉出口温度 y_1 ,其 RMSE 为 0.928 1,MAE 为 0.719 9,MAPE 为 0.088 4;MIC-CCF-Informer 模型预测转化炉出口温度 y_2 ,其 RMSE 为 0.896 9,MAE 为 0.700 7,MAPE 为 0.086 0,表现出最优的预测精度。

MLP 模型虽然能较好捕获变量间的非线性关系,但存在对时序数据局部特征利用不充分的缺点,MLP 模型预测曲线偏离实际值较大,表现出较差的预测结果。LSTM 模型适用于短期时序数据的预测,面对长时序数据输入时,存在对冗余信息提取能力不足的缺点。虽然引入 CNN 模块,CNN-LSTM 的预测指标 RMSE、MAE 及 MAPE 相较于 LSTM 模型均有所降低。CNN 模块提升了 LSTM 对局部信息的挖掘和多层次特征提取,但随着时间序列增长,其模型计算效率随之降低。Informer 模型由于独特的概率稀疏自注意力机制和自注意力蒸馏机制,能较好地实现对关键变量的注意力提取及对长时序数据的降维,预测精度进一步提升。对输入数据基于 MIC 和 CCF 进行特征筛选和时序对齐后,输入 Informer 模型进行预测,解决了过程变量间的耦合性、动态时变性、互相关性等问题,预测精度进一步提升。相较于 MLP、LSTM、CNN-LSTM、Informer 模型,本研究提出的 MIC-CCF-Informer 预测模型在预测出口温度 y_1 时, RMSE 分别降低 26.12%, 20.24%, 9.85%, 3.25%, MAE 分别降低 28.29%, 21.37%, 10.84%, 2.73%;在预测出口温度 y_2 时, RMSE 分别降低 18.11%, 14.49%, 5.32%, 3.88%, MAE 分别降低 22.31%, 6.67%, 11.09%, 3.42%。本研究提出的模型具有较强的可靠性和泛化性,可用于制氢转化炉出口温度的预测。

3 结论

制氢生产过程具有操作条件苛刻、连续性强、高危险性、动态不确定性等特点,工艺关键变量的精准监测对保障系统稳定运行与生产安全具有重要意义。

(1)本文中提出一种 MIC-CCF-Informer 预测模型,通过 MIC 算法实现对输入变量的特征筛选,CCF 算法实现输入与输出变量的时滞对齐,融合 Informer 算法独特的稀疏注意力机制和蒸馏机制,能有效解决化工过程数据的耦合性、高维性、时滞性等非平稳特征。

(2)在制氢转化炉出口温度预测实验中,本研

究提出的 MIC-CCF-Informer 模型预测出口温度 y_1 和 y_2 时, RMSE 分别为 0.928 1 和 0.896 9。该预测模型评价指标均优于 MLP、LSTM、CNN-LSTM、Informer 4 类对比模型。RMSE 平均降低了 14.87% 和 10.45%,表现出优异的预测精度和可靠性。

未来研究将进一步结合实际工况,拓展模型的多步预测能力,以更好服务于生产过程的优化控制与异常预警。

参考文献

- [1] Ighalo J O, Amama P B. Recent advances in the catalysis of steam reforming of methane (SRM) [J]. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 51: 688-700.
- [2] Xu J, Froment G F. Methane steam reforming, methanation and water-gas shift: I. Intrinsic kinetics [J]. *AIChE Journal*, 1989, 35 (1): 88-96.
- [3] Quirino P P S, Amaral A, Pontes K V, et al. Modeling and simulation of an industrial top-fired methane steam re-forming unit [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2020, 59(24): 11250-11264.
- [4] Ben-Mansour R, Haque M A, Habib M A, et al. Effect of temperature and heat flux boundary conditions on hydrogen production in membrane-integrated steam-methane reformer [J]. *Applied Energy*, 2023, 346: 121407.
- [5] Kumar A, Baldea M, Edgar T F. A physics-based model for industrial steam-methane reformer optimization with non-uniform temperature field [J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2017, 105: 224-236.
- [6] 张佳贺. 制氢转化炉管系结构多场耦合力学分析及蠕变损伤研究 [D]. 大庆: 东北石油大学, 2023.
- [7] 李心芳. 制氢转化炉管壁温度场研究 [J]. *炼油技术与工程*, 2021, 51(6): 48-51.
- [8] 杨彪, 母其海, 朱娜, 等. 响应面法和一维卷积神经网络优化微波碳热还原低品位钛精矿工艺的研究 [J]. *现代化工*, 2021, 41 (S1): 134-138.
- [9] 袁壮, 凌逸群, 杨哲, 等. 基于 TA-ConvBiLSTM 的化工过程关键工艺参数预测 [J]. *化工学报*, 2022, 73(1): 342-351.
- [10] Wang Y J, Li H G. A novel intelligent modeling framework integrating convolutional neural network with an adaptive time-series window and its application to industrial process operational optimization [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 179: 64-72.
- [11] 崔劲松, 贾波, 李学盛, 等. 化工过程预警的 CNN-LSTM 耦合模型研究 [J]. *过程工程学报*, 2024, 24(8): 937-945.
- [12] 高学金, 李博伦, 韩华云, 等. 基于多采样序列特征提取网络的多变量间歇过程故障预测 [J]. *化工学报*, 2024, 75(12): 4629-4645.
- [13] Rumelhart D E, Hinton G E, Williams R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. *Nature*, 1986, 323: 533-536.
- [14] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory [J]. *Neurocomputing*, 1997, 9: 1735-1780.
- [15] Atila O, Şengür A. Attention guided 3D CNN-LSTM model for accurate speech based emotion recognition [J]. *Applied Acoustics*, 2021, 182: 108260.
- [16] Zhou H Y, Zhang S H, Peng J Q, et al. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting [C]. 2021 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence, San Francisco, USA, 2021: 11106-11115. ■