

# 基于 LSTM 算法的火电厂智能辅助脱硝系统 开发与工程应用

翟兴哲<sup>1</sup>, 李鹏竹<sup>1</sup>, 王会民<sup>1</sup>, 白世雄<sup>1</sup>, 甘 李<sup>1</sup>, 王 林<sup>2</sup>, 赵 威<sup>2</sup>,

李 闯<sup>1</sup>, 李雪冰<sup>1</sup>, 郭云飞<sup>2</sup>, 谭祥帅<sup>2</sup>, 赵如宇<sup>2</sup>, 姚 智<sup>2</sup>

(1. 京能十堰热电有限公司, 湖北 十堰 442000; 2. 西安热工研究院有限公司, 陕西 西安 710054)

**摘要:**随着新能源电站上网电量的快速增长, 常规火电机组承担电网调峰任务逐渐增多, 锅炉烟气脱硝系统面临更加频繁多变的运行工况。为提高设备运行的可靠性, 降低运维人员的监盘工作量, 利用大数据分析 with 人工智能算法赋能电厂传统脱硝设备, 为某 350 MW 超临界锅炉开发了智能辅助监盘系统。经训练优化, 脱硝入口参数预测模型、电加热器性能监测模型、热一次风流量异常监测模型预测准确率均达到实用性要求。系统部署应用后, 现场未再发生电加热器与热一次风流量不足故障, 调峰工况下未再出现操作员过调与欠调问题, 有效提升了 SCR 系统运行可靠性, 减轻了人员工作强度, 取得了良好的经济效益和环境效益。

**关键词:**火电厂; SCR; 大数据; 智能辅助; 智能算法

**中图分类号:** TMX773

**文章编号:** 1000-0682(2024)05-0003-06

**文献标识码:** B

**DOI:** 10.19950/j.cnki.CN61-1121/TH.2024.05.001

## Development and engineering application of intelligent assisted denitrification system for thermal power plants based on LSTM algorithm

ZHAI Xingzhe<sup>1</sup>, LI Pengzhu<sup>1</sup>, WANG Huimin<sup>1</sup>, BAI Shixiong<sup>1</sup>, GAN Li<sup>1</sup>, WANG Lin<sup>2</sup>,

ZHAO Wei<sup>2</sup>, LI Chuang<sup>1</sup>, LI Xuebing<sup>1</sup>, GUO Yunfei<sup>2</sup>, TAN Xiangshuai<sup>2</sup>, ZHAO Ruyu<sup>2</sup>, YAO Zhi<sup>2</sup>

(1. Jingneng Shiyen Thermal Power Co., Ltd., Hubei Shiyen 442000, China;

2. Xi'an Thermal Power Research Institute Co., Ltd., Shaanxi Xi'an 710054, China)

**Abstract:** With the rapid growth of grid connected electricity in new energy power plants, conventional thermal power units are gradually undertaking more and more grid peak shaving tasks, and boiler flue gas denitrification systems are facing more frequent and variable operating conditions. In order to improve the reliability of equipment operation and reduce the workload of operation and maintenance personnel, big data analysis and artificial intelligence algorithms were used to empower traditional denitrification equipment in power plants, and an intelligent auxiliary monitoring system was developed for a 350 MW supercritical boiler. After training and optimization, the prediction accuracy of the denitrification inlet parameter prediction model, electric heater performance monitoring model, and thermal primary air flow anomaly monitoring model all meet the practical requirements. After the deployment and application of the system, there were no further incidents of insufficient electric heaters and hot air flow on site, and there were no operator over regulation or under regulation issues under peak shaving conditions. This effectively improved the reliability of the SCR system operation, reduced personnel workload, and achieved good economic and environmental benefits.

**Keywords:** thermal power plants; SCR; big data; intelligent assistance; intelligent algorithms

收稿日期: 2023-12-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFC3701503)

第一作者: 翟兴哲(1991—), 男, 工程师, 主要从事智慧电厂技术开发与应用工作。E-mail: 411418351@qq.com

通信作者: 王林(1989—), 男, 高级工程师, 主要从事火电机组运行优化研究。E-mail: wanglina@tpri.com.cn

## 0 引言

新能源发电具有不稳定、不连续、不可控等先天劣势,随着光伏发电、风电成为我国电力增量的主体,传统火电机组需要提供更多的调峰服务,而烟气脱硝系统则面临着更加频繁多变的运行工况。

火电机组负荷的快速变化,会引起烟气中氮氧化物浓度的大幅波动,大大增加 SCR( Selective Catalytic Reduction,选择性催化还原脱硝技术)脱硝系统的达标运行的压力,引起入口  $\text{NO}_x$  测点失准、氨流量调阀卡涩等故障,若及时发现消除,就会引发环保指标不合格等较为严重的问题。

李志远<sup>[1]</sup>等通过加装矩阵式均匀混合与分区巡回同步取样测量单元,对常规 SCR 脱硝系统进行了精确喷氨改造,同时利用大数据分析和机器学习方法建立相关模型,实现了自动喷氨的高精度控制,取得了良好效果。张念东<sup>[2]</sup>等通过建立先进测量系统、先进控制系统和执行机构,实现了精细化的智能喷氨控制,取得了良好的经济社会效益。许静姝<sup>[3]</sup>等通过建立脱硝系统入口处  $\text{NO}_x$  浓度预测模型、辨识脱硝控制系统模型、ADRC - P 串级脱硝控制系统,从算法角度对脱硝系统性能进行了有效强化。

上述智慧化改造,一类基于增加高性能的硬件,以达成流场优化、测点增加、喷氨均匀等目的,存在的问题主要是硬件类技改成本高、投资大,当前煤价高企,机组负荷率较低,火电厂经营困难,对支出较为敏感。另一类依赖大型工程仿真计算软件,以实现 SCR 系统完全的自动化、无人值守为目标,则存在着理念过于超前,而实用性不佳的问题,此外,支撑大型计算的高性能的服务器于电厂而言也是一笔较大支出。

该文立足于火电厂脱硝系统的当前发展阶段,充分挖掘现有设备的功能潜力,利用大数据分析 with 人工智能算法赋能常规硬件设备,最终实现功能提升,可靠性改善,人员监盘强度降低的目的,取得了较好的效果。

## 1 设备简介

某地区建有 2 台 350 MW 超临界燃煤发电机组,随着参与电力辅助服务市场的深度增加,SCR 烟气脱硝系统的运行可靠性下降,运行操作人员的监盘与巡检的工作量较大<sup>[4-5]</sup>。该厂锅炉主要参数如表 1 所示。

表 1 锅炉主要设计参数

项目	TRL	75% THA	50% THA
过热蒸汽流量/(t/h)	1081.2	730.0	481.8
过热蒸汽温度/℃	571	571	571
再热蒸汽流量/(t/h)	911.4	629.6	423.9
再热蒸汽温度/℃	569	569	569
总燃煤量/(t/h)	187.8	135.7	95.4
总风量/(t/h)	1271	1024	740
省煤器出口烟温/℃	352	318	283
炉膛出口烟气量/(t/h)	1418	1122	806

### 1.1 SCR 催化反应器

该厂 SCR 催化剂分 2 层布置,为蜂窝式,以钛白粉为载体,经高温煅烧工艺成形,具有较好的耐受锅炉宽温差及耐烟尘磨损性能。脱硝系统入口烟气参数如表 2 所示。

表 2 脱硝系统入口烟气参数

项目	数值	备注
省煤器出口烟尘浓度/(mg/Nm <sup>3</sup> )	33 170	BMCR
$\text{NO}_x$ /(mg/Nm <sup>3</sup> )	250	BMCR,干基,6% O <sub>2</sub>
O <sub>2</sub> /(% vol)	3.13	BMCR,湿基 $\alpha = 1.2$
CO <sub>2</sub> /(% vol)	14.04	BMCR,湿基
H <sub>2</sub> O/(% vol)	11.72	BMCR,湿基
N <sub>2</sub> /(% vol)	71.07	BMCR,湿基
SO <sub>2</sub> /(mg/Nm <sup>3</sup> )	1143	BMCR,干基,6% O <sub>2</sub>

### 1.2 还原剂制取工艺

尿素热解制氨技术利用高温空气作为热源,将雾化的尿素溶液完全分解为氨气,氨气作为还原剂进入烟道与烟气混合后进入 SCR 反应器,在催化剂的作用下将氮氧化物还原成无害的氮气和水<sup>[6-8]</sup>。整个 SCR 喷氨系统主要组成如图 1 所示。

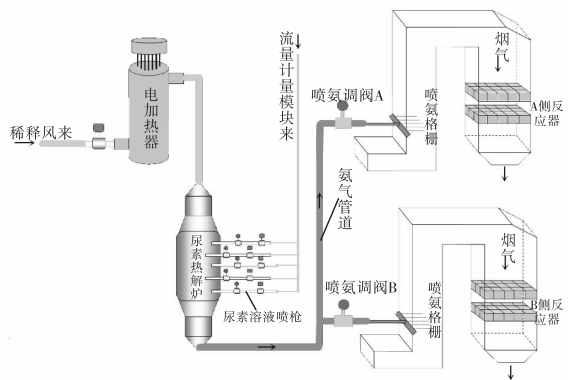


图 1 尿素热解-SCR 系统组成图

## 2 提升方案

随着火电机组调峰工况增加,炉内燃烧情况频

繁多变,直接影响了脱硝入口参数,传统的 SCR 喷氨自动不可避免出现欠调或过调的问题。建立脱硝入口参数( $\text{NO}_x$ 浓度、烟气温度)的预测模型,就能为运行人员开展变负荷下的预调整工作提供辅助判断,避免喷氨不足与过量。

在尿素热解制氨工艺中,电加热器将热一次风加热后送入热解炉进行反应,因此电加热器是支撑热解反应的核心硬件设备,热一次风流量则是保证热解炉高温反应条件、避免尿素热解不彻底堵塞管路的重要参数。因此,针对电加热器与热一次风流量建立预测模型,提供故障预警功能,将大大提升尿素热解-SCR 系统整体的设备运行可靠性。

该项目主要构建以下3个智能预测模型:

- (1)脱硝入口参数预测模型;
- (2)电加热器性能监测模型;
- (3)热一次风流量异常监测模型。

## 2.1 脱硝入口参数预测模型

### 2.1.1 建模分析

脱硝催化反应器的入口  $\text{NO}_x$  浓度与烟气温度直接影响了后续的催化反应过程,是 SCR 系统的核心参数。

以机组负荷、总煤量、A~E号共5台给煤机的给煤量、给水流量、主蒸汽温度、主蒸汽压力、给水温度、炉膛氧量、总风量、总二次风量、A~E号磨煤机进口一次风量、A~E号磨煤机出口一次风粉温度、过热度、二次风温、各层二次风门开度、燃尽风开度、燃烧器摆角为输入,以脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度、脱硝入口烟气温度为输出,建立智能预测模型。

(1)负荷稳定状况下,SCR 入口  $\text{NO}_x$  浓度、入口烟气温度2个参数的预测值与实际值相接近,并保持平稳。若上述参数的预测值与实际值偏差增大,则表明锅炉燃烧状况发生变化,烟气成分出现异常;

(2)负荷变化工况下,由于水、煤、风的供应量调整后,烟气成分的变化还需要一定的反应时间。智能预测模型根据调整后的参数得出的预测值,代表的是未来稳定工况下的 SCR 入口  $\text{NO}_x$  浓度与烟气温度,这相当于辅助运行人员开展了预判,有助于指导当前喷氨量预调整,从而避免  $\text{NO}_x$  浓度超限值。

### 2.1.2 建模过程

建模目标为预测一段时间后的脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度、脱硝入口烟气温度,这类问题可归结为时间序列的预测问题,适用于神经网络算法。循环神经网络(Recurrent Neural Network,简称 RNN)是一种可以从时间维度提取特征,并能处理序列变化的数据

的人工智能算法,其中,长短时记忆网络(Long Short Term Memory,简称 LSTM)是通过在 RNN 的基础结构上增加输入门、输出门、遗忘门3个逻辑控制单元,从而控制信息传递与累积,能较好地避免常规 RNN 算法由于反向传播和长时间依赖造成的梯度消失或者梯度爆炸的问题<sup>[9]</sup>。LSTM 在时间序列数据预测领域有着极为广泛的应用<sup>[10]</sup>。

脱硝反应器入口  $\text{NO}_x$  浓度与烟气温度预测模型采用 LSTM 加全连接层(Fully Connected Layer)的结构设计,由1层 LSTM 输入层、2层 LSTM 隐藏层和2层全连接网络以及一个输出层组成。模型整体结构如图2所示。

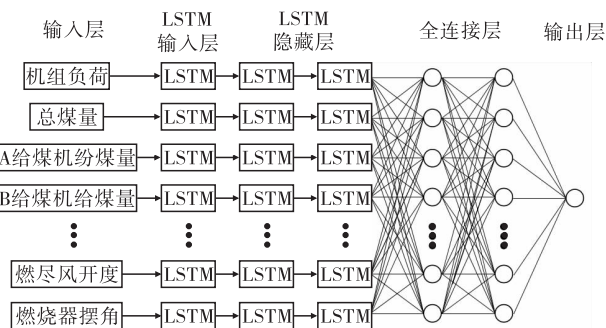


图2  $\text{NO}_x$  浓度与烟气温度 LSTM 模型整体结构图

建模数据取自某电厂350 MW超临界燃煤锅炉2022年全年的实际运行参数集。分析相关运行工况后,为避免杂冗数据影响模型的训练效果,对停机工况与烟气分析仪反吹工况的数据进行标记并剔除。同时,考虑到数据的连续性及平台的算力,选定模型的采样间隔为5 s。

由于炉内的燃烧情况影响到脱硝入口处需要数分钟的时间,且烟气分析仪测量  $\text{NO}_x$  浓度也有一定时间的延迟,因此分别建立了基于当前输入参数,预测60 s、90 s、120 s、150 s、180 s后脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度、脱硝反应器入口烟温的 LSTM 模型。LSTM 模型对于记忆窗口时间的选择尤为重要。由于各输入变量对脱硝系统  $\text{NO}_x$  浓度、入口烟温等的影响具有一定的延迟,并且,延迟的具体时间在稳定负荷与变负荷两种情况下存差异,因此需要对这2种情况下滞后时间分别研究、设定合理值,从而保证模型的训练效果。

该文采取相关性系数分析法确定各影响因素的延时时间,设定不同的延迟时间,分别计算各变量与脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度的相关性系数。取相关性最高的延迟时间作为该输入变量延迟时间的近似值。在相关性系数的计算方法上,皮尔逊(Pearson)相关性系数的计算要求数据满足高斯分布,肯德尔(Kendall)

相关性系数的计算要求对象是有序的分类变量,斯皮尔曼相关性系数对于连续变量与离散变量均具有较好的表征效果。根据脱硝系统的数据特点,模型选取斯皮尔曼(Spearman)相关性系数作为相关性系数的计算方法,其绝对值越接近 1,则证明相关性越大。部分输入变量在不同延迟时间下的相关性系数计算结果如图 3 所示。

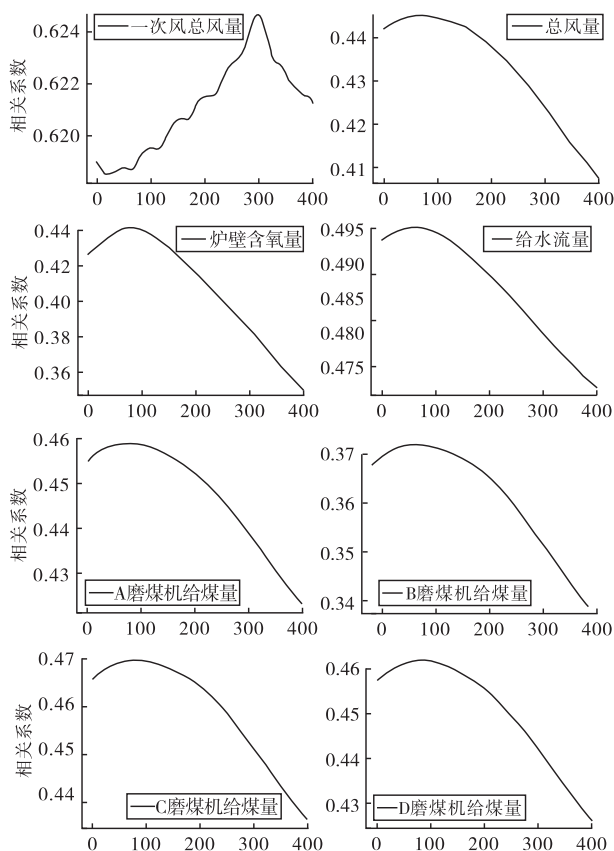


图 3 部分变量在不同延迟时间下与  $\text{NO}_x$  的相关性

由图 3 可知大部分变量在不同延迟时间下与入口  $\text{NO}_x$  浓度间的相关性随延迟时间的增加先增大后减小,统计结果表明各变量的滞后时间大约在 80 s 至 350 s 的区间内。根据相关性的分析结果设置了合适的记忆时间窗口。各输入参数的延迟时间如表 3 所示。

表 3 延迟时间设置

参数名称	时间/s
一次风总风量	300
总煤量	80
炉膛含氧量	75
给水流量	70
A 制粉系统煤量	75
B 制粉系统煤量	75
C 制粉系统煤量	75
D 制粉系统煤量	75

分析模型训练过程,利用网格寻优方法,得到最佳参数组合如表 4 所示。

表 4 模型主要参数

参数名称	参数值
激活函数	sigmoid
学习率	0.001
优化器	adam
LSTM 层神经元	124
全连接层神经元	124
损失函数	mse
Batch_size	2000

### 2.1.3 结果与评价

模型的评价指标为实际值与预测值的平均绝对百分比误差(MAPE),MAPE 的数学计算公式如下:

$$MAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right|$$

各模型由于预测时间不同,采取的记忆时间窗口大小有所差异,通过网格寻优的筛选方式,以验证集 MAPE 最小时的记忆时间窗口为建模记忆时间窗口,最终经过训练,结果如表 5 所示。

表 5 模型评价结果

模型	记忆时间窗口	MAPE/%	训练次数
预测 60 s 后 $\text{NO}_x$ 浓度	250 s	5.15	1529
预测 90 s 后 $\text{NO}_x$ 浓度	240 s	5.27	1520
预测 120 s 后 $\text{NO}_x$ 浓度	235 s	5.46	1652
预测 150 s 后 $\text{NO}_x$ 浓度	270 s	7.56	2011
预测 180 s 后 $\text{NO}_x$ 浓度	300 s	7.58	2000
预测 60 s 后入口烟温	220 s	0.71	678
预测 90 s 后入口烟温	200 s	0.74	755
预测 120 s 后入口烟温	200 s	0.81	834
预测 150 s 后入口烟温	240 s	1.27	891
预测 180 s 后入口烟温	235 s	2.18	1125

实验结果表明,LSTM 模型在预测未来一段时间脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度及烟气温度的准确率较高,在  $\text{NO}_x$  预测中最低的 MAPE 可达 5.15%,而在脱硝入口烟温的预测中最低的 MAPE 可达 0.71%。但是随着预测未来时长的增加,模型的准确度有一定程度的下降。在预测时间超过 150 s 后,不仅预测时间较长,记忆时间窗口也大幅增加,模型训练时的迭代速度显著降低,影响了输出的实时性,因此应缩短预测时间至合理范围内。

综合模型的准确度、应用实际场景以及硬件平台的算力,确定了以 120 s 后脱硝入口  $\text{NO}_x$  浓度及烟气温度作为主要预测对象,将 2023 年 1 月至 5 月的数据作为模型的验证集,测试结果如图 4、图 5 所示。



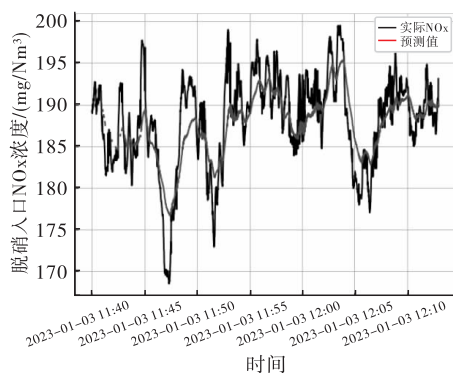
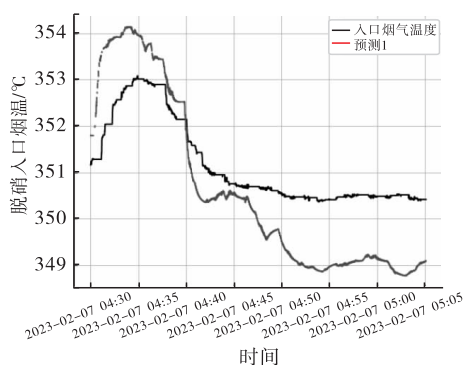
图4 NO<sub>x</sub>浓度预测值与实际值

图5 反应器入口烟温预测值与实际值

由图4、图5可知,在脱硝入口NO<sub>x</sub>浓度及烟气温度的预测过程中,模型克服了烟气在线监测系统(CEMS)的测量时延及各变量对NO<sub>x</sub>影响滞后的问题,可较为准确地预测120 s后的脱硝入口NO<sub>x</sub>浓度及烟气温度。模型在NO<sub>x</sub>浓度及入口烟气温度变化速度由快突然转慢时会出现短时间的“过度预测”现象,但在NO<sub>x</sub>浓度及烟气温度迅速变化阶段及平稳阶段模型的预测都展现出了良好的跟随性。实验结果表明,在实际运行中,构建的智能预测模型能够反映真实脱硝系统的动态变化特性。

## 2.2 电加热器性能监测模型

### 2.2.1 建模分析

稀释风电加热器用于提高稀释风(风源为热一次风)的温度,确保氨气与空气具有良好的混合效果。加热器释放的热量与其运行电流密切相关,电流越大,出口稀释风的温度越高。

通过采集电加热器出口稀释风温度的实时值和加热器温度设定值进行比较,当偏差大于10℃时,说明电加热器的加热能力异常,此时应发出相应的报警,提示运行人员注意设备工作状态。

当出口稀释风的实际温度值低但加热器的工作电流已到达额定,则表明稀释风的入口温度低,此时应提示运行人员:请提高热一次风温度,保证稀释风温满足要求。

根据工艺过程,以电加热器出口稀释风温度与空预器出口热一次风温度的差值作为电加热器的进出口温差,以热一次风的流量为输入参数,以加热器的运行电流为输出参数,从而建立电加热器加热性能的检测模型。

### 2.2.2 建模过程

为建立电加热器加热性能的监测模型,对输入变量进行Z-Score标准化,搭建具有1层输入层、1层隐含层、1层输出层的全连接神经网络结构。智能预测模型的整体结构如图6所示。

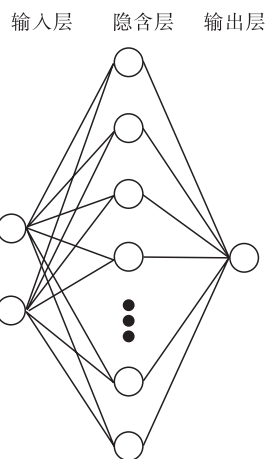


图6 电加热性能检测模型结构图

模型学习训练的数据采用某电厂2022年1月至10月的加热器实际运行数据,测试检验的数据为该电厂2022年12月至2023年4月的实际运行数据。模型参数如表6所示。

表6 模型参数设置

参数名称	参数值
激活函数	sigmoid
学习率	0.001
优化器	adam
隐含层神经元数量	8
损失函数	RMSE
Dropout	0.3
Batch_size	1000

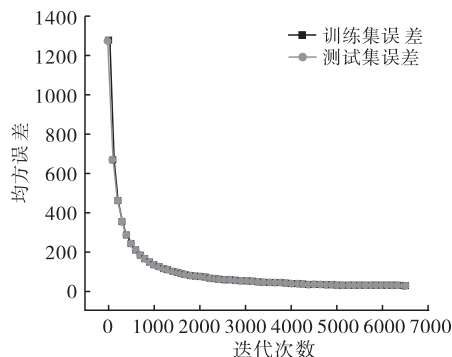


图7 模型训练损失

经过训练与优化,模型对数据的预测误差如图 7 所示。在迭代过程中误差呈现快速收敛趋势。均方误差在迭代的前期能快速下降,使得粒子能够快速拉近与最低点之间的距离,同时避免陷入局部最优解,在后期维持稳定从而得到全局最优解,模型在验证集中准确率达到 95% 以上,预测结果与实际值比较如图 8 所示。

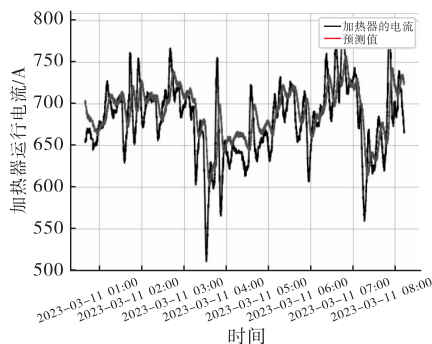


图 8 加热器电流预测值与实际值比较

由图 8 可知,模型能够以最优的性能跟随实际曲线变化,这说明 DNN 模型实现了良好的预测效果,可以针对不同工况有效的预测加热器电流。

### 2.2.3 结果与评价

模型的评价指标为实际值与预测值的平均绝对百分比误差 ( $MAPE$ )。

将 2023 年 1 月至 4 月的数据经反归一化后输入至模型,模型的  $MAPE$  为 2.77%,即预测值的准确率可达 97.23%。

## 2.3 热一次风流量异常监测模型

### 2.3.1 建模分析

项目中稀释风取自热一次风,经电加热器后进入尿素热解炉中,为尿素热解反应提供热量环境并携带氨气进入脱硝烟道。

分析生产工艺,以加热器出口热一次风温度、加热器出口热一次风压力、各支尿素喷枪调节阀开度之和、氨空混合气流量调节阀的反馈之和作为模型输入,以电加热器入口热一次风流量为模型输出,开展建模工作。当热一次风流量的实际值与预测值偏差大于阈值时,模型应向运行监盘人员发出报警:一次风流量异常,请检查调整。

### 2.3.2 建模过程

对输入变量进行  $Z$ -Score 标准化,搭建具有 1 层输入层、2 层隐含层、1 层输出层的全连接神经网络结构。

建模数据采用某电厂 2022 年 1 月至 10 月的实际运行数据,测试数据为该电厂 2022 年 12 月至 2023 年 4 月的实际运行数据。由于每秒的数据波

动较大,可能干扰模型训练效果,因此在数据预处理时将模型输入改为各变量 30 s 的平均值,输出变量为加热器入口热一次风流量在 30 s 内的平均值。模型参数如表 7 所示。

表 7 模型参数设置

参数名称	参数值
激活函数	sigmoid
学习率	0.001
优化器	adam
隐含层第一层神经元数量	8
隐含层第二层神经元数量	8
损失函数	RMSE
Dropout	0.3
Batch_size	1000

### 2.3.3 结果与评价

模型的评价指标为实际值与预测值的平均绝对百分比误差 ( $MAPE$ )。

实验结果表明,DNN 模型在预警脱硝系统参数异常监测准确率较高, $MAPE$  为 5.84%,准确率可达 94.16%,图 9 为热一次风流量真实值与预测值的比较。

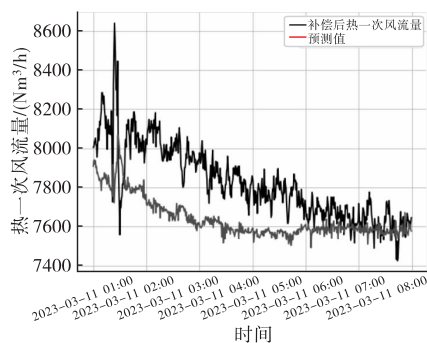


图 10 热一次风流量实际值与预测值

## 3 实际应用

脱硝入口参数预测模型、电加热性能监测模型、热一次风流量异常监测模型开发完成后,在某电厂 350 MW 超临界锅炉进行了部署应用,经优化适配后,各模型预测的准确率均高于 95%,为电厂运行人员提供了智能高效的辅助监盘服务,有效减少了 SCR 系统的监盘工作量。

在设备运行方面,脱硝入口参数预测模型为操作员提供了变负荷工况下的  $NO_x$  浓度与烟气温度预判值,有效避免了 SCR 喷氨自动应对负荷多变工况时的欠调与过调问题。电加热器性能监测模型、热一次风流量监测模型投用至今,机组未发生一次加热器性能不足或热风流量不足的故障,脱硝设备运行的稳定性获得了切实提升。

(下转第 23 页)

- 积量微分性质研究及应用[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2015, 36 (08): 1073 - 1079.
- [4] STOSIAK M; KARPENKO M; DEPTUŁA A, et al. Research of vibration effects on a hydraulic valve in the pressure pulsation spectrum analysis[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(2): 301 - 301.
- [5] 唐宏宾, 王胜学, 谭建, 等. 基于信息融合的高压大流量柱塞泵故障诊断试验研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (02): 9 - 17.
- [6] GAREEV A. M., SHAKHMATOV E. V., PROKOFEV A. B., et al. Machine learning method for predicting remaining useful life of hydraulic equipment [J]. Journal of Machinery Manufacture and Reliability, 2022, 51(3): 253 - 260.
- [7] 李永涛, 杨波, 木合塔尔·克力木. 液压系统流体脉动抑制方法综述[J]. 机械工程学报, 2022, 58 (16): 344 - 359.
- [8] 何庆飞, 王旭平, 李禹生. 基于 MCKD 和峭度的液压泵故障特征提取[J]. 机床与液压, 2023, 51 (01): 208 - 211.
- [9] 刘玉柱, 陆永华. 航空液压泵出口管路流固耦合固有频率计算分析与改进[J]. 机械制造与自动化, 2023, 52(05): 164 - 166 + 175.
- [10] 陈鸿海, 孙学良, 赵鹤鸣, 等. 高增益蓝牙天线的设计与应用[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42 (02): 197 - 206.
- [11] 朱林海, 洪晓芳, 高芳芳, 等. 基于蓝牙监控的智能循迹运输小车设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2021 (03): 126 - 130.
- [12] 汤才刚, 刘京京, 沈瑞东. STM32 单片机的 SD 卡存储器读写模块设计[J]. 单片机与嵌入式系统应用, 2020, 20 (12): 75 - 78 + 83.
- [13] 谢星志, 孟祥涛, 刘宁, 等. 基于 FPGA 的可穿戴式步态测量系统 [J]. 电子设计工程, 2023, 31 (09): 181 - 185.
- [14] 王晨辉, 郭伟. 基于 STM32 的泥石流远程监测系统的设计 [J]. 电子技术应用, 2018, 44 (05): 63 - 66.
- [15] 谢康康, 郭斌, 胡晓峰, 等. 基于视觉定位的四保阀开启压力自动调节系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32 (03): 9 - 17.
- [16] 钱曙杰, 柯尊高, 黄维纲, 等. 基于 FFT 算法的扶梯振动故障诊断研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2023 (10): 73 - 78.
- [17] 杨帆. 汽轮机叶片静态频率测量实验系统设计[J]. 工业仪表与自动化装置, 2019(05): 37 - 39 + 52.
- [18] 耿文飞, 梅二召, 吴文兵. 高阶谱在分流集流阀故障诊断中的应用 [J]. 煤矿机械, 2015, 36 (10): 306 - 309.
- [19] 梅二召, 范景峰, 肖玉玲, 等. 基于耦合双谱微分性质的微弱故障信息提取及应用[J]. 机床与液压, 2021, 49 (16): 198 - 203.

(上接第 8 页)

## 4 结语

随着新能源电力发展, 火电机组承担的深度调峰任务越来越多, 烟气脱硝系统的运行工况也更加复杂多变, 运行人员面临的监视调整任务更加艰巨。该文立足火电厂现有设备的功能潜力, 开发出成本较低、功能可靠、适应当前阶段的 SCR 系统智能辅助监盘服务。实际应用表明, 智能辅助监盘系统有效降低了人员工作强度, 提高了烟气脱硝系统的智能化水平, 具有良好的经济效益和社会效益。

### 参考文献:

- [1] 李志远. 基于大数据火电厂精确喷氨控制系统[J]. 绿色科技, 2022, 24(02): 178 - 180.
- [2] 张念. 电厂脱硝装置智能喷氨系统解决方案[J]. 流体测量与控制, 2021, 2(04): 35 - 41.
- [3] 许静姝. 基于集成学习和智能寻优的燃煤锅炉 SCR 脱硝控制[D]. 广州: 华南理工大学, 2022: 107 - 122.
- [4] 尚桐, 朱仓海, 朱建宏, 等. SCR 脱硝系统深度调峰设

计及设备选型优化探讨[J]. 洁净煤技术, 2023, 29 (S2): 388 - 392.

- [5] 汪涛, 吴沛航, 胡高斌, 等. 660 MW 锅炉深度调峰工况下 SCR 装置运行分析[J]. 大众标准化, 2023 (03): 140 - 143.
- [6] 孔祥鹏, 吕金秋, 李阳, 等. SCR 脱硝热解炉同时具备热解尿素溶液和氨水的可行性研究[J]. 电站系统工程, 2023, 39(03): 81 - 82.
- [7] 张志良, 刘富强, 王海涛. 国内首台烟气热解尿素制氨脱硝工艺研究与应用[J]. 水电站机电技术, 2022, 45 (10): 136 - 138.
- [8] 祝宝营. 基于尿素热解炉的 SCR 脱硝系统控制研究与应用[J]. 山东电力技术, 2022, 49(08): 79 - 84.
- [9] 许子明, 姜浩, 赵文杰. 基于 IHHO - LSTM 的 SCR 脱硝反应器出口  $\text{NO}_x$  浓度预测[J]. 电力科学与工程, 2023, 39 (08): 71 - 78.
- [10] 刘建军, 赵旭, 张卫东, 等. 基于 CNN(1D) - LSTM 模型的电站锅炉 SCR 入口  $\text{NO}_x$  浓度预测[J]. 电子测量技术, 2023, 46 (13): 59 - 65.