

DOI: 10.19666/j.rldf.202206132

# 机器学习在火电厂 $\text{NO}_x$ 减排中的应用综述

张珑慧<sup>1</sup>, 林德海<sup>1</sup>, 王 颖<sup>2</sup>, 季广辉<sup>3</sup>, 马少丹<sup>1</sup>, 曹子雄<sup>1</sup>,  
刘 伟<sup>1</sup>, 刘子林<sup>1</sup>, 马子然<sup>1</sup>, 王宝冬<sup>1</sup>

(1.北京低碳清洁能源研究院, 北京 102209; 2.北方工程设计研究院有限公司, 河北 石家庄 050000;  
3.河北国华定州发电有限责任公司, 河北 定州 073000)

**[摘 要]** 随着火电厂超低排放改造的完成, 产生了成本增加、喷氨超标等问题。通过机器学习对电厂运行数据建模和优化成为解决这一问题的重要手段。综述了  $\text{NO}_x$  减排中常用的机器学习算法及其应用场景。在算法方面, 归纳了数据预处理、算法模型和模型参数优化 3 个过程的研究现状, 给出了各个过程多种机器学习算法的应用情况及适用性, 提出了变工况数据预处理方法、多目标优化中目标函数的构造方法等未来研究方向。在应用层面, 总结了机器学习在炉内低氮燃烧、选择性催化还原 (SCR) 烟气脱硝系统运行优化、全系统综合节能降耗等过程的实施方法及其运行效果, 展望了长周期动态建模控制及多电厂联合建模等未来应用场景。

**[关 键 词]**  $\text{NO}_x$  排放; SCR; 模型预测控制; 大数据; 机器学习

**[引用本文格式]** 张珑慧, 林德海, 王颖, 等. 机器学习在火电厂  $\text{NO}_x$  减排中的应用综述[J]. 热力发电, 2023, 52(1): 7-17.  
ZHANG Longhui, LIN Dehai, WANG Ying, et al. Review of applications of machine learning in nitrogen oxides reduction in thermal power plants[J]. Thermal Power Generation, 2023, 52(1): 7-17.

## Review of applications of machine learning in nitrogen oxides reduction in thermal power plants

ZHANG Longhui<sup>1</sup>, LIN Dehai<sup>1</sup>, WANG Ying<sup>2</sup>, JI Guanghui<sup>3</sup>, MA Shaodan<sup>1</sup>, CAO Zixiong<sup>1</sup>,  
LIU Wei<sup>1</sup>, LIU Zilin<sup>1</sup>, MA Ziran<sup>1</sup>, WANG Baodong<sup>1</sup>

(1. National Institute of Clean and Low Carbon Energy, Beijing 102209, China;  
2. North Engineering Design and Research Institute Co., Ltd., Shijiazhuang 050000, China;  
3. Hebei Guohua Dingzhou Power Generation Co., Ltd., Dingzhou 073000, China)

**Abstract:** With the completion of ultra-low emission transformation of thermal power plants, problems such as increased costs and excessive ammonia injection have arisen. Modeling and optimization of power plant operation data through machine learning has become an important means to solve the above problems. This article reviews the commonly used machine learning algorithms and their application scenarios in reducing nitrogen oxides. In terms of algorithm, the main algorithms of data preprocessing, modeling prediction and parameter optimization and their applicability to nitrogen oxides removal are summarized. The research directions of multi-operating condition data preprocessing method and the construction method of the objective function in multi-objective optimization are proposed. For the application level of the machine learning methods, such as low nitrogen combustion in the furnace, optimization of SCR denitration system, and comprehensive energy saving and consumption reduction of the whole system, the implementation methods and corresponding effects are summarized. The future research directions of long-period dynamic modeling control and multi-power plant joint modeling have prospected.

**Key words:**  $\text{NO}_x$  emission; SCR; model predictive control; big data; machine learning

为执行氮氧化物 ( $\text{NO}_x$ ) “超低排放”标准, 众多电厂采用了低氮燃烧改造<sup>[1]</sup>、选择性非催化还原 (SNCR) 和选择性催化还原 (SCR) 联合脱硝<sup>[2]</sup>、SCR 反应器加装催化剂等手段进行机组超低排放

收稿日期: 2022-06-02 网络首发日期: 2023-01-03

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2019YFC1907500)

Supported by: National Key Research and Development Program (2019YFC1907500)

第一作者简介: 张珑慧 (1989), 女, 博士, 工程师, 主要研究方向为大气污染治理及智慧电厂, longhui.zhang@chnenergy.com.cn。

改造<sup>[3]</sup>,虽然实现了 $\text{NO}_x$ 的减排,但也带来了成本提高、氨逃逸增加等新问题<sup>[4-9]</sup>。近年来,随着大数据在其他工业领域中的成功应用,以及燃煤电厂大数据监测与集成系统的日益完善,采用基于机器学习的燃煤机组大数据分析技术指导电厂优化运行,有望成为解决以上难点的可行方案。

现阶段,关于 $\text{NO}_x$ 减排问题的机器学习研究层出不穷,学者们提出了包括决策树、神经网络及支持向量机等<sup>[10-11]</sup>一系列机器学习技术。在机器学习算法模型方面,研究主要集中在数据预处理、算法模型、模型参数优化、系统运行优化模型等4个方面;在机器学习的应用场景上,主要研究了炉内低氮燃烧、SCR烟气脱硝系统变量的预测优化及脱硝系统综合性能优化等内容。总体来看,现有研究主要集中于 $\text{NO}_x$ 排放大数据算法模型的建立方法以及模型效果测试,对于不同模型的应用效果以及模型适用性研究较少,缺乏实际的工程应用。

本文基于 $\text{NO}_x$ 排放大数据分析的国内外研究现状,归纳总结了现有机器学习算法模型建立方法,对比各种方法的优缺点及适用性,总结现有 $\text{NO}_x$ 排放大数据分析模型的应用场景和优化结果,并展望未来研究方向。

## 1 数据特征描述

### 1.1 $\text{NO}_x$ 排放相关大数据特征

随着火电厂 $\text{NO}_x$ 排放大数据采集系统的完善, $\text{NO}_x$ 排放相关运行数据也具有大数据的特性<sup>[10]</sup>,即海量性、多样性、时效性、准确性和价值性,这些数据具有极高的应用潜力。

**海量性**  $\text{NO}_x$ 排放相关变量在30个以上,且对这些参数进行实时监测和采集,每年产生的运行数据超过数兆比特,经长时间累计,数据量极大。

**多样性**  $\text{NO}_x$ 排放相关大数据除记录各种系统状态和控制参数,还收集系统影音图像等非结构数据,数据形式多样。

**时效性**  $\text{NO}_x$ 排放相关系统实时监测数据变化,数据采样频率可达秒级甚至毫秒级。

**准确性** 数据通过现有成熟传感器采集,具有一定的准确性,可辅助运维人员的决策判断。

**价值性** 数据具有脱硝系统的运行特性,蕴含系统状态变化信息,可以指导系统优化运行和维护,具有重要的价值。

### 1.2 $\text{NO}_x$ 排放相关大数据的独特特征

除了上述大数据具有的普遍特点, $\text{NO}_x$ 排放相

关大数据还有一些独有的数据特征。

**强非线性相关性** 在电厂不同运行工况下,单个参数的分布特征及多个参数的耦合关系均会发生变化。

**非可控延时性** 由于不同传感器、控制器等设备的响应时间不同, $\text{NO}_x$ 排放相关运行数据多数变量具有惯性和时间延迟。在模型构建中考虑变量的时间延迟有助于提高模型精度。

**高噪声不完整性** 火电厂中煤种的变化、材料和设备的老化、机组负荷的调节等因素都会带来数据的急剧变化,数据波动大,同时设备工作环境恶劣,数据采集、传输和存储存在不稳定因素,使得数据容易出现离散值、缺失值、异常值等不良数据,数据信噪比低。

## 2 机器学习建模方法

$\text{NO}_x$ 排放相关大数据建模方法主要包括数据预处理、算法模型、模型参数优化、系统运行优化模型、机理融合数据驱动建模型5个方面内容,下面分别进行说明。

### 2.1 数据预处理

数据预处理主要是通过异常数据剔除、特征参数筛选、数据降维等方法对原始数据进行预处理,以降低数据复杂性,提高建模精度。

#### 2.1.1 异常点的筛选

异常点是数据集中偏离大部分数据的点<sup>[11]</sup>。常用的异常点检测方法有统计方法、距离判定方法、模型预测法及聚类分析法等。

统计方法通过分析数据的统计特征值偏差来判断是否异常,常用统计方法有 $3\sigma$ 原则(一般需要数据服从正态分布, $\sigma$ 为标准差),即将样本中偏离平均值超过3倍标准差的数据判定为异常值。

距离判定方法需要计算数据点与数据集中心点(一般为均值点)的距离,当距离大于某临界值时认为该点异常。常用的距离有欧式距离及马氏距离<sup>[12]</sup>。其中,马氏距离独立于测量尺度,且可以排除变量相关产生的干扰。该方法与统计方法的不同在于统计方法检测的是单变量样本的异常点(或对多变量中的每个变量单独分析),而距离计算方法检测的是多变量样本的异常点。

模型预测法首先基于全部样本建立预测模型,然后计算模型预测值与实际值的偏差,当单个样本预测偏差与样本集整体偏差的均值或中位数偏离较大时,判定其对应的样本异常<sup>[13]</sup>。

聚类分析法<sup>[14]</sup>将样本划分为不同的“簇”，每个簇对应潜在类别，如果某个样本点不属于任何簇，或远离所有簇中心点，那么就被划分为异常点。

需要指出的是，火电厂负荷变化时，数据变化较大，因此不同时间段内，样本数据的均值可能会有较大差别，仅采用统计方法来检测异常点不够可靠。为解决此问题，刘吉臻<sup>[15]</sup>、董泽<sup>[16]</sup>、朱宇坤<sup>[17]</sup>等从样本中筛选出稳态工况下的数据进行统计分析，从而保证均值稳定在一个小范围内。然而，电厂处于稳定工况下的时段较短，仅采用稳定工况下的数据作为样本建模，其指导意义有限。

采用模型预测法、马氏距离判定方法筛选异常点则可避免以上问题。其中，模型预测法筛选异常点已被研究证实是较为有效的异常点判断方法<sup>[18]</sup>。

综上所述，模型预测法不依赖原始数据的统计特征，方法限制条件少、适应性广，是异常点判断重点发展方向。此外，将不同运行工况下的数据分组，形成对应的预测模型，有助于针对性地运行指导，可以作为未来的研究方向之一。一种方法是基于工程经验将数据分组后，筛选异常点及建模；另一种是基于聚类分析法得到不同的“簇”，在无监督学习的基础上，同时完成分类和异常点筛选。

### 2.1.2 特征参数筛选

火电厂运行数据参数较多，仅脱硝系统的相关变量就在 30 个以上。如果全部作为模型变量，会造成模型复杂度较高，难以应用。因此，建模之前有必要对变量进行筛选，去除无效干扰信息，选择与预测变量关联较大的参数作为输入参数。现阶段用于脱硝系统特征参数筛选方法很多，主要包括灰色关联度分析法<sup>[19]</sup>、最小二乘（PLS）法<sup>[20]</sup>、平均影响值（MIV）法<sup>[21]</sup>、互信息（MI）分析法<sup>[22]</sup>、偏互信息（PMI）分析法<sup>[23]</sup>等。

MIV 方法需要先建立预测模型，通过模型计算各个自变量变化下因变量的改变量，从而判定相关度大小。唐洪宇<sup>[24]</sup>采用 MIV 算法对与锅炉热效率、NO<sub>x</sub> 排放量有关的 20 个变量进行了筛选。齐敏芳<sup>[18]</sup>分别采用 MIV 方法、分位影响值（QIV）法和基于支持向量机的敏感性分析方法选择了特征参数，对比发现 QIV 方法鲁棒性较好。

MI 方法则计算各输入变量与输出变量间的互信息，选出互信息最大的变量子集，再以此子集作为输入变量建模。MI 方法还可以获得输入变量的时延。赵文杰等<sup>[25]</sup>将粒子群（PSO）算法与 MI 方法结合，对 SCR 脱硝系统的输入变量进行变量选择，该方法

精度高，收敛快，并获得了所选变量的时间延迟。董泽等<sup>[26]</sup>采用  $k$ -近邻互信息方法对 SCR 脱硝系统的变量进行了选择。刘菡等<sup>[27]</sup>选择互信息较大的相关变量，构建邻接矩阵，作为图卷积神经网络的输入。最大信息系数（MIC）方法是在 MI 方法基础上提出的准确度较高的关联性计算方法。唐振浩等<sup>[28]</sup>采用 MIC 方法获得了 NO<sub>x</sub> 相关参数的延迟时间。

MI 方法只考虑输入变量与输出变量之间的信息熵，当输入变量之间具有耦合关系时会对结果产生重大影响，从而导致漏选或者错选。因此，R.J.May 等<sup>[23]</sup>提出 PMI 方法，通过计算条件期望删除关联变量，保证变量选择可靠性和准确性。刘吉臻等<sup>[29]</sup>利用 PMI 方法对输入变量进行筛选，消除互信息方法中输入变量间耦合关系，提高变量选择有效性。

MI 和 PMI 是目前最为普遍的变量筛选方法，算法将建模过程与变量筛选分开，剔除无效变量，既提升了计算效率，又降低了无效信息对模型的不良影响，是针对电厂参数进行选择的合适方法。虽然 MI 与 PMI 在变量筛选中表现出较好的适应性，但其仍存在一定缺陷，例如 MI 方法很难处理具有强相关性的变量，PMI 方法容易受样本容量的影响。因此，如何进一步提高变量筛选方法的准确性和适用性，仍是需要重点攻克的问题。随着数据分析技术的发展，通过多种方法的耦合利用，如 MI 和 PMI 耦合筛选，克服单种方法的局限性，以进一步提高方法的适用性，是参数选择的未来发展方向。

### 2.1.3 数据降维

与特征参数选择方法不同，主成分分析（PCA）是通过对原始变量进行线性变化，从而将原始样本转化为线性不相关的主成分，是一种数据降维方法。PCA 可以在只损失少量原始数据信息，用少量的原始变量线性组合而获得的主成分代表原始变量，大大降低原始变量的复杂性，同时也保证了新变量的非线性相关性。文献[30-32]采用 PCA 方法对 SCR 脱硝系统的输入参数进行了降维，提高了原始数据质量，缩短了模型建立时间，保障了模型精度和泛化能力。

## 2.2 算法模型

算法模型即利用预处理得到的数据建立机器学习预测模型，并利用模型进行输出变量预测的过程。目前在 NO<sub>x</sub> 排放大数据分析中，常用的建模预测方法有支持向量机（SVM）和人工神经网络（ANN）算法。近年来部分深度学习算法也逐渐应用于 NO<sub>x</sub> 减排分析预测。

### 2.2.1 支持向量机算法

支持向量机算法是在样本空间找到一个最优的超平面,从而分开不同类别样本的方法。该算法衍生出多种建模预测方法,如支持向量回归模型(SVR)及最小二乘支持向量机(LSSVM)算法。

LSSVM 算法通过在核方法变换得到的高维空间上,对样本做最小二乘误差拟合得到预测模型。董泽等<sup>[16]</sup>采用 LSSVM 算法预测了 SCR 脱硝反应器出口  $\text{NO}_x$  质量浓度,并引入即时学习局部模型,在新样本点产生时,计算其相似度阈值,判断是否需要重新建模,从而降低模型更新频率,减少计算量。

相比于 LSSVM,SVR 方法可利用较少量的支持向量进行模型计算,减少了计算量和复杂度,应用较为广泛。Si 等人<sup>[33]</sup>基于改进的精确在线支持向量回归(AOSVR)方法对锅炉及 SCR 脱硝反应器的多个变量进行了分析预测,AOSVR 方法针对时变系统,可在变量添加或移除时高效更新支持向量。

### 2.2.2 神经网络算法

神经网络算法是利用计算机模拟生物的脑神经网络系统,利用具有不同拓扑结构神经元接收、传递和处理信息,从而将原始输入信息通过神经网络映射为输出信息。神经网络算法具有很强的非线性拟合能力,学习规则简单,在多种领域均有应用。

误差反向传播(BP)神经网络算法是目前应用最广泛的神经网络算法。BP 神经网络算法将训练样本作为教师信号,利用信息正向传播,误差反向传播,梯度下降调整神经网络参数,使网络输出值与实际值误差达到极小的可接受值。耿平<sup>[34]</sup>、铨佳欢<sup>[35]</sup>等采用 BP 神经网络算法预测了锅炉产生的  $\text{NO}_x$  质量浓度。文献[36-37]基于 BP 神经网络算法预测了 SCR 脱硝反应器出口  $\text{NO}_x$  质量浓度。杨碧源等<sup>[38]</sup>基于 BP 神经网络算法预测了 SCR 脱硝系统效率。

BP 神经网络算法为全局逼近网络,任一网络连接参数(权值及阈值)均对输出有影响。其缺点是学习速度较慢,且无法满足时变系统建模要求。因此,有学者提出采用径向基(RBF)神经网络进行建模。RBF 神经网络计算输入变量的径向基函数作为隐节点,之后将输出变量表示为隐节点值的线性加权和。该方法具有局部映射特性,学习速度快,且可满足时变系统的建模要求。在火电厂中,实时数据频繁更新,且运行规律可能因设备老化或气候变化而改变,更适合采用 RBF 神经网络算法建模。周洪煜等<sup>[39]</sup>采用基于混结构的 RBF 神经网络算法得到了喷氨量的预测模型,并采用动态结构的 RBF

神经网络<sup>[40]</sup>综合学习了 SCR 脱硝装置的相关参数。

极限学习机(ELM)方法是在单隐层前向神经网络的基础上改进而来,具有学习效率高,泛化能力强的优点,目前已有学者将其用于脱硝系统的建模预测。李庆伟等<sup>[41]</sup>利用改进的差分进化方法优化 ELM 方法,预测了锅炉出口  $\text{NO}_x$  质量浓度,提升了 ELM 方法的泛化能力和稳定性。马良玉等<sup>[42]</sup>采用正弦算法优化了正则化极限学习机(RELM)方法,预测  $\text{NO}_x$  质量浓度,获得了较高的精度及泛化能力。Li 等人<sup>[43]</sup>在 ELM 方法的基础上,提出了一种深度双向学习机方法(DBLM),并将其应用于锅炉  $\text{NO}_x$  质量浓度的预测上;通过与双隐层极限学习机(TELM)、基于 PCA 降维的极限学习机(PELM)及最小二乘快速学习网络(LSFLN)对比,表明 DBLM 的预测精度较高,适用于  $\text{NO}_x$  质量浓度的预测。

在该领域中一些其他的神经网络方法也得到应用。唐诗洁等<sup>[44]</sup>采用曲线拟合、灰色预测、BP 神经网络、灰色神经网络 4 种方法,建立了催化剂活性的预测模型。发现数据满足等时距特性时,灰色神经网络模型精度较高,数据不满足等时距特性时,BP 神经网络预测效果更好。周建国等<sup>[45]</sup>基于离散灰色预测模型和时延神经网络模型,根据每年总发电量、总装机负荷和 3 年前  $\text{NO}_x$  排出量,预测目前的年排放  $\text{NO}_x$  总量。

综上所述,常用的支持向量机算法包括 SVR 算法和 LSSVM 算法,通过核函数和惩罚系数寻优,可以提高 2 种方法的预测精度。2 种方法相较而言,SVR 算法计算量较低。神经网络算法则是常用于脱硝系统中的  $\text{NO}_x$  质量浓度预测模型,较为常用的模型包括 BP 神经网络、RBF 神经网络及 ELM 方法。其中,BP 神经网络和 ELM 方法可通过遗传算法(GA)等进行初始网络参数寻优,提高模型的预测精度。RBF 神经网络学习速度较快且可满足时变系统的建模要求,可用来建立动态预测模型。

### 2.2.3 深度学习算法

目前,已有多种深度学习算法应用于  $\text{NO}_x$  减排,较为常见的是循环神经网络,包括 Jordan 神经网络及以长短时记忆(LSTM)神经网络等算法为代表的 Elman 网络。王鑫<sup>[46]</sup>采用 Jordan 循环神经网络预测了 SCR 脱硝反应器出口的  $\text{NO}_x$  质量浓度。康俊杰<sup>[47]</sup>建立了 LSTM 神经网络和卷积神经网络(CNN)混合的锅炉出口  $\text{NO}_x$  动态预测模型。王祖林等<sup>[48]</sup>采用双向长短时记忆(Bi-LSTM)神经网络预测了 SCR 脱硝反应器入口  $\text{NO}_x$  质量浓度。曹楠<sup>[49]</sup>对比了 BP

神经网络和 LSTM 神经网络对 SCR 脱硝系统的预测精度, 结果表明 LSTM 神经网络模型精度更高, 且符合 SCR 脱硝系统时序性特点。

除循环神经网络外, 深度神经网络 (DNN) 在该方向也有应用。刘近等<sup>[50]</sup>采用 EDM 对输入变量进行模态分型, 采用 DNN 方法预测锅炉 NO<sub>x</sub> 排放量, 与 SVR、ELM 等方法对比, 误差指标显著降低。

为进一步提高预测准确度, 部分深度学习算法结合 Stacking 或 Blending 方法对各算法进行集成。林康威等<sup>[51]</sup>结合 Stacking-XRLL 预测模型及确定性策略梯度 (DDPG) 算法, 实现对运行参数的优化, 降低了脱硝出口 NO<sub>x</sub> 排放质量浓度及总脱硝成本。李开创<sup>[52]</sup>分别建立 Stacking 及 Blending 集成算法, 将门控循环 (GRU) 神经网络、CNN 及混合逻辑回归 (MLR) 作为基学习器, 预测锅炉 NO<sub>x</sub> 排放, 对比显示预测效果较单一 LSTM、DNN、SVR 方法更精准。

### 2.3 模型参数优化

在机器学习建模过程中, 需要设定算法中的参数值。如支持向量机算法中, 需要设定核函数参数及惩罚系数; BP 神经网络算法在开始计算时, 需要指定连接权值及阈值。算法参数的值会影响计算效率和预测精度。可采用遗传算法或粒子群算法对参数进行寻优, 提高计算精度。

遗传算法从遗传学中的自然规律演化而来。该算法首先建立种群, 选择其中适应度高的个体, 之后通过交叉、变异产生适应度更高的新个体, 并不断重复此过程来得到最优结果。PSO 算法则模仿了鸟群捕食行为。以样本为粒子, 每个粒子随机设置初始位置及速度 (粒子位置即由范围内各参数的值所构成的向量), 根据粒子位置计算目标函数的适应值并与历史目标函数适应值相比, 得到当前个体极值。之后将该极值与粒子群中其他粒子的极值相比较, 获得全局最优解。根据全局最优解、个体极值、粒子前一步的位置与速度, 根据一定关系式得到更新后的粒子速度和位置, 然后计算目标函数适应值, 重复这一过程, 达到优化效果。

NO<sub>x</sub> 减排方面, 进行建模算法参数优化的文献较多。唐洪宇<sup>[24]</sup>采用了 LSSVM 方法预测锅炉产生的 NO<sub>x</sub> 质量浓度, 并利用改进的粒子群算法对 SVM 中的核函数参数及惩罚系数进行寻优。Li 等人<sup>[53]</sup>采用 TLBO 算法优化 LSSVM 方法中的参数, 得到 NO<sub>x</sub> 排放模型, 模型精度及泛化能力均较好。高学伟等<sup>[30]</sup>分别采用混合粒子群 (HPSO) 算法、粒子群 (PSO) 算法及遗传算法优化 SVR 的核函数参数及惩罚系

数, 预测锅炉出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度, 比较结果发现 HPSO 算法优化的 SVR 预测精度和泛化能力较强。Zhou 等人<sup>[54]</sup>采用蚁群 (ACO) 算法对 SVR 的核函数参数及惩罚系数进行寻优, 预测锅炉出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度, 并提出 ACO 寻优的 SVR 方法在预测精度上与神经网络方法相当。程琳等<sup>[55]</sup>采用 GA 优化的极限学习机方法 (GA-ELM), 建立 SCR 脱硝反应器出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度预测模型, 发现相较于 LSSVM 方法, GA-ELM 方法预测精度更高, 训练时间更短。

### 2.4 系统运行优化模型

除模型参数优化外, 获得预测模型后, 还可通过 GA、PSO 等方法优化输出变量, 获得运行指导。当然, 算法参数及输出变量优化也可同时实施。文献<sup>[24,56]</sup>采用 GA/PSO 方法同时对模型参数和输出参数进行优化, 既实现了模型精度的优化, 同时提高了输出参数的控制效果。

在 GA、PSO 2 种算法中, 都涉及目标函数及适应度函数的选取。在运行变量优化时, 目标函数可选取待优化变量的预测模型函数。适应度函数以目标函数为变量, 有多种形式, 可根据需求的优化效果选取。最简单的适应度函数可以选择为预测目标本身 (或相反数), 文献<sup>[56-57]</sup>即以预测目标 NO<sub>x</sub> 质量浓度为适应度函数, 进行了锅炉出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度的优化。然而目标函数差异较小可能导致选择功能弱化, 因此提出了线性标定、倒数变换、幂律标定、对数标定、指数标定、正规化技术等构造适应度函数的方法。在 NO<sub>x</sub> 减排问题中, 往往需要优化的目标函数不止一个, 且这些目标变量相互影响, 因此多目标优化更适用于此类问题。多目标优化存在多解, 这些解的集合构成帕累托 (Pareto) 前沿。一种直观且常见的多目标优化方法为加权和法。将所有目标函数 (或目标函数的适应值) 的加权和值进行优化, 文献<sup>[24,37]</sup>采用该方法优化了锅炉热效率及出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度。

除目标函数外, 部分优化还需设定约束条件。在 NO<sub>x</sub> 减排问题中, 较为常见的约束条件是 SCR 出口 NO<sub>x</sub> 质量浓度不低于设计值。

### 2.5 机理融合数据驱动建模

虽然目前单独基于数据的建模预测已达到较高精度, 但仍存在以下不足: 首先, 模型的训练依赖大量原始数据, 对数据不足或测量参数不可靠的系统较难实现准确预测; 其次, 模型结构复杂、参数较多<sup>[58]</sup>, 工程应用较难; 最后, 针对工况、环境多变的系统, 模型需经常更新。

针对以上问题,部分研究提出机理结合数据驱动建模的方式。目前,在 $\text{NO}_x$ 减排方面,机理与数据驱动的融合模式主要有以下几种:

1) 机理分析用于数据预处理 宋涛等<sup>[59]</sup>基于机理分析,确定输入输出参数,采用神经网络实现 SCR 脱硝出口 $\text{NO}_x$ 的预测。

2) 机理分析用于建模,数据分析确定模型参数 胡佳颖等<sup>[60]</sup>建立脱硝效率机理模型,基于 BP 神经网络算法修正后的脱硝效率数据训练得到机理模型参数。沈伯雄等<sup>[61]</sup>基于机理分析建立脱硝催化剂失活的多项式模型,并基于历史运行数据拟合,获得模型参数。饶德备<sup>[62]</sup>建立了 SCR 脱硝机理模型,并采用粒子群算法,以历史数据为训练,进行建模参数寻优。董长青等<sup>[63]</sup>针对 SCR 脱硝催化剂失活机理,建立了 4 种不同的失活动力学模型,基于实际运行数据最小二乘拟合得到模型参数,与理论模型对比验证,确定较准确的动力学模型。

3) 机理分析用于建模,数据分析进行运行优化 肖军<sup>[64]</sup>搭建了 SCR 脱硝机理模型,然后基于混沌粒子群(CPSO)算法构建氨氮浓度预测控制模型,优化喷氨量。

以上文献均初步实现了机理与数据驱动的融合,降低了模型的复杂性,并增强了模型的可解释性。然而目前大部分机理数据融合建模,模型的预测精度仍低于单独机器学习建模。可能与设备运行波动、仪表测量不准、数据噪声点多等因素有关。未来可在数据预处理、模型增加波动性系数等方面提高机理-数据融合建模的预测精度。

## 3 应用场景

### 3.1 炉内低氮燃烧

采用机器学习方法预测炉内 $\text{NO}_x$ 排放量的研究开展较早。1998 年,Reifman 等人<sup>[65]</sup>采用神经网络算法,识别及控制了燃煤锅炉中 $\text{NO}_x$ 的形成。1999 年,Adali 等人<sup>[66]</sup>设计了一个时延 ANN 模型,用于动态预测化石燃料发电厂的 $\text{NO}_x$ 和 CO 排放。2001 年,文献<sup>[67]</sup>对燃煤火电厂燃烧产生的 $\text{NO}_x$ 质量浓度进行了预测。然而,仅仅对 $\text{NO}_x$ 质量浓度预测对燃烧的指导和优化有限,因此很多学者将遗传算法、粒子群算法等优化方法结合起来,研究如何调整锅炉燃烧的控制参数,以达到降低 $\text{NO}_x$ 排放量的目的,即采用机器学习方法进行炉内低氮燃烧的研究。

Ilamathi 等人<sup>[68]</sup>使用 ANN 方法预测了 210 MW 粉煤锅炉的 $\text{NO}_x$ 排放,研究了烟气中氧气含量、煤

性能、锅炉负荷等参数对 $\text{NO}_x$ 排放的影响,并利用遗传算法对燃烧参数进行优化,以降低锅炉 $\text{NO}_x$ 排放。文献<sup>[69-70]</sup>则提出 SVR 方法较 ANN 方法预测锅炉出口 $\text{NO}_x$ 质量浓度的准确度更高。Zhou 等人<sup>[69]</sup>研究了 SVR 预测锅炉 $\text{NO}_x$ 排放时,通过粒子群算法调节 4 个一级空气速度(PA)和 6 个二级空气速度(SA),可以将 $\text{NO}_x$ 排放量从 399.7  $\mu\text{L/L}$  减少到 269.3  $\mu\text{L/L}$ 。Wei 等人<sup>[70]</sup>对比了传统遗传算法(CGGA)、量子遗传算法(QGA)和模拟退火遗传算法(SAGA)优化的 SVR 模型,通过模型对燃煤锅炉的 25 个运行参数进行优化,以减少 $\text{NO}_x$ 排放,结果表明 3 种算法将 $\text{NO}_x$ 排放量由 213.05  $\mu\text{L/L}$  分别降至 134.53  $\mu\text{L/L}$ 、139.82  $\mu\text{L/L}$  和 131.25  $\mu\text{L/L}$ 。

实际上,对于火电厂 $\text{NO}_x$ 减排优化而言,除了考虑模型预测准确性及优化程度以外,还需考虑运算速度,因为燃烧的实时优化需要收敛快速的优化算法。Zhou 等人<sup>[69]</sup>为了减少时间需求,在 PSO 算法的迭代过程中使用了更灵活的停止条件来提高计算效率。Tan 等人<sup>[71]</sup>对比了 ELM 方法与传统 ANN 算法和 SVR 方法的预测性能,发现 ELM 方法与 SVR 方法的预测精度相似,均优于 ANN 算法,且 ELM 模型计算速度比 SVR 快 5.25 倍。

需要指出的是,Tan 等人<sup>[71]</sup>同时研究了采用谐波搜索(HS)算法优化总空气流量和分离燃尽风(SOFA)阻尼器开度,将锅炉最大连续蒸发量(100%BMCR)和 80%BMCR 2 个案例中的 $\text{NO}_x$ 排放量分别减少了 16.5%和 19.3%,并对 2 个优化方案进行实验研究。结果表明,按模型优化方案运行时, $\text{NO}_x$ 排放分别降低了 14.8%和 15.7%,证实了模型预测优化的有效性。

综上所述,通过机器学习算法对运行参数进行优化,可以一定程度实现 $\text{NO}_x$ 的减排。在不同模型对比中,ELM 方法及 SVR 方法在预测精度方面优于 ANN 方法,且 ELM 方法计算速度快,适用于迅速响应的实时优化。但目前仍需算法速度的进一步提升,同时在预测建模算法及优化算法上需要进一步挖掘。此外,由于在不同工况下所对应的最优运行参数有所不同,且由于过程动力学对于 $\text{NO}_x$ 的形成比较重要<sup>[72]</sup>,需要建立自适应的动态模型和对应的控制机制,目前研究获得的优化方案还有待长时间试验的验证。

### 3.2 SCR 脱硝系统优化控制

现阶段,基于火电厂 SCR 脱硝大数据分析建模研究较少,研究成果主要集中在国内。秦天牧等<sup>[73]</sup>



采用机理模型及3种数据驱动模型(SVM、BPNN、KPLS)对SCR脱硝出口NO<sub>x</sub>质量浓度进行了预测。结果表明:当训练样本量不足,覆盖工况不完整时,数据模型的预测精度低于机理模型,存在模型失效问题;当样本量充足,覆盖工况完整时,数据模型的拟合和预测精度均高于机理模型,学习和泛化能力较好。由此可以看出,在使用机器学习方法进行SCR脱硝系统建模时,需要保证足够的样本量及覆盖工况的完整性。赵文杰等<sup>[25]</sup>考虑到SCR脱硝系统存在延迟问题,采用互信息法得到喷氨流量、烟气流量、反应器入口烟温及反应器出口NO<sub>x</sub>质量浓度的时间延迟分别为100、90、10、70 s。唐诗洁等<sup>[44]</sup>利用脱硝系统现场数据计算出催化剂活性,对比了曲线拟合、灰色预测、BP神经网络、灰色神经网络4种方法建立催化剂活性的预测模型,其中采用灰色神经网络模型预测误差最小,为15.40%,当对数据进行稳态运行烟量筛选时,使用BP神经网络模型可将预测误差进一步降低至2.18%。

此外,也有少量学者研究了机器学习用于指导SCR脱硝系统优化。Peng H 等<sup>[74]</sup>提出一种基于RBF-ARX模型预测控制(MPC)策略,将RBF-ARX模型控制器与传统PID控制器并行运行时,明显改善控制性能,大大减少了氨气消耗。秦天牧<sup>[75]</sup>采用核偏最小二乘法建立了SCR脱硝系统预测模型,利用模型预测的出口NO<sub>x</sub>质量浓度用于修正已有机理模型,得到SCR脱硝系统的混合动态模型,并进一步通过预测控制算法及PSO滚动优化,实现了喷氨量的最优控制,将系统的延迟时间由20 min降低至4 min,且避免了超调现象。周洪煜等<sup>[39]</sup>设计了基于混结构RBFNN的喷氨流量优化控制系统,替代PID控制,在变负荷运行工况下,平均脱硝效率提高12.6%,氨逃逸降低了2.9 μL/L。张志超<sup>[36]</sup>采用PSO算法优化PID控制器的参数,该优化方法提高了喷氨流量调节的响应速度和稳定性。

综上所述,机器学习方法对SCR脱硝系统的运行优化主要应用于喷氨流量优化,主要实施方法包括神经网络预测控制以及传统PID控制参数的优化调整。需要注意的是,研究亦指出在覆盖工况不完整时,机器学习存在模型失效问题,因此,采用机器学习方法需要保证数据或工况的完整性。此外,SCR脱硝催化剂对于脱硝系统稳定运行和成本具有重要影响,但目前关于机器学习的SCR脱硝催化剂的活性预测、优化管理等研究仍然较少,应作为未来重点研究方向。

### 3.3 多目标综合优化

考虑到火电系统复杂性和非稳定性,即使对某个运行参数调整,也容易导致诸多连锁效应。因此,在对炉内或SCR脱硝系统进行优化时,应考虑该控制参数是否会对系统其他重要输出造成影响。

在炉内燃烧过程中,风量、氧量等参数对热效率有较大影响。诸多研究表明,锅炉热效率往往与NO<sub>x</sub>排放量成正相关,即降低NO<sub>x</sub>的排放会造成热效率的降低。因此,对于炉内低氮燃烧,很多研究都围绕着热效率和NO<sub>x</sub>排放质量浓度的综合优化。唐洪宇<sup>[24]</sup>将锅炉热效率和NO<sub>x</sub>排放质量浓度进行归一化,将二者权重分别为0.6和0.3的和值为优化指标,得到了运行优化参数。文献<sup>[76]</sup>对锅炉热效率和NO<sub>x</sub>排放质量浓度分配不同权重的和值进行优化,得到了若干组优化结果。耿平<sup>[34]</sup>采用多目标优化方法,得到了NO<sub>x</sub>排放质量浓度和锅炉热损失优化解的“临界点”,当热损失大于该临界点时,NO<sub>x</sub>排放质量浓度缓慢下降,此时,以牺牲热效率为代价,降低NO<sub>x</sub>排放是不可取的。

将SCR脱硝系统与锅炉系统统一考虑,“成本”则成为一个可供衡量综合性能的指标。Si等人<sup>[33]</sup>平衡了单位热效率、SCR脱硝试剂消耗和NO<sub>x</sub>排放,提出综合燃烧优化方法,并考虑了2种优化思想:第1种只考虑炉内,最小化入口NO<sub>x</sub>及热损失;第2种考虑全局,在保证出口NO<sub>x</sub>、出口NH<sub>3</sub>及空预器旁路密封片位置满足要求的条件下,最小化总成本,最后得出了一些最优化曲线。李伟等<sup>[77]</sup>建立了锅炉燃烧模型和SCR脱硝系统模型,得到联合运行成本,利用PSO算法进行参数寻优,优化后运行成本降低3%~5%。李斌等<sup>[78]</sup>建立了度电脱硝成本模型,考虑了折旧、会计、催化剂更换等7项成本,通过支持向量机建立了以成本为输出、喷氨量为输入的模式,并通过粒子群算法对模型进行了优化,得到了脱硝成本优化模型。

综上所述,SCR脱硝系统的综合优化需要同时考虑NO<sub>x</sub>排放质量浓度和锅炉热效率,或计算总成本。前者通过赋予不同权重下可以得到不同的优化结果,其中通过寻优结果的“临界点”对于综合优化很有实际指导意义,应对此做进一步研究。在成本优化方面,需要注意成本的估算是否全面和准确,并根据实际运行条件进行统计和佐证。

### 3.4 多电厂联合建模

采集和整理多个电厂的运行数据,统一进行机器学习,获取数据深层信息,研究影响电厂运行的

共性问题及特性原因,是实现脱硝系统大数据分析工程应用的必经之路。然而目前这方面的研究较少。周建国等<sup>[45]</sup>统计了全国火电企业年总发电量、年  $\text{NO}_x$  排放量等数据,并采用神经网络方法进行学习,获得未来几年的  $\text{NO}_x$  排放量预测值,在统计层面上实现了多电厂联合建模。在计算机硬件快速发展的今天,对数量更多、覆盖面更广的数据进行学习成为趋势。多电厂联合建模的实现,有助于指导机理研究及形成普适化的优化方案,可能成为未来的发展方向之一。

## 4 结论及展望

1) 现阶段  $\text{NO}_x$  排放相关机器学习算法研究主要集中于数据预处理、算法模型、模型参数优化 3 个过程。在数据预处理方面,模型预测法、马氏距离判定及聚类分析方法适用于电厂变工况下数据的清洗。采用 MI、PMI 及 PCA 方法进行特征参数选择和数据降维,可以降低模型复杂度,其中 MI 方法在处理噪声多、有延迟的火电厂数据方面较有优势。在建模预测方面,目前以 LSSVM、SVR 算法为代表的支持向量机算法和以 BP、RBF、ELM 等为代表神经网络算法应用较多。在支持向量机算法中,SVR 计算量小;在神经网络算法中,RBF 方法学习速度较快。LSTM、DNN 等深度学习方法也获得了较好的预测效果。在建模参数及运行优化方面,主要的方法有 GA 及 PSO 方法,而目标函数的选取对模型优化效果较为重要。在多目标优化中,目标函数的构造方法值得进一步探讨。近年来机理结合数据驱动建模逐渐增多,提升了模型可应用性、可解释性,也是未来值得研究的方向之一。

2) 目前机器学习算法在火电厂  $\text{NO}_x$  脱除方面的应用场景主要有炉内低氮燃烧、SCR 脱硝系统优化控制及综合优化。在低氮燃烧方面,通过机器学习算法可有效降低  $\text{NO}_x$  排放量,但仍需进一步提高计算速度,建立可适应机组变工况或变负荷的自适应动态模型和控制机制,并通过长时间的试验验证。在 SCR 脱硝系统优化方面,现有研究主要集中于喷氨优化,针对 SCR 脱硝催化剂的数据分析尚需进一步开展。在综合优化方面,锅炉热效率和  $\text{NO}_x$  排放质量浓度的优化不可兼得,通过预测模型获得“临界点”的位置,有望获得综合最优控制效果,但仍需经过进一步检验,而总成本的模型优化则尚需进行现场运行的校验。此外,多电厂联合建模是机器学习实现工程化应用的必经之路,应作为未来的一个发展方向。

## [参考文献]

- [1] 殷凤荣. 低氮燃烧改造综述[J]. 设备管理与维修, 2018(23): 87-88.  
YIN Fengrong. Summary of low nitrogen combustion[J]. Plant Maintenance Engineering, 2018(23): 87-88.
- [2] 朱晨曦, 郑迎九, 周昊. SNCR+SCR 烟气联合脱硝工艺在电站锅炉中的应用[J]. 中国电力, 2016, 49(2): 164-169.  
ZHU Chenxi, ZHENG Yingjiu, ZHOU Hao. The application of SNCR+SCR united flue gas denitration technique in power generation boilers[J]. Electric Power, 2016, 49(2): 164-169.
- [3] 王乐乐, 孔凡海, 何金亮, 等. 超低排放形势下 SCR 脱硝系统运行存在问题与对策[J]. 热力发电, 2016, 45(12): 19-24.  
WANG Lele, KONG Fanhai, HE Jinliang, et al. Difficulties and countermeasures of SCR denitration system operation in ultra low emission situation[J]. Thermal Power Generation, 2016, 45(12): 19-24.
- [4] 马振涛, 涂鸿, 罗树林. SNCR-SCR 联合脱硝超低排放运行诊断及优化[J]. 热力发电, 2019, 48(6): 40-45.  
MA Zhentao, TU Hong, LUO Shulin. Operation diagnosis and optimization for ultra low emission with combined SNCR-SCR denitrification technology[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(6): 40-45.
- [5] 马大卫, 张其良, 黄齐顺, 等. 超低排放改造后 SCR 出口  $\text{NO}_x$  分布及逃逸氨浓度评估研究[J]. 中国电力, 2017, 50(5): 168-171.  
MA Dawei, ZHANG Qiliang, HUANG Qishun, et al. Assessment of  $\text{NO}_x$  distribution and ammonia escape concentration at SCR outlet after ultra-low emission retrofit[J]. Electric Power, 2017, 50(5): 168-171.
- [6] 王宝冬, 汪国高, 刘斌, 等. 选择性催化还原脱硝催化剂的失活、失效预防、再生和回收利用研究进展[J]. 化工进展, 2013, 32(增刊 1): 133-139.  
WANG Baodong, WANG Guogao, LIU Bin, et al. Development of SCR catalyst deactivation, regeneration and recycling[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2013, 32(Suppl.1): 133-139.
- [7] 唐昊, 李慧, 杨江毅, 等.  $\text{NH}_3$ -SCR 工艺中硫酸铵盐的生成与分解机理研究进展[J]. 化工进展, 2018, 37(3): 822-831.  
TANG Hao, LI Hui, YANG Jiangyi, et al. Research progress on the formation and decomposition mechanism of ammonium-sulfate salts in  $\text{NH}_3$ -SCR technology[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2018, 37(3): 822-831.
- [8] 张道军, 马子然, 孙琦, 等. 硫酸氢铵在钒基选择性催化还原催化剂表面的生成、作用及防治[J]. 化工进展, 2018, 37(7): 2635-2643.  
ZHANG Daojun, MA Ziran, SUN Qi, et al. Formation mechanism, effects and prevention of  $\text{NH}_4\text{HSO}_4$  formed on the surface of  $\text{V}_2\text{O}_5$  based catalysts[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2018, 37(7): 2635-2643.
- [9] 张军, 陈鸥, 罗志刚, 等. 基于大数据的总排口  $\text{NO}_x$  浓度分析及预测[J]. 洁净煤技术, 2020, 26(增刊 1): 200-205.  
ZHANG Jun, CHEN Ou, LUO Zhigang, et al. Big data analysis and prediction of  $\text{NO}_x$  concentration at the chimney[J]. Clean Coal Technology, 2020, 26(Suppl.1): 200-205.
- [10] 高学伟, 付忠广, 张连升, 等. 大数据技术在燃煤电站发展中的应用研究[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版), 2018, 14(1): 7.  
GAO Xuewei, FU Zhongguang, ZHANG Liansheng, et al. Application of big data technology in the development of coal-fired power station[J]. Journal of Shenyang Institute



- of Engineering (Natural Science), 2018, 14(1): 7.
- [11] HAWKIN S, DOUGLAS M. Identification of outliers[M]. London: Chapman and Hall, 1980: 1-12.
- [12] HUBERT M, ROUSSEUW P J, AELST S V. Multivariate outlier detection and robustness[J]. Handbook of Statistics, 2005, 24(4): 263-302.
- [13] 薛毅, 陈丽萍. 统计建模与 R 软件[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007: 297-394.
- XUE Yi, CHEN Liping. Statistical modeling and R software[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2007: 297-394.
- [14] 王珂, 王天秀. 基于二次聚类的电力负荷异常数据辨识[J]. 电气技术, 2014, 15(11): 1-3.
- WANG Ke, WANG Tianxiu. Identification of abnormal power load data based on two times clustering[J]. Electrical Engineering, 2014, 15(11): 1-3.
- [15] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于自适应多尺度核偏最小二乘的 SCR 烟气脱硝系统建模[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(23): 6083-6088.
- LIU Jizhen, QIN Tianmu, YANG Tingting, et al. SCR denitration system modeling based on self-adaptive multi-scale kernel partial least squares[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(23): 6083-6088.
- [16] 董泽, 马宁, 任林, 等. 基于变量相关性自适应即时学习算法的火电厂 SCR 脱硝系统建模[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2019, 46(2): 83-90.
- DONG Ze, MA Ning, REN Lin, et al. Power plant SCR denitration system modeling based on variable correlation self-adaptive just-in-time learning[J]. Journal of North China Electric Power University, 2019, 46(2): 83-90.
- [17] 朱宇坤, 喻聪, 张梯华, 等. 基于大容量样本挖掘及贝叶斯堆栈泛化集成算法的电站锅炉 NO<sub>x</sub> 稳态建模[J]. 热力发电, 2022, 51(8): 154-163.
- ZHU Yukun, YU Cong, ZHANG Tihua, et al. Steady-state NO<sub>x</sub> modeling using big data mining and Bayesian stacking generalization ensemble algorithm for utility boilers[J]. Thermal Power Generation, 2022, 51(8): 154-163.
- [18] 齐敏芳. 大数据技术及其在电站机组分析中的应用[D]. 北京: 华北电力大学, 2016: 29-57.
- QI Minfang. Big data technology and its application on the analysis of power plant units[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2016: 29-57.
- [19] 王颖雪. 基于灰色关联的火电行业 NO<sub>x</sub> 排放组合预测[D]. 北京: 华北电力大学, 2013: 1.
- WANG Yingxue. Combined forecasting of NO<sub>x</sub> emission of electric power industry based on grey relation[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2013: 1.
- [20] 侯玉婷, 薛建中, 王林, 等. 用于 SCR 喷氨量模型参数辨识的辅助变量递推最小二乘法[J]. 热力发电, 2015, 44(11): 6.
- HOU Yuting, XUE Jianzhong, WANG Lin, et al. Recursive instrumental variable estimation algorithm for ammonia flow model in SCR denitration reactors[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(11): 6.
- [21] 马善为, 曲艳超, 刘吉, 等. 基于样本优化的 BP 神经网络 SCR 脱硝催化剂体积设计[J]. 节能, 2021, 40(2): 5.
- MA Shanwei, QU Yanchao, LIU Ji, et al. Design of SCR catalyst volume based on BP neural network with optimized net training[J]. Energy Conservation, 2021, 40(2): 5.
- [22] 张璐遥. 基于互信息分析的 SCR 脱硝系统动态建模方法研究[D]. 保定: 华北电力大学, 2019: 1.
- ZHANG Luyao. Mutual information based research on dynamic modeling of SCR system[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2019: 1.
- [23] MAY R J, MAIER H R, DANDY G C, et al. Non-linear variable selection for artificial neural networks using partial mutual information[J]. Environmental Modelling and Software, 2008, 23(10/11): 1312-1326.
- [24] 唐洪宇. 电站锅炉热效率及 NO<sub>x</sub> 排放量优化研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2018: 26-43.
- TANG Hongyu. The optimization study on thermal efficiency and NO<sub>x</sub> emission of utility boilers[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2018: 26-43.
- [25] 赵文杰, 张楷. 基于互信息变量选择的 SCR 烟气脱硝系统非线性自回归神经网络建模[J]. 热力发电, 2018, 47(9): 22-26.
- ZHAO Wenjie, ZHANG Kai. NARX neural network modeling of SCR denitration system based on mutual information variables selection[J]. Thermal Power Generation, 2018, 47(9): 22-26.
- [26] 董泽, 闫来清. 基于互信息和多尺度小波核偏最小二乘的 SCR 脱硝系统预测模型[J]. 动力工程学报, 2019, 39(1): 50-58.
- DONG Ze, YAN Laiqing. Prediction model for SCR denitrification system based on mutual information and multiscale wavelet kernel partial least squares[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineer, 2019, 39(1): 50-58.
- [27] 刘菡, 王英男, 李新利, 等. 基于互信息-图卷积神经网络的燃煤电站 NO<sub>x</sub> 排放预测[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(3): 8.
- LIU Han, WANG Yingnan, LI Xinli, et al. Prediction of NO<sub>x</sub> emissions of coal-fired power plants based on mutual information-graph convolutional neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(3): 8.
- [28] 唐振浩, 朱得宇, 李扬. 基于数据驱动的燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放浓度动态修正预测模型[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(14): 1-13.
- TANG Zhenhao, ZHU Deyu, LI Yang. Data driven based dynamic correction prediction model for NO<sub>x</sub> emission of coal fired boiler[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(14): 1-13.
- [29] 刘吉臻, 秦天牧, 杨婷婷, 等. 基于偏互信息的变量选择方法及其在火电厂 SCR 系统建模中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(9): 2438-2443.
- LIU Jizhen, QIN Tianmu, YANG Tingting, et al. Variable selection method based on partial mutual information and its application in power plant SCR system modeling[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(9): 2438-2443.
- [30] 高学伟, 付忠广, 刘柄含, 等. SCR 脱硝系统 PCA-HPSO-SVR 大数据建模研究[J]. 自动化仪表, 2017, 38(7): 15-19.
- GAO Xuewei, FU Zhongguang, LIU Bingham, et al. Research on the big data modeling of SCR denitration system based on PCA-HPSO-SVR[J]. Process Automation Instrumentation, 2017, 38(7): 15-19.
- [31] 张晓雯, 向文国, 陈时熠, 等. 基于小波去噪和 PCA-ANFIS 的 SCR 脱硝系统建模[J]. 热力发电, 2021, 50(6): 114-120.
- ZHANG Xiaowen, XIANG Wenguo, CHEN Shiyi, et al. Modeling of SCR denitrification system based on wavelet denoising and PCA-ANFIS[J]. Thermal Power Generation, 2021, 50(6): 114-120.
- [32] 钟用禄, 李海山, 刘发圣, 等. 基于 PCA-SVR 的燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放预测[J]. 热力发电, 2015, 44(1): 87-90.
- ZHONG Yonglu, LI Haishan, LIU Fasheng, et al. PCA-SVR model based NO<sub>x</sub> emissions prediction for coal-fired boilers[J]. Thermal Power Generation, 2015, 44(1): 87-90.
- [33] SI F, ROMERO C E, YAO Z, et al. Optimization of coal-

- fired boiler SCR based on modified support vector machine models and genetic algorithms[J]. Fuel, 2009, 88(5): 806-816.
- [34] 耿平. 基于智能算法的燃煤电站锅炉经济运行与 NO<sub>x</sub> 排放多目标优化研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2016: 9-60.  
GENG Ping. Study on multi-objective optimization on economic operation and NO<sub>x</sub> emissions for coal-fired boiler based on intelligent algorithm[D]. Nanchang: Nanchang University, 2016: 9-60.
- [35] 铉佳欢, 邸帅. BP 神经网络算法在 SCR 脱硝系统中的应用[J]. 电站系统工程, 2020, 36(5): 5.  
XUAN Jiahuan, DI Shuai. Application of BP neural network algorithm in SCR denitration system[J]. Power System Engineering, 2020, 36(5): 5.
- [36] 张志超. 电厂 SCR 脱硝系统建模与优化控制[D]. 北京: 华北电力大学, 2015: 14-50.  
ZHANG Zhichao. Modeling and optimal control of SCR denitration system in thermal power plant[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2015: 14-50.
- [37] 翟永杰, 张志超. 基于现场数据的 SCR 脱硝反应器建模[J]. 计算机仿真, 2014, 31(10): 141-144.  
ZHAI Yongjie, ZHANG Zhichao. Modeling for SCR denitration reactor based on field[J]. Computer Simulation, 2014, 31(10): 141-144.
- [38] 杨碧源, 赵金笑, 魏宏鸽, 等. 基于 BP 神经网络的 SCR 蜂窝状催化剂脱硝性能预测[J]. 中国电力, 2016, 49(10): 127-131.  
YANG Biyuan, ZHAO Jinxiao, WEI Hongge, et al. Performance forecasting for SCR honeycomb catalyst based on BP neural network[J]. Electric Power, 2016, 49(10): 127-131.
- [39] 周洪煜, 张振华, 张军, 等. 超临界锅炉烟气脱硝喷氨量混结构-径向基函数神经网络最优控制[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(5): 108-113.  
ZHOU Hongyu, ZHANG Zhenhua, ZHANG Jun, et al. Mixed structure-radial basis function neural network optimal control on spraying ammonia flow for supercritical boiler flue gas denitrification[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(5): 108-113.
- [40] 周洪煜, 赵乾, 张振华, 等. 烟气脱硝喷氨量 SA-RBF 神经网络最优控制[J]. 控制工程, 2012, 19(6): 947-951.  
ZHOU Hongyu, ZHAO Qian, ZHANG Zhenhua, et al. Sensitivity analysis radial basis function neural network control on spraying ammonia flow denitrification[J]. Control Engineering of China, 2012, 19(6): 947-951.
- [41] 李庆伟, 申志文. 基于改进差分极端学习机的燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 预测[J]. 热科学与技术, 2022, 21(1): 7.  
LI Qingwei, SHEN Zhiwen. Prediction of NO<sub>x</sub> emission of coal-fired boilers based on improved differential evolution algorithm and extreme learning machine[J]. Journal of Thermal Science and Technology, 2022, 21(1): 7.
- [42] 马良玉, 程善珍, 王永军. 正弦算法优化正则化 ELM 在 NO<sub>x</sub> 排放量建模中的应用[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2022, 49(3): 7.  
MA Liangyu, CHENG Shanzhen, WANG Yongjun. Application of sine algorithm optimized regularized ELM in boiler NO<sub>x</sub> emission modeling[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2022, 49(3): 7.
- [43] LI G Q, QI X B, CHAN K C C, et al. Deep bidirectional learning machine for predicting NO<sub>x</sub> emissions and boiler efficiency from a coal-fired boiler[J]. Energy & Fuels, 2017, 31(10): 11471-11480.
- [44] 唐诗洁, 陆强, 王则祥, 等. 燃煤电厂 SCR 烟气脱硝催化剂寿命预测研究[J]. 热力发电, 2019, 48(3): 61-68.  
TANG Shijie, LU Qiang, WANG Zexiang, et al. Life prediction of SCR flue gas denitration catalyst in coal-fired power plants[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(3): 61-68.
- [45] 周建国, 王颖雪. 基于 DGM 和 TDNN 的火电行业 NO<sub>x</sub> 排放量变权组合预测[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(增刊 1): 151-157.  
ZHOU Jianguo, WANG Yingxue. Variable weights combination forecast of NO<sub>x</sub> emissions based on DGM and TDNN in thermal power industry[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(Suppl.1): 151-157.
- [46] 王鑫. 基于 Jordan 循环神经网络的 SCR 脱硝系统 NO<sub>x</sub> 排放量的短期预测[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020: 40-46.  
WANG Xin. Short-term prediction of NO<sub>x</sub> emission in SCR denitrification system based on Jordan circulating neural network[D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science & Technology, 2020: 40-46.
- [47] 康俊杰. 电站锅炉燃烧和 SCR 脱硝系统一体化建模与优化控制研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2021: 37-70.  
KANG Junjie. Research on integrated modeling and optimal control of combustion and SCR denitration system in power plant boiler[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2021: 37-70.
- [48] 王祖林, 韩硕, 康俊杰, 等. 基于双向深度学习的电站锅炉 SCR 脱硝系统入口 NO<sub>x</sub> 浓度预测[J]. 仪表与自动化装置, 2021, 36(1): 82-87.  
WANG Zulin, HAN Shuo, KANG Junjie, et al. Prediction of NO<sub>x</sub> concentration at the inlet of SCR denitration system of utility boiler based on bidirectional deep learning[J]. Automation & Instrumentation, 2021, 36(1): 82-87.
- [49] 曹楠. 燃煤电站 SCR 精细化喷氨控制技术研究与应用[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019: 9-20.  
CAO Nan. Research and application of SCR control system for coal-fired power plants[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2019: 9-20.
- [50] 刘近, 徐亚豹. 基于能源网络系统中燃煤锅炉 NO<sub>x</sub> 排放的深度学习方法研究[J]. 能源与环保, 2022, 44(3): 8.  
LIU Jin, XU Yabao. Research on deep learning model based on NO<sub>x</sub> emissions from coal-fired boilers in energy network system[J]. China Energy and Environmental Protection, 2022, 44(3): 8.
- [51] 林康威, 肖红, 姜文超, 等. 基于 DDPG 深度强化学习的电站脱硝过程优化控制[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(10): 132-139.  
LIN Kangwei, XIAO Hong, JIANG Wencao, et al. Optimal control of denitrification processes in coal-fired power plants based on deterministic policy gradients with deep reinforcement learning[J]. Computer Measurement & Control, 2022, 30(10): 132-139.
- [52] 李开创. 基于集成学习方法的电站锅炉 NO<sub>x</sub> 排放预测研究[D]. 吉林: 东北电力大学, 2021: 19-51.  
LI Kaichuang. Research on NO<sub>x</sub> emission prediction of power plant boiler based on ensemble learning method[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2021: 19-51.
- [53] LI G, NIU P, ZHANG W, et al. Model NO<sub>x</sub> emissions by least squares support vector machine with tuning based on ameliorated teaching-learning-based optimization[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2013, 126: 11-20.
- [54] ZHOU H, ZHAO J P, ZHENG L G, et al. Modeling NO<sub>x</sub>

- emissions from coal-fired utility boilers using support vector regression with ant colony optimization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2012, 25(1): 147-158.
- [55] 程琳, 赵文杰. 基于 GA-ELM 的 SCR 脱硝系统动态建模[J]. 热力发电, 2019, 48(6): 29-33.  
CHENG Lin, ZHAO Wenjie. Dynamic modeling of SCR denitrification system based on GA-ELM[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(6): 29-33.
- [56] 李鹏辉. 基于智能算法的燃煤电站锅炉 NO<sub>x</sub> 排放模型及优化研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2015: 42-53.  
LI Penghui. NO<sub>x</sub> emission of coal-fired boiler model and optimization based on intelligent algorithm[D]. Nanchang: Nanchang University, 2015: 42-53.
- [57] 周建新, 司凤琪, 汪军, 等. 大型电站燃煤锅炉低 NO<sub>x</sub> 燃烧优化系统及应用[J]. 锅炉技术, 2011, 42(4): 18-22.  
ZHOU Jianxin, SI Fengqi, WANG Jun, et al. Study and application of boiler operation optimization for low NO<sub>x</sub> emissions in coal-fired power plant[J]. Boiler Technology, 2011, 42(4): 18-22.
- [58] 程广凯. 基于机理-数据融合的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2021: I-II.  
CHENG Guangkai. Research on rolling bearing fault diagnosis method based on mechanism and data fusion[D]. Xi'an: Xidian University, 2021: I-II.
- [59] 宋涛, 张兴, 章佳威, 等. 基于机器学习的半机理脱硝模型研究[J]. 工业控制计算机, 2019, 32(3): 69-70.  
SONG Tao, ZHANG Xing, ZHANG Jiawei, et al. Research on semi-mechanism denitration model based on machine learning[J]. Industrial Control Computer, 2019, 32(3): 69-70.
- [60] 胡佳颖, 喻聪, 王子良, 等. 机理与数据驱动的电站锅炉 SCR 催化剂寿命预测模型研究[J]. 能源研究与利用, 2022(2): 2-7.  
HU Jiaying, YU Cong, WANG Ziliang, et al. Study on mechanism and data-driven SCR catalyst life prediction model for utility boilers[J]. Energy Research and Utilization, 2022(2): 2-7.
- [61] 沈伯雄, 张浩浩, 吴撼明, 等. SCR 烟气脱硝催化剂 V-W-TiO<sub>2</sub> 失活预测模型[J]. 热力发电, 2017, 46(9): 24-30.  
SHEN Boxiong, ZHANG Haohao, WU Hanming, et al. Deactivation prediction model for flue gas denitration catalyst V-W-TiO<sub>2</sub>[J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(9): 24-30.
- [62] 饶德备. 燃煤电站 SCR 系统建模及喷氨策略优化[D]. 武汉: 华中科技大学, 2020: 7-42.  
RAO Debei. Modeling and optimization strategy of ammonia injection of SCR denitration system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science & Technology, 2020: 7-42.
- [63] 董长青, 马帅, 傅玉, 等. 火电厂 SCR 脱硝催化剂寿命预估研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2016, 43(3): 64-68.  
DONG Changqing, MA Shuai, FU Yu, et al. Study on life prediction of SCR denitration catalyst in thermal power plant[J]. Journal of North China Electric Power University (Natural Science Edition), 2016, 43(3): 64-68.
- [64] 肖军. 火电厂烟气脱硝控制系统中的喷氨量优化建模与仿真[J]. 粘接, 2022, 49(7): 4.  
XIAO Jun. Optimal modeling and simulation of ammonia injection in flue gas denitration control system of thermal power plant[J]. Adhesion, 2022, 49(7): 4.
- [65] REIFMAN J, FELDMAN E E. Identification and control of NO<sub>x</sub> emissions using neural networks[J]. Journal of the Air & Waste Management Association, 1998, 48(5): 174-185.
- [66] ADALI T, BAKA B, SONMEZ M K, et al. NO<sub>x</sub> and CO prediction with variable tapped delay line neural networks[J]. Journal of Intergrated Computer-Aided Engineering, 1999, 6(1): 27-39.
- [67] CHONG A Z S, WILCOX S J, WARD J. Prediction of gaseous emissions from a chain grate stoker boiler using neural networks of ARX structure[J]. IEE Proceedings-Science, Measurement and Technology, 2001, 148(3): 95-102.
- [68] ILAMATHI P, SELLADURAI V, BALAMURUGAN K, et al. ANN-GA approach for predictive modeling and optimization of NO<sub>x</sub> emission in a tangentially fired boiler[J]. Clean Technologies and Environmental Policy, 2013, 15(1): 125-131.
- [69] ZHOU H, ZHENG L, CEN K. Computational intelligence approach for NO<sub>x</sub> emissions minimization in a coal-fired utility boiler[J]. Energy Conversion and Management, 2010, 51(3): 580-586.
- [70] WEI Z, LI X, XU L, et al. Comparative study of computational intelligence approaches for NO<sub>x</sub> reduction of coal-fired boiler[J]. Energy, 2013, 55: 683-692.
- [71] TAN P, XIA J, ZHANG C, et al. Modeling and reduction of NO<sub>x</sub> emissions for a 700 MW coal-fired boiler with the advanced machine learning method[J]. Energy, 2016, 94: 672-679.
- [72] LIUKKONEN M, HÄLIKÄ E, HILTUNEN T, et al. Dynamic soft sensors for NO<sub>x</sub> emissions in a circulating fluidized bed boiler[J]. Applied Energy, 2012, 97: 483-490.
- [73] 秦天牧, 林道鸿, 杨婷婷, 等. SCR 烟气脱硝系统动态建模方法比较[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(10): 2913-2919.  
QIN Tianmu, LIN Daohong, YANG Tingting, et al. Comparative study on dynamic modeling methods of SCR denitration system[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(10): 2913-2919.
- [74] PENG H, OZAKI T, TOYODA Y, et al. RBF-ARX model-based nonlinear system modeling and predictive control with application to a NO<sub>x</sub> decomposition process[J]. Control Engineering Practice, 2004, 12(2): 191-203.
- [75] 秦天牧. 燃煤电站 SCR 烟气脱硝系统建模与喷氨量优化控制[D]. 北京: 华北电力大学, 2017: 31-87.  
QIN Tianmu. The optimal control of ammonia injection based on the SCR model of a coal-fired power plant[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017: 31-87.
- [76] 许昌, 吕剑虹, 郑源, 等. 以效率 and 低 NO<sub>x</sub> 排放为目标的锅炉燃烧整体优化[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(4): 46-50.  
XU Chang, LYU Jianhong, ZHENG Yuan, et al. A boiler combustion global optimization on efficiency and low NO<sub>x</sub> emissions object[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(4): 46-50.
- [77] 李伟, 徐强, 孔德安, 等. 电站锅炉 SCR 脱硝系统联合运行优化模型[J]. 热力发电, 2019, 48(6): 46-52.  
LI Wei, XU Qiang, KONG Dean, et al. Optimization model for combined operation of SCR denitration system in utility boiler[J]. Thermal Power Generation, 2019, 48(6): 46-52.
- [78] 李斌, 杨浩楠, 邓煜, 等. 350 MW 燃煤机组选择性催化还原脱硝系统运行优化[J]. 化工进展, 2017, 36(8): 3100-3107.  
LI Bin, YANG Haonan, DENG Yu, et al. Operation optimization of selective catalytic reduction denitrification system for 350 MW coal-fired power plant[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2017, 36(8): 3100-3107.

(责任编辑 杜亚勤)