工业烟气 SCR 脱硝过程智能控制模型的研究进展

章新宇[1]，任文锦[1]，余正伟[1]，龙红明[1]，陈良军[1]，张 旭[2]
（1. 安徽工业大学 冶金工程学院，安徽 马鞍山 243011；2. 陕西氢能研究院有限公司，陕西 西安 712046）

摘要：随着工业的快速发展和环保要求的提升，氮氧化物（NO_x）排放的控制成为大气污染物治理的重要议题。传统的选择性催化还原（SCR）等脱硝工艺虽然已经较为成熟，但大多仍采用粗犷的人工控制或精细化程度较低的自动、半自动化控制方式，存在排放波动大、资源消耗大、劳动强度大等诸多缺陷。近年来，随着人工智能、机器学习及大数据分析等技术的飞速发展，智能化技术逐步被引入到工业烟气 SCR 脱硝过程控制中用以克服传统控制方式的不足，取得了一定的成效。本文综述了近年来烟气脱硝过程智能控制模型的研究进展，重点介绍了基于大数据、人工智能、机器学习等先进技术的烟气脱硝优化控制方法；对采用 BP 神经网络、深度学习（如 LSTM、CNN）等方法进行 NO_x 浓度预测和脱硝控制优化以及 BP 神经网络的优化算法（如结合灰狼算法、粒子群算法等）的研究进行综述，并对比基于 PID 的模糊控制与二自由度策略等自适应控制模型的优势与控制效果，探讨脱硝过程智能控制技术在工业中的应用现状及面临的挑战；最后，展望了脱硝过程智能控制技术的发展趋势与研究方向，以期为工业烟气污染物治理提供参考。

关键词：工业烟气；脱硝技术；人工智能；大数据；优化控制
中图分类号：X701.7 **文献标识码**：A **文章编号**：1000－8764（2024）06－0053－15
doi：10.13403/j.sjqt.2024.06.091

Research progress on intelligent control model of industrial gas SCR denitrification process

ZHANG Xinyu[1], REN Wenjin[1], YU Zhengwei[1], LONG Hongming[1], CHEN Liangjun[1], ZHANG Xu[2]
(1. School of Metallurgical Engineering, Anhui University of Technology, Ma'anshan 712046, Anhui, China;
2. Shaanxi Hydrogen Energy Research Institute Co., Ltd., Xi'an 712046, Shaanxi, China)

Abstract: With the rapid development of industry and improvement of environmental protection requirements, the control of nitrogen oxide (NO_x) emissions has become an important issue in air pollution control. Although the traditional denitrification processes such as SCR have been relatively mature, most of them still use rough manual control or automatic and semi-automatic control methods with a low refinement, which have many defects including large emission fluctuations, large resource consumption and high labor intensity. In recent years, with the rapid development of artificial intelligence, machine learning and big data analysis technologies, intelligent technologies have been gradually introduced into the control of industrial gas SCR denitrification process to overcome the shortcomings of traditional control methods, and have achieved certain results. The research progress of intelligent control models for gas denitrification process in recent years is reviewed, the optimal control methods for gas denitrification based on such advanced technologies as big data, artificial intelligence, and machine learning are introduced; NO_x concentration prediction and denitrification control optimization are carried out through BP neural network, deep learning (such as LSTM, CNN) and other methods; the research on optimization method

收稿日期：2024－09－28；**修回日期**：2024－10－20
基金项目：国家自然科学基金青年科学基金资助项目（52404333）
作者简介：章新宇（2001—），男，硕士研究生，从事低碳冶金和智能化模型开发方面的研究。
通信作者：陈良军（1990—），男，博士，讲师，从事低碳冶金和智能化模型开发方面的研究。

of BP neural networks (such as combining gray wolf algorithm, particle swarm algorithm, etc.) is reviewed; the advantages and control effects of PID-based fuzzy control and adaptive control models such as two-degree-of-freedom strategy is compared; the application status and challenges of intelligent control technology for denitrification process in industry are discussed; finally, the future development trend and research direction of intelligent control technology for denitrification process are prospected, in order to provide reference for industrial gas pollution control.

Key words: industrial gas; denitrification technology; artificial intelligence; big data; optimal control

随着工业化进程的加速和能源需求的增加，氮氧化物(NO_x)排放问题日益严重。特别是燃煤电厂、钢铁厂、水泥厂等高排放行业已成为大气污染的重要来源之一。NO_x 不仅是形成酸雨、光化学烟雾的主要前体物，还对人类健康、生态环境造成显著影响。因此，减少工业烟气 NO_x 的排放，已经成为全球环境保护的紧迫任务之一。

在众多传统的工业烟气脱硝技术中，选择性催化还原(SCR)技术凭借其工艺成熟、技术可靠的优势，已经成为工业烟气脱硝的主要手段之一[1-2]。烟气脱硝体系具有明显的非线性、大惯性和迟延特性，并且受到如入口 NO_x 浓度、烟气流量和温度、喷氨量、催化剂活性及烟气流场分布等多种因素影响[3]。这些特性使得脱硝系统的稳定运行和高效控制变得十分复杂，给烟气 NO_x 高效治理带来了严峻挑战。受到反应器和燃烧过程的影响，控制系统的惯性和延迟较大，且传统脱硝系统采用常规 PID 控制器，依赖于运行人员经验，其在非设计工况下的控制效果不佳[4-6]。良好的控制策略利于实现烟气高效脱硝，延长系统服役年限并降低脱硝成本，因此现阶段迫切需要一种高效的控制技术对 SCR 脱硝系统的运行操作进行优化，改善烟气脱硝效果。近年来，随着大数据、人工智能(AI)和深度学习等技术的飞速发展，工业领域正在探索将这些新兴技术与传统工艺深度融合，推动技术革新和产业升级。通过建立准确的控制模型来掌握脱硝系统的运行特性并实现精准控制，对于脱硝效率提高、机组经济环保运行具有重要意义。而由于工艺过程的大滞后、多变量、工况复杂等特殊属性，脱硝系统智能优化控制的相关研究仍然面临诸多挑战。

基于以上背景，本文综述了工业烟气脱硝过程智能控制技术的发展历程和最新研究进展，归纳了现有技术的研究成果和不足，并展望未来可能的发展方向，以期为该领域的后续研究提供参考。

1 烟气脱硝工艺及其影响因素

1.1 脱硝工艺

工业烟气脱硝的基本原理是通过物理、化学或生物方法，将烟气中的 NO_x 还原或转化为无害的氮气(N_2)和水(H_2O)，以减少其排放量。根据不同的反应机理、温度条件和使用的还原剂可将脱硝技术分为多种方法。总的来说，烟气 NO_x 脱除的传统方法主要有选择性催化还原(SCR)、非选择性催化还原(NSCR)、选择性非催化还原(SNCR)、吸收法、吸附法、湿法洗涤和生物脱硝，其原理和优缺点汇总如表 1 所示。在众多脱硝技术中，选择性催化还原(SCR)技术以其高效、稳定的脱硝效果成为工业应用的首选。该技术向催化剂上游的烟气中喷入氨气或其它合适的还原剂，在温度为 200 ~ 450 ℃ 的条件下借助催化剂(铁、钒、铬、钴或钼等碱金属)将烟气中的 NO_x 和含有氨基的还原剂转化为 N_2 和 H_2O，以此来减少 NO_x 的排放[7]。

SCR 技术的具体工艺流程如图 1 所示。由图 1 可见，液氨经过蒸发器产生氨气，再与空气混合

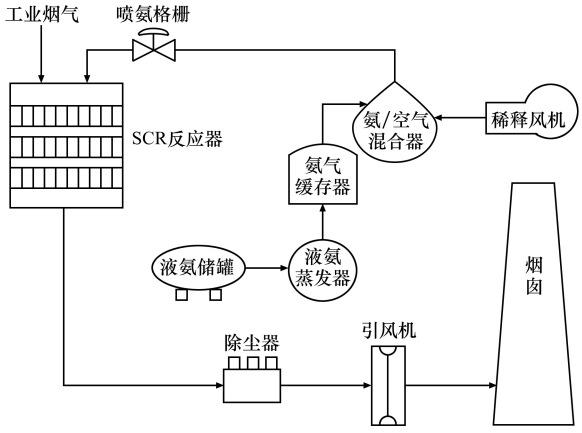


图 1 SCR 法烟气脱硝工艺流程

Fig. 1 Process flow of SCR flue gas denitrification

表 1　工业烟气脱硝工艺对比

Table 1　Comparison of denitrification technology of industrial flue gas

工艺名称	反应原理	优点	缺点
选择性催化还原(SCR)	利用催化剂在较低温度下促进氨(NH_3)与 NO_x 发生还原反应,生成氮气(N_2)和水(H_2O)	脱硝率高,选择性好,副产物少,技术成熟,运行稳定	投资及运行成本高,催化剂昂贵且易中毒,伴有氨逃逸
非选择性催化还原(NSCR)	通过使用燃料过量的方式,利用燃料中的碳氢化合物(HC)或一氧化碳(CO)等还原剂,在催化剂作用下还原 NO_x、氧气(O_2)以及其他氧化性气体。	不需要额外还原剂,实现多污染物协同处理	低选择性,高温,副产物较多,燃料消耗量大
选择性非催化还原(SNCR)	无催化剂,将还原剂喷入高温区域(850 ~ 1 000 ℃),使 NO_x 与还原剂反应,生成氮气和水	系统简单,投资成本低	脱硝效果较差,氨逃逸严重,反应温度范围窄
吸收法	利用氢氧化钠溶液(针对 NO_2)、次氯酸钠(针对 NO_2 和 NO)等吸收剂与烟气中的 NO_x 发生化学反应,形成盐类或其他化合物	废液量少,灵活性高;适用于处理低浓度 NO_x 气体	吸收剂成本高,且部分吸收剂具有强腐蚀性
吸附法	通过固体吸附剂(如活性炭、沸石等)捕获烟气中的 NO_x	操作简单、易于控制	吸附量小,再生频繁,处理效率有限;仅适用于低浓度 NO_x
湿法洗涤	利用液体洗涤剂(如水、碱性溶液等)与烟气物理接触,通过溶解、冷凝或颗粒捕获等方式移除污染物	操作简单;可以冷却烟气,降低系统处理负担	处理后的废水需进一步处理,处理效率受限于气液接触效率
生物脱硝	利用微生物(如硝化细菌、反硝化细菌等)将 NO_x 转化为氮气	环境友好,运行成本低	反应速率较慢,处理效率可能不稳定,适用范围有限

后经过喷氨格栅进入脱硝装置。此时，经过预处理的工业烟气也与氨气充分混合并反应，从而实现烟气中的 NO_x 脱除。脱硝后的烟气再经过除尘、脱硫等过程，净化达标后通过烟囱进入大气中。

SCR 技术能够在较宽的温度范围内稳定运行，且脱硝效率高、氨逃逸低，适用于各类燃料及工业烟气处理场景。同时，随着催化剂技术的发展和设备优化，SCR 技术的成本逐步降低，进一步推动了其在燃煤电厂、钢铁厂、水泥厂等行业的广泛应用。

1.2　脱硝效率的影响因素

SCR 反应器的脱硝效率与许多因素有关，包括 SCR 反应器的结构、催化剂类型、反应温度、烟气量、氨氮物质的量之比等都会影响 SCR 脱硝系统中氨和烟气的反应程度，直接影响烟气脱硝效率。对于 SCR 脱硝效率的研究可以总结为试验研究、算法预测研究、数值模拟研究等几个方面。通过文献调研，汇总了对烟气脱硝有影响的相关参数(图 2)，并总结了各参数的影响机制(表 2)，为烟气脱硝工艺的改进和脱硝智能控制模型的研发提供重要依据。

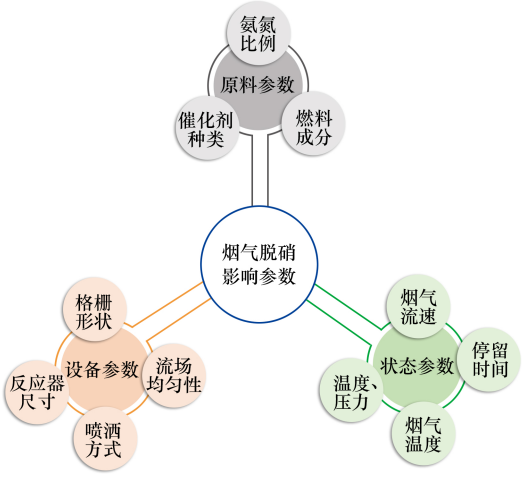


图 2　影响烟气脱硝效率的相关参数

Fig. 2　Related parameters affecting the denitrification efficiency of flue gas

2　烟气脱硝过程智能控制原理及难点

2.1　智能控制原理

脱硝过程智能控制模型的核心原理是利用先进的传感器技术、图像处理技术等实现烟气中

表2 烟气脱硝效率的影响因素

Table 2 Influencing factors of denitrification efficiency of flue gas

参数类型	参数名称	影响效果
原料参数	氮氨比例	低氮氨比例导致脱硝效率较低,高氮氨比例导致氨气过量,氨逃逸率升高,影响催化剂的活性及系统稳定性[8]
	燃料成分	不同类型的燃料成分不同,NO_x 生成机制和排放量也存在差异,相对应喷入的还原剂含量和成分均不同;需要对不同燃料进行针对性的分析和处理,以保证脱硝效率达到最佳[9]
	催化剂种类	催化剂是烟气脱硝系统的重要组成部分,可以降低反应活化能、提高反应选择性,对脱硝效率、氨逃逸率、催化剂寿命、运行成本和环境效益等方面具有重要的影响[10]
设备参数	格栅形状	具有结构简单、分布效果好、不易积灰等优势的格栅形状,可有效减少喷嘴的磨损,减少脱硝反应器入口氨与烟气的混合距离,提高脱硝催化剂的利用率,降低脱硝反应器的高度[11]
	反应器尺寸	脱硝反应器是完成脱硝反应的化学设备,提供氮氧化物降解的场所,是脱硝系统最核心的设备;适宜的反应器尺寸对工况实际运行反馈更佳 、效率更高[12]
	喷洒方式	不同喷洒方式会影响喷射溶液与烟气的反应接触面、混合效果和脱硝效率[13]
	流场均匀性	流场均匀性是烟气进入催化剂首层前烟气的速度分布及烟气与还原剂的混合程度,直接影响 SCR 脱硝系统的脱硝效率及氨逃逸率[14]
状态参数	烟气流速	流速越大,烟气与催化剂的接触时间越短,脱硝反应越不充分,导致系统脱硝效率降低。流速偏小,粉尘、飞灰在催化剂表面沉积增多,可能导致催化剂活性降低,甚至堵塞气流通道
	温度、压力	烟气温度、压力直接影响脱硝催化剂运行。烟气温度一般需维持在催化剂活性最佳状态,保证脱硝效率最优[15]
	烟气湿度	烟气湿度的存在会导致烟气中的颗粒物吸附水分子,使得颗粒物质量增加,从而影响颗粒物在线监测的结果及气体组分的分析结果,从而影响脱硝效率的准确评估[15]
	停留时间	反应时间越长,反应完成的可能性越高,从而提高脱硝效率[16]

NO_x 浓度、脱硝剂浓度等的精确监测，同时根据数据进行智能化控制，调整脱硝剂的喷洒量和流量，提高脱硝效率，降低能源消耗。这样既能实时监测和调整脱硝过程中的关键参数，更精确地控制反应条件，也能根据实际运行情况自动优化操作参数，减少能源和资源消耗，从而提高脱硝效率，降低运行成本，保证系统长期稳定运行。

根据建立映射关系的方法划分，可将烟气脱硝过程智能控制模型分为原理型、大数据型、自学习型。各类模型的建构与特点如表3所示。原理型是根据被控系统实际反应的物理和化学规律建立的系统模型，需要建立系统各个参量(SCR 入口、出口 NO_x 浓度，净化后烟气 NO_x 浓度、锅炉燃烧参量、机组负荷、总风量、喷氨量、喷氨阀门开度等)的基本关系和相应的约束。由于系统的复杂性、各测点代表性差异和测量误差，各执行器的控制精度限制，原理型只能给出大致参量关系,无法全面、精确地得到全部所需系统参量的

表3 各类模型的建构与特点

Table 3 The construction and characteristics of various models

系统模型	建构方法	时变性	精度
原理型	依据系统运行物理化学规律	不变化	定性化
大数据型	依据系统大量历史数据库	建立后随时间缓慢变化	定量化
自学习型	依据系统运行短期在线数据	小幅快速变化	高精度

相互关系。大数据型利用系统长期运行期间积累的大量历史数据，通过数值统计与人工智能算法，找出各系统参量之间的影响规律和关系，完善系统模型，如加入遗传算法对数据进行分裂、舍弃策略等参量关系优化。被控系统都存在随机的扰动，系统性能、测点和执行器性能都随时间存在漂移，这造成系统的控制误差。因此，自学习型成为新的研发方向，它能快速辨识、自适应和自学习系统，不断完善和修正系统模型。

图 3 展示了一个融合原理型和大数据型的复合模型结构[17]。该模型具备以下优势：① 采用 TOCS 脱硝智能预测和优化控制系统替代传统的 PID 控制，解决了从 SCR 入口到脱硫出口烟气流经行程长和 CEMS 烟气在线分析仪测量分析所需时间长而导致的喷氨控制系统调整不及时而产生的滞后问题；② 通过模型的优化辨识，用模型输出的 NO_x 浓度代替测量系统吹扫过程中测量的 NO_x浓度，较好地解决了测量系统吹扫时喷氨控制系统数据输出的失真问题。

2.2　智能控制难点

由于烟气脱硝是一个漫长复杂的反应过程，而且烟气中污染物排放的变化规律受到多个因素的影响，涉及到温度、压力、烟气成分、催化剂性能等，这些因素之间相互作用，各反应过程相互关联。该过程具备以下的特性：① 多变量。烟气脱硝过程的工艺参数众多，这些参数的轻微变化都可能影响烟气中 NO_x 浓度。② 强耦合性。烟气中与 NO_x 浓度相关的各变量之间相互关联，关系复杂。③ 时变性。脱硝过程呈多环节、多状态，充满不确定性，各参数处于持续波动状态。④ 滞后性。脱硝反应是一个复杂的多相反应，需要一定的时间才能达到平衡。脱硝系统包含多个部件，每个部件的运行状态都会影响整体效率，并存在一定的延迟。⑤ 非线性。烟气中 NO_x 浓度受多种反应、因素影响，无法使用线性数学模型实现预测。

脱硝过程的多变量、强耦合性、时变性、滞后性和非线性等特性，决定了各工艺参数与脱硝效率之间关系的复杂性，难以通过机理或数学模型寻找出明确含义的规律[18]。脱硝过程的多状态变量无法直接测量，导致部分关键信息损失。多变量和大滞后性导致不同参数采集的时长频率不一致，难以匹配对应的 NO_x 浓度检测值。此外，NO_x 浓度人工检测过程繁杂，实际检测样本少，这导致供预测模型训练的有效数据极少，进一步增加了 NO_x 智能控制的难度。

3　烟气脱硝过程模型研究现状

3.1　预测模型输入特征

脱硝过程中主要通过控制喷氨量来提高脱硝效率，但由于模型的局限性，在实际应用过程中控制系统存在延迟大、惯性大等不足。基于后反馈的人工控制或者 PID 控制都是在测得出口 NO_x 浓度后再进行反馈调节，调节周期较长且精度较低[19]。特别是当脱硝系统的运行工况出现大范围波动时，脱硝效率和经济性均下降，这导致控制系统难以满足越来越严苛的控制需求。为了克服这些缺陷，前馈控制模型以关键影响因子为输入预测 NO_x 浓度，在出口 NO_x 浓度检测值反馈之前就感知到其波动，从而提前干预控制，缩短调节周期，提高控制精度。输入特征的选择对于预测

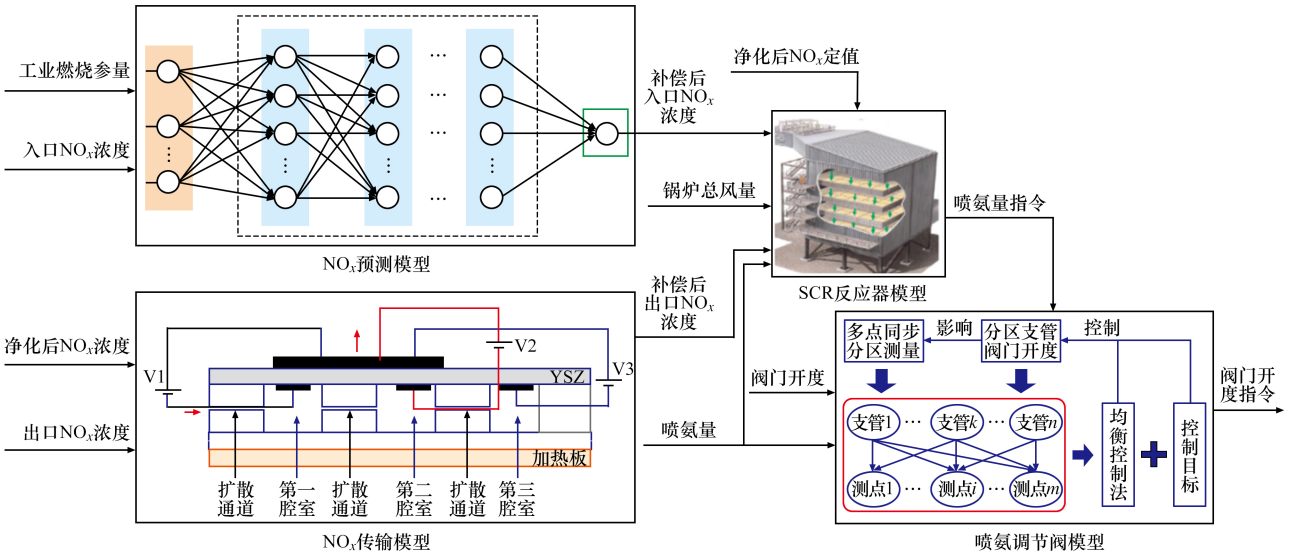


图 3　脱硝系统智能控制图

Fig. 3　Intelligent control chart of denitrification system

模型的精度有着重要影响，表4总结了目前脱硝过程中 NO_x 浓度预测主要用到的输入特征，为预测模型的研发提供借鉴。

3.2 预测算法

烟气脱硝入口处 NO_x 浓度预测模型是利用脱硝工艺中各种参数来预测入口处 NO_x 浓度。由于脱硝过程的复杂性、强耦合性和动态性等难点，数学或者机理模型较难准确描述，相关研究主要集中在智能算法方面。智能算法通常需要经过数据收集与预处理、特征工程、模型选择与训练、性能评估与优化、实际应用与持续改进等一系列过程，其中最关键也最难攻克的环节在于如何建立高精度、高泛化能力的模型，这也是研究的重点。

3.2.1 BP神经网络

BP网络的学习算法是全局逼近的方法，它具有良好的泛化能力，此外其还具有结构简单，容易编程实现等优点，是喷氨预测模型早期研究中最常用的算法。表5汇总了BP神经网络在烟气 NO_x 浓度预测中的应用情况。

针对SCR系统脱硝效率影响因素较多，且相互之间存在强耦合性与非线性关系，难以通过反应机理建立有效模型对其进行准确预测，章文涛等[24]提出一种基于改进IGWO-BP的SCR脱硝效率预测模型(图4)，实现在传统BP算法基础上，通过主成分分析进行降维，调整灰狼算法中的收敛因子与指导权重，在算法前期加入随机引导算法进行改进，而后用改进后的灰狼算法优化初始BP网络结构，避免算法陷入“局部最优陷阱”，提高该算法的非线性学习能力。

表4 NO_x 浓度预测模型输入特征汇总

Table 4 Input parameters summary of NO_x concentration prediction model

输入参数	预测效果
总风量、入口烟气 NO_x 质量浓度、氨气流量、入口烟气温度[18]	平均绝对百分比误差(MAPE)为0.261%，预测值提前了180 s
入炉总燃料量、总空气量、各给煤机开度、各二次风挡板开度、燃尽风挡板开度、省煤器出口氧量、煤种特性等[19]	在测试集上MAPE为7.05%
总风量、总煤量、功率、D层风门开度、SOFA1层风门开度、尿素阀门开度、SCR入口烟气温度[20]	相比改进前，均方根差(RMSE)降低7.5%，平均绝对误差(MAE)降低9.0%
机组负荷、含氧量、给煤量、一次风、燃尽风等23个变量[21]	预测结果的均方误差(MSE)和MAE均接近于零
发电功率、总风量、排烟温度、给煤量、二次风门、燃尽风门开度[22]	模型精度提高28%
入口 NO_x 浓度、机组负荷、总风量、给煤量，二次风量B、废气含氧量、废气温度A、二次风量A等[14]	出口烟道 NO_x 平均排放质量浓度的相对标准偏差值分别为12.3%和12.5%
NO_x 排放量、锅炉负荷，主蒸汽压力、燃气总流量、风温度、蒸汽温度、含氧量等55个变量[23]	模型的MSE为0.057，RMSE为2.27

表5 基于BP神经网络的预测模型对比

Table 5 Comparison of prediction models based on BP neural network

输入	改进之处	优势	结果
机组负荷率、尿素溶液流量、反应器入口温度、锅炉总风量与锅炉总煤量、反应器入口 NO_x 浓度、反应器催化剂床层压力[24]	引入灰狼优化算法	提高了预测精度，改善了传统BP网络可能陷入局部最优解的缺陷	实际脱硝效率的MAPE为2.31%
给煤量、含氧量、机组负荷、总一次风量、总二次风量、石灰石量、炉膛平均床温度及旋风分离器出口烟气温度共8个变量[25]	引入PSO算法	收敛速度更快，可以在整个区域范围内寻找问题的最优解	MSE为0.039 2，RMSE为0.198 0
烟气量、NO_x 进口和出口浓度和温度、灰分浓度、氨逃逸浓度、24 000 h后的催化剂活性、氨氮比、催化剂比表面积等11个参数[26]	结合遗传算法	降低网络限于局部最优解的风险，提高了BP神经网络的稳性	输出波动仅为21 kg/h(PID控制输出波动最大为80 kg/h)
某电厂SIS系统中的真实数据，未详细描述[27]	引入数据处理	剔除异常值、判别稳态工况、采用归一化数据，提升模型精度	预测结果的相对误差为1.58%

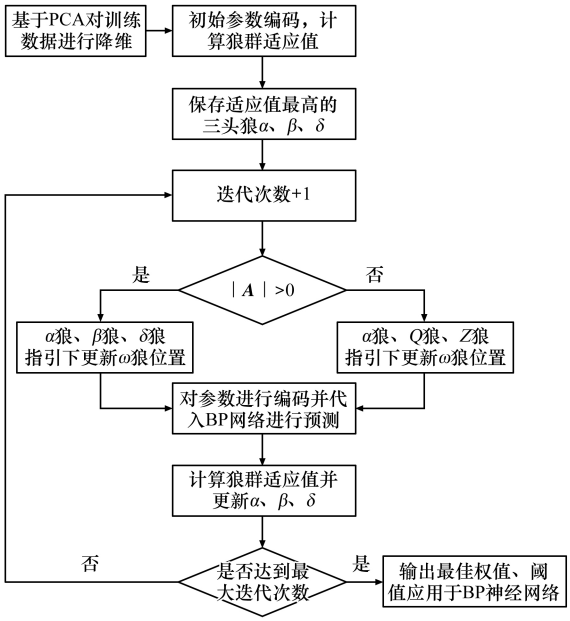


图 4　基于 IGWO-BP 网络建模流程

Fig. 4　Flowchart of modeling process based on IGWO-BP network

针对 BP 神经网络算法的收敛速度缓慢，且容易进入局部最优，导致其预测精度不够高等问题，印江等[25]提出一种利用 BP 神经网络算法和 IPSO-BP 算法(图 5)，采用非线性递减权重法解决权重的线性递减特性，使后期算法快速收敛于最优值

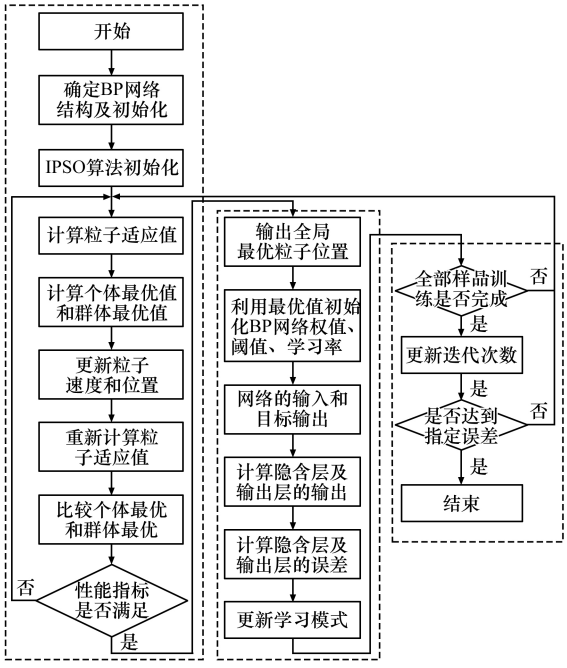


图 5　基于 IPSO-BP 算法的 NO_x 浓度预测模型

Fig. 5　NO_x concentration prediction model based on IPSO-BP algorithm

点；以粒子群算法的全局寻优特性来优化 BP 神经网络的参数，对连接权值、阈值和学习率进行优化，有效地改善了 BP 神经网络算法的不足，降低了模型误差，提高了预测精度。

针对脱硝系统采集数据量大且繁冗的特点，朱洁雯等[27]提出一种利用数据处理后结合 BP 神经网络建立脱硝系统的出口 NO_x 浓度预测模型，将数据异常值剔除，筛选稳态工况点以及采用归一化数据后，在 BP 神经网络中对自身的权值与阈值进行实时调整，以降低网络输出的误差。

综上所述，研究人员使用各种优化算法对 BP 神经网络进行了优化，但由于 BP 神经网络存在固有局限性，通过结合优化算法无形中提高了预测模型的复杂度。

3.2.2　深度神经网络

为了克服 BP 神经网络的缺陷，深度神经网络应运而生。针对脱硝各工艺参数的时序关联性和动态性，循环神经网络(RNNs)及其变体 LSTM 和 GRU 能有效捕获时间动态性和长期依赖关系；针对脱硝多变量、强耦合的特性，DNNs 可以通过深层结构捕获复杂的非线性关系；针对脱硝过程实际检测样本量少的难题，GANs 可以通过数据生成、数据多样性增强、数据去噪和修复、域适应等方式扩充样本数，从而提高模型泛化能力。这些深度神经网络算法各自的优势，使其在烟气 NO_x 浓度预测研究中受到了广泛关注。相关研究总结如表 6 所示。

LI 等[32]提出了一种利用真实的运行数据、煤质特性和卷积神经网络（CNN）预测燃煤锅炉 NO_x 排放的方法。该研究以轻量化 CNN 架构设计构建块，然后利用构建块建立基于深度神经网络的 NO_x 预测模型；将采集的原始数据转换为多变量时间序列，并建立用于建模的 NO_x 排放数据集；综合比较了其他深度学习预测模型，所建立的 CNN 预测模型具有更高的精度和更好的数值稳定性，在有足够数据的情况下，一定程度上对工业生产中 NO_x浓度的预测有借鉴意义。由于 SCR 反应器内脱氮过程的复杂性，基于 SCR 入口处 NO_x 浓度的监测数据调节氨喷射速率时存在时间延迟。这种延迟会导致氨泄漏和随后的空气预热器堵塞。

表6 深度神经网络在烟气脱硝预测模型中的应用情况

Table 6 Application of deep neural network in prediction based on flue gas denitrification parameters

网络类型	输入	改进之处	优势	模型精度
LSTM神经网络[19]	锅炉负荷、主蒸汽压力、主蒸汽流量、总风量、一次风量、二次风量、含氧量等	结合卷积神经网络	可在海量数据中通过反复迭代获取特征参数	平均误差为7.05%
LSTM神经网络[20]	总风量、总煤量、功率、D层风门开度、SOFA1层风门开度、尿素阀门开度、SCR入口烟气温度	结合注意力机制	能提取到各变量间复杂的内在联系,有效提高复杂数据的特征权重分配能力	相比改进前,RMSE降低7.5%,MAE降低9.0%
PINN神经网络[21]	选择机组负荷、含氧量、给煤量、一次风量、二次风量、燃尽风等23个变量	结合CMA-ES	具有较好的可解释性和泛化能力	MSE和MAE均接近于零
卷积神经网络[22]	40个与NO_x排放浓度相关的变量	加入Dropout机制	解决了梯度消失问题,减少过拟合,提高了模型的预测精度	模型精度提高28%
卷积神经网络[28]	二次风量、机组负荷、总风量等40个变量	采用MIC进行时延相关性分析	可以克服MI算法中不便于计算连续变量的缺点	平均相对百分比误差小于4%
LSTM神经网络[29]	二次风温度、烟室NO_x反馈量、脱硝供氧泵频率等11个变量	结合DJMI-PC	提取特征时的复杂度降低,有效剔除冗余特征信息	RMSE、MAE分别降低13.47%和21.82%
卷积神经网络[30]	入口NO_x浓度、机组负荷、总风量、给煤量,二次风量B、废气含氧量、废气温度A、二次风量A等	采用随机森林筛选特征,引入IFA优化超参数	克服了NO_x排放浓度易受多种因素干扰的局限性,具有良好的预测性能	RMSE为2.0,MAPE约为1.8%
LSTM神经网络[31]	温州某燃煤电厂锅炉配电控制系统(DCS)的1 200个历史数据点	引入带自适应噪声的完全包络经验模式	能够同化复杂的数据,充分利用了并行计算的效率,提高模型的预测性能	预测结果的MAE为7.425,MAPE为2.415%
卷积神经网络[32]	NO_x排放量、锅炉负荷,主蒸汽压力、燃气总流量、风温度、蒸汽温度、含氧量等55个变量	将原始数据转换为多变量时间序列	具有更高的精度和更好的数值稳定性	RMSE为0.25

YAN等[31]针对这一问题，提出了一种融合深度学习网络中数据分解和LSTM(长短期记忆)自注意机制的预测模型CEEMDAN-LSTM-SA，并将其引入到燃煤机组SCR入口NO_x排放浓度预测中。模型结构示意如图6所示。为了减轻数据离群值对模型训练有效性的影响，首先应用聚类方法结合统计测试策略来细化数据集。采用CEEMDAN数据分解技术促进数据的分解，减轻其非平稳和复杂的特性；随后，通过频谱分析，将分解的分量分组并聚合形成新的数据元素，然后通过构建的LSTM-SA深度学习网络进行预测，得到最终的NO_x排放浓度预测值。但是该研究构建的预测方法，只采用一维时间序列，并没有考虑相关因素的数量。此外，还需要对深度学习模型进行进一步改进，以提高预测性能。

MA等[30]提出了一种基于进化深度学习的燃煤锅炉NO_x排放预测方法，预测模型架构过程如图7所示。首先通过随机森林(RF)算法筛选出对NO_x排放重要性较高的变量，并对初始输入数据进行过滤，得到新的输入数据；利用卷积神经网络(CNN)进一步提取新数据集的深层特征；利用混沌策略和迭代局部搜索方法对流向算法进行改进，提高算法的寻优能力；利用改进的FDA(IFDA)对双向门控循环单元(BiGRU)的超参数进行优化，并利用优化后的BiGRU模型对NO_x排放浓度进行预测。以3个燃煤电厂的实测数据为例，验证RF-CNN-FDA-BiGRU混合模型的有效性，结果表明,该模型具有较好的预测性能,能够准确

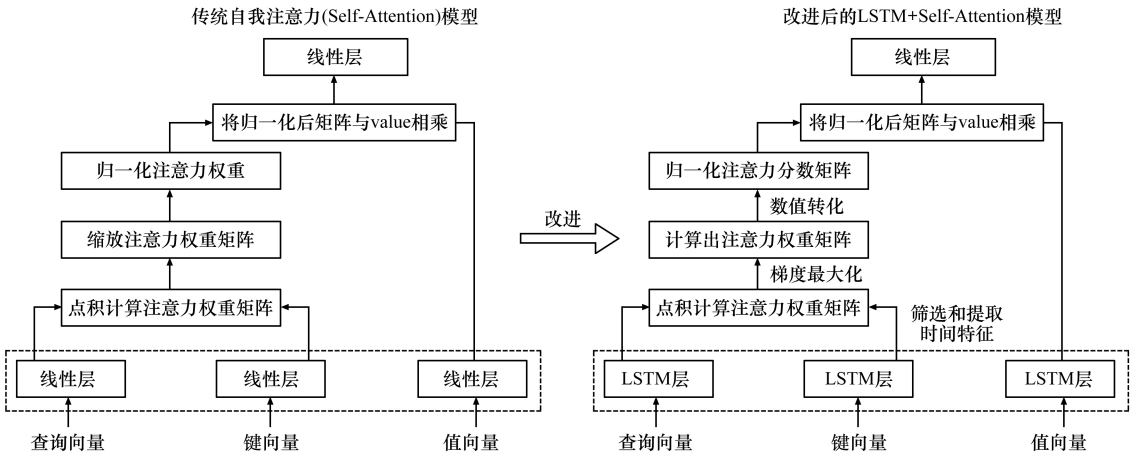


图 6　LSTM-SA 集成的注意力模型的结构示意

Fig. 6　The structure diagram of the LSTM-SA integrated attention model

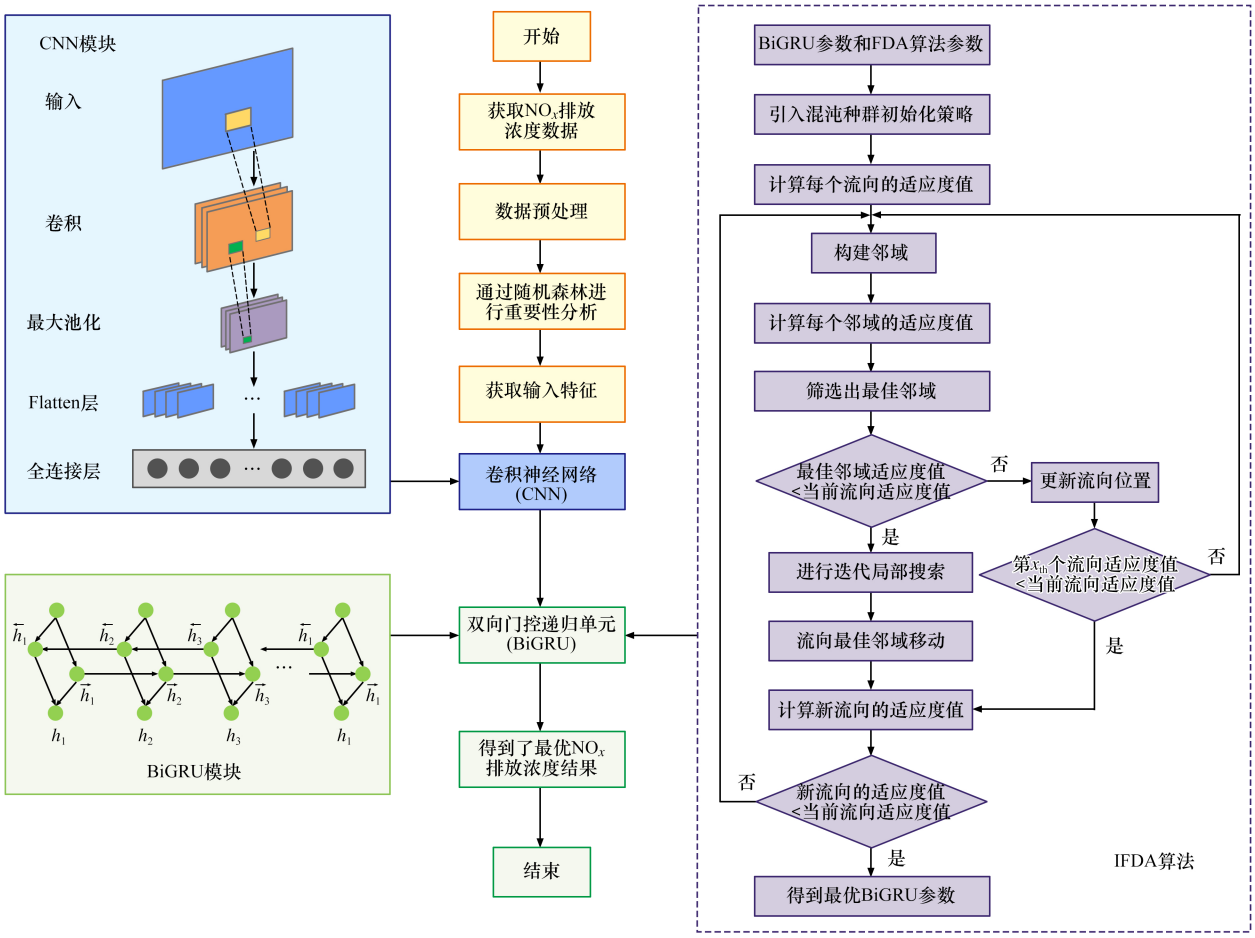


图 7　复合预测架构流程

Fig. 7　Flow chart of the proposed composite forecasting architecture

预测 NO_x 浓度。

任少君等[21]提出了一种基于物理信息神经网络的 NO_x 排放浓度预测方法，采用协方差矩阵自适应进化策略(CMA-ES)对 PINN 训练过程中的参数进行优化，如图 8 所示。PINN 模型有着更好的预测性能，其结果满足 NO_x 排放预测中的单调性关系，同时可解释性和泛化能力也更佳。基于物理单调性约束的神经网络能够充分利用已有的物

理先验知识进行训练，为利用机理约束建立机器学习模型提供可靠依据。

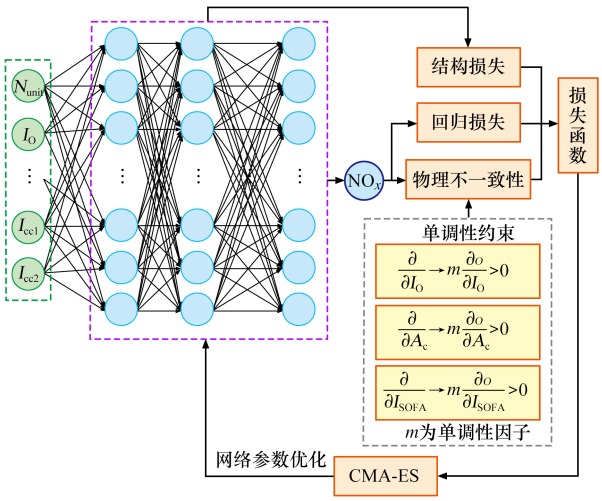


图 8 基于 PINN 的 NO_x 排放预测模型框架

Fig. 8 NO_x emission prediction model framework based on PINN

（注：N_{unit} 为机组负荷，MW；I_O 为含氧量，%；A_c 为给煤机瞬时煤流量，t/h；I_{cc1}、I_{cc2} 为 CCOFA 风开度，%；I_{SOFA} 为 CCOFA 风平均开度，%；o 为 NO_x 排放浓度，mg/Nm^3；m 为单调性因子，当物理单调性为正时该值取 1，反之为 -1）

深度神经网络方法能够自动学习数据的抽象特征，充分利用海量数据来提高预测性能。然而，该方法预测烟气 NO_x 浓度需要大量的数据进行训练和验证，无形中增加了数据采集、处理、分析的工作量和难度，此外模型需要定期进行在线校正或更新，以适应生产过程的变化，从而保持一定的预测精度；此外，NO_x 浓度预测模型缺乏可解释性，难以反映烟气脱硝过程的内在机理和规律。因此，在今后的研究工作中，研究人员在提高 NO_x 浓度预测的精度同时，更应该着重于降低模型的复杂度，提高其可解释性。

3.2.3 其他方法

除了主流的传统 BP 神经网络以及深度神经网络，研究人员也积极探索了其他方法，以提高模型烟气 NO_x 浓度预测的准确度。表 7 汇总了这些方法构建的预测模型应用情况。

由于脱硝过程热状态参数缺失、过程参数波动频繁给 NO_x 浓度的高精度预测带来了巨大的挑战，宋美艳等[33]针对测量时存在较大迟延，不能准确地反映 SCR 系统 NO_x 浓度实时变化的问题，提出了一种基于改进麻雀算法优化最小二乘支持向量机的 NO_x 浓度预测方法，引入余弦因子改进麻雀算法中的比例算子，将迭代次数引入到迭代过程中，平衡算法前后期的全局与局部搜索能力，再使用新的变异算子代替原算子，解决了算法全局搜索能力较差、初始化麻雀分布不稳定及发现者位置更新方式不足的问题；最后，采用改进麻雀算法（CDE-SSA）对最小二乘支持向量机（LSSVM）进行参数寻优。模型构建过程如图 9 所示。该模型一定程度上能给烧结现场操作人员实时提供有效的信息，确保过程平稳运行。

唐振浩等[35]针对 SCR 系统建模中存在的延迟时间难确定、模型精度不高等问题，提出一种基于多数据驱动算法混合的动态建模方案。首先对原始生产数据进行数据预处理，并采用最大信息

表 7 其他方法在烟气 NO_x 浓度预测模型中的应用情况

Table 7 Application of other methods in NO_x concentration prediction model of flue gas denitrification

方法	改进之处	优势	模型精度
支持向量机[32]	优化麻雀算法（SSA）	在 NO_x 浓度预测的精度和稳定性更好	模型预测结果平均相对误差 0.014%，均方根误差 1.06
深度极限学习机[18]	结合 CIFE 算法	集成学习	SMAPE 为 0.261%，SRMSE 为 1.384，R^2 为 0.965，同时可提前 180 s 预测出结果
堆叠降噪自编码器[34]	采用萤火虫扰动混沌算法优化麻雀搜索算法	更高效的搜索能力	平均相对误差仅为 0.412%
模糊推理[35]	结合遗传算法（GA）	使信息融合，受过程变量波动影响小	模型的预测结果 MAPE 为 5.369 5
混合建模[36]	综合 CART、RF、XG Boost 算法设计组合特征选择算法	减少输入数据中的冗余信息，提高模型预测能力	较未修正时，NO_x 排放量预测值误差降低了 28.1%

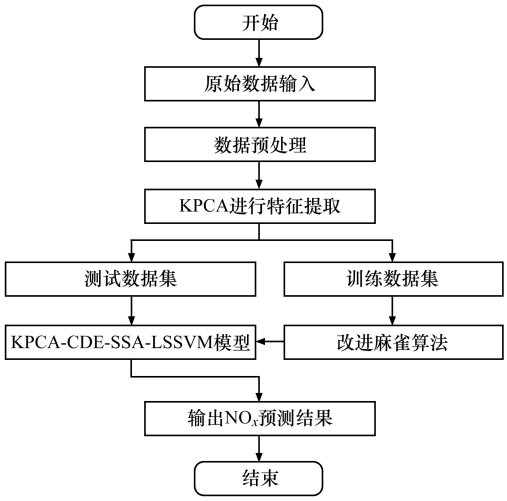


图 9　基于 KPCA-CDE-SSA-LSSVM 的 NO_x 浓度预测模型

Fig. 9　Construction of NO_x concentration prediction model based on KPCA-CDE-SSA-LSSVM

系数(MIC)估算各变量的延迟时间，对数据进行重构；然后，采用组合特征选择方法确定输入变量，并对输入时间序列进行变分模态分解；最后，结合极限学习机(ELM)和误差修正(EC)模型等数据驱动算法设计 SCR 出口 NO_x 动态预测模型，用来解决 SCR 系统非线性、大滞后性和强扰动性。模型构建过程如图 10 所示。

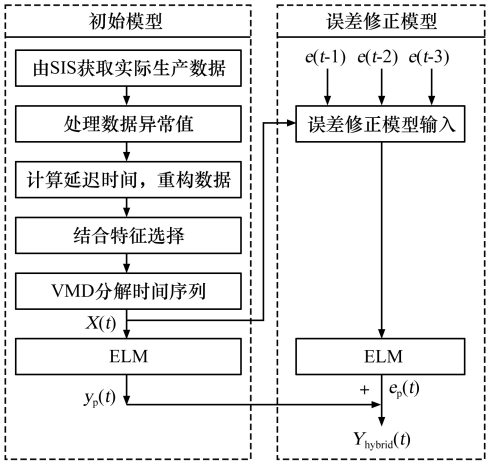


图 10　基于混合模型的 NO_x 浓度预测模型

图 10　Construction diagram of NO_x concentration prediction model based on hybrid model

(注：$X(t)$为模型输入数据；$y_p(t)$为 t 时刻的 NO_x 浓度预测值，mg/Nm^3；$e(t-1)$、$e(t-2)$、$e(t-3)$为前 3 时刻的预测误差，%；$e_p(t)$为 t 时刻修正误差，%；$Y_{hybrid}(t)$为修正后 NO_x 浓度值预测值，mg/Nm^3)

3.3　智能控制算法

借助智能算法，预测脱硝反应 NO_x 的浓度后，再进行提前调节干预就相对简单了。可以采用传统的 PID 控制，通过比例增益(K_p)、积分增益(K_i)和微分增益(K_d)来调整控制系统的响应速度、稳定性和抗干扰能力，也能取得较好的效果。为了进一步提升控制效果，研究者在传统 PID 控制算法的基础上又进行了大量的改进研究，具体对比如表 8 所示。

表 8　脱硝过程智能控制算法对比

Table 8　Comparison of intelligent control algorithms of denitrification process

改进之处	优点	控制效果
结合模糊控制[6]	无需被控对象的动态特性，仅根据输出误差即可修改参数，提高模型鲁棒性	超调量小于 20%，其到达稳态的时间也相应增加，约为 1 600 s
引入模型驱动二自由度控制策略[36]	为后续有效克服负荷变化提供数据依据，能够针对大惯性、大时滞对象进行较好地控制	系统的响应曲线超调量在 8.5% 以下，调节时间在 700 s 左右
采用辅助变量最小二乘法[37]	缩短了调节时间，缓解了阀门的振荡，实现 SCR 脱硝非线性系统的全局优化控制	波动幅度降低了 85.71%。同时，出口 NO_x 质量浓度的恢复时间减少 26.67%
采用 IMC 模型[38]	易于通过分散控制系统的自有功能码自定义实现	出口 NO_x 质量浓度能够始终控制在 50 mg/m^3 的环保限值以内，且其波动幅度较优化前有了明显下降
结合模糊控制算法[39]	算法简单、实施方便，具有良好的工程应用价值	调节时间约为 120 s，稳态误差≤0.5 mg/m^3，最大超调量为 2.1%
结合 PSO 算法优化模糊控制[40]	超调量小、响应速度快、鲁棒性强，控制效果好	系统的超调量为 4.86%，上升时间为 579 s，系统的调节时间为 1 489 s
结合 SmartPro 中单神经元算法[41]	可调参数少、易于整定、控制输出平稳、鲁棒性强	开环增益增加到 1.5，惯性时间增加到 15 s，25 s 纯滞后时间增加到 70 s

通过模糊逻辑算法，模型可以在不依赖精确数学模型的情况下，根据操作人员的经验和系统的实时数据来调整控制参数，系统的鲁棒性和适应性提高。自适应控制算法能够根据系统性能的变化自动调整控制参数，保持系统的稳定性和控制效果。神经网络控制算法通过学习脱硝过程中的复杂非线性关系，实现对 NO_x 浓度的高精度预测和控制。

尽管这些智能控制算法在理论上和试验中都显示出了优异的性能，但在实际工业应用中仍面临诸多挑战，如算法的实时性、稳定性、可解释性和成本效益等。未来的研究需要在这些方面进行深入探索，以实现智能脱硝控制算法的工业级应用，并最终达到提高脱硝效率、降低能源消耗和减少排放的目标。

4 总结与展望

传统选择性催化还原(SCR)等脱硝技术虽已成熟，但面临着诸如排放波动大、资源消耗高、反应控制滞后等问题。单靠传统的 PID 控制和人工调节，难以满足日益严格的环保要求。因此，采用基于人工智能(AI)和大数据的脱硝过程智能控制技术成为必然趋势。相关研究广泛应用了 BP 神经网络、深度学习(如 LSTM、CNN)等方法进行 NO_x 浓度预测和脱硝控制优化，预测模型的精度与稳定性得到提升。然而，当前智能控制模型仍面临数据采集复杂性、多变量的强耦合性及预测模型的滞后性等挑战。未来的研究应进一步优化这些模型，增强模型的泛化能力和自适应性。

本文对研究现状的调研和分析也为未来的发展指明了方向：

（1）提升智能控制精准性：当前脱硝过程智能控制系统中的控制策略大多基于经验数据，而未来可以进一步发展自学习和自适应控制模型，通过持续优化控制算法，动态调整脱硝工艺参数，满足复杂工况需求。

（2）模型集成与协同优化：可以将深度学习网络与物理信息模型相结合，构建更为精确的预测模型。例如，利用物理信息神经网络(PINN)增强模型的可解释性，确保模型不仅具备良好的预测性能，还能准确反映烟气脱硝的物理过程。

（3）大数据和机器学习驱动的优化控制：采用改进的机器学习算法，如 CNN、LSTM 等，进一步提升 NO_x 浓度预测的精度。此外，通过构建多层次的控制系统，集成智能传感器网络，可以实现更灵活的工艺控制与能耗优化。

（4）基于多工况下的模型训练与验证：为应对脱硝过程中可能出现的多种工况，可以建立多维度的大数据训练库，通过多场景模拟和实地验证，确保智能控制模型在不同工况下的稳定性。

参考文献：

[1] 张晓敏. 基于选择性催化还原法的火电厂烟气脱硝技术[J]. 电气技术与经济,2024(7):106－108;111.
ZHANG Xiaomin. Flue gas denitrification technology of thermal power plant based on selective catalytic reduction [J]. Electrical Technology and Economy, 2024 (7): 106－108;111.

[2] 孙东,梁春明. 烧结烟气 SCR 脱硝技术的应用实践[J]. 山东冶金,2020,42(3):52－54.
SUN Dong, LIANG Chunming. Application of SCR denitration technology for sintered flue gas[J]. Shandong Metallurgy,2020,42(3):52－54.

[3] 殷东. SCR 脱硝系统问题现状及优化建议[J]. 节能,2023,42(7):60－62.
YIN Dong. Current situation and optimization suggestions of SCR denitration system [J]. Energy Conservation, 2023,42(7):60－62.

[4] 段宇,马敏阳. 基于分数阶 PID 的火电厂烟气脱硝控制系统[J]. 能源与环境,2024(2):135－137.
DUAN Yu,MA Minyang. Fractional order PID-based flue gas denitrification control system for thermal power plants [J]. Energy and Environment,2024(2):135－137.

[5] 曾鹏,曾喆昭,黄利容. SCR 脱硝系统的串级自耦 PID 控制方法[J]. 动力工程学报,2024,44(1):84－90.
ZENG Peng, ZENG Zhezhao, HUANG Lirong. Cascaded self-coupling PID control of SCR denitration system[J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering,2024, 44(1):84－90.

[6] 方垒. 多模型切换 DMC-PID 串级预测控制在 SCR 脱硝系统中应用的仿真分析[J]. 热能动力工程,2023,38(4):75－81.
FANG Lei. Simulation analysis of multi-model switching

DMC-PID cascade predictive control in SCR denitration system[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power,2023,38(4):75 – 81.

[7] 顾卫荣,周明吉,马薇. 燃煤烟气脱硝技术的研究进展[J]. 化工进展,2012,31(9):2084 – 2092.
GU Weirong, ZHOU Mingji, MA Wei. Technology status and analysis on coal-fired flue gas denitrification[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2012, 31(9):2084 – 2092.

[8] 刘武标. SCR 烟气脱硝效率及催化剂活性的影响因素分析[J]. 能源工程,2012,32(3):47 – 50;58.
LIU Wubiao. Analysis on the influence factors of denitrification efficiency and catalyst activity about flue gas selective catalytic reduction denitrification[J]. Energy Engineering,2012,32(3):47 – 50;58.

[9] 王宁. 焦炉烟气治理中脱除 NO_x 的影响因素及控制分析[J]. 新疆钢铁,2023(1):28 – 30.
WANG Ning. Analysis of influencing factors of NO_x removal in coke oven flue gas treatment[J]. Xinjiang Iron and Steel,2023(1):28 – 30.

[10] 梁宇宁,黄纪荣,李国峰,等. 燃煤电厂 SCR 烟气脱硝效率影响因素研究[J]. 化学工程师,2024,38(2):38 – 41.
LIANG Yuning, HUANG Jirong, LI Guofeng, et al. Study on influencing factors of SCR flue gas denitration efficiency in coal-fired power plant[J]. Chemical Engineer,2024,38(2):38 – 41.

[11] 石磊,潘栋,孙少波,等. 超低排放脱硝喷氨格栅优化策略[J]. 能源与节能,2023(12):68 – 71.
SHI Lei, PAN Dong, SUN Shaobo, et al. Optimization strategies for ultra-low emission ammonia injection grids [J]. Energy and Energy Conservation,2023(12):68 – 71.

[12] 马洪明,刘雨琳,韩伟. 燃煤烟气高温 SCR 脱硝反应器的结构工程设计讨论[J]. 化工设备与管道,2017,54(1):25 – 28;38.
MA Hongming, LIU Yulin, HAN Wei. Structural design of coal-fired flue gas high temperature SCR denitrification reactor[J]. Process Equipment & Piping,2017,54(1):25 – 28;38.

[13] 周启. 循环流化床锅炉烟气脱硝工艺探究[J]. 当代化工研究,2021(7):136 – 137.
ZHOU Qi. Study on flue gas denitrification process in circulating fluidized bed boiler[J]. Modern Chemical Research,2021(7):136 – 137.

[14] 王轶,樊雄飞,顾超,等. 燃煤锅炉 SCR 脱硝系统及其流场优化研究[J]. 内蒙古电力技术,2023,41(6):26 – 34.
WANG Yi, FAN Xiongfei, GU Chao, et al. Research on SCR denitrification system and its flow field optimization for coal-fired boilers[J]. Inner Mongolia Electric Power, 2023,41(6):26 – 34.

[15] 毛湘雲,顾玉顺,伍豪,等. SCR 脱硝控制技术在燃煤锅炉中的应用研究[J]. 当代化工,2023,52(10):2305 – 2308;2316.
MAO Xiangyun, GU Yushun, WU Hao, et al. Research on application of SCR denitration control technology in coal fired boilers[J]. Contemporary Chemical Industry,2023, 52(10):2305 – 2308;2316.

[16] 梅晓亮,张永强. 烟气脱硝效率影响因素分析[J]. 内蒙古煤炭经济,2017(16):35 – 36.
MEI Xiaoliang, ZHANG Yongqiang. Analysis of influencing factors of flue gas denitrification efficiency [J]. Inner Mongolia Coal Economy,2017(16):35 – 36.

[17] 刘伟. TOCS 脱硝优化控制系统在火电厂的应用[J]. 工业锅炉,2024(3):49 – 54.
LIU Wei. The application of TOCS denitrification optimization control system in thermal power plants[J]. Industrial Boilers,2024(3):49 – 54.

[18] 董威,林子杰,王雅昀. 基于 CIFE-FOA-DELM 的 SCR 脱硝入口 NO_x 浓度预测方法研究[J]. 电力科技与环保,2024,40(3):313 – 320.
DONG Wei, LIN Zijie, WANG Yayun. A CIFE-FOA-DELM method for predicting NO_x concentration at the inlet of SCR denitration system[J]. Electric Power Technology and Environmental Protection,2024,40(3):313 – 320.

[19] 刘建军,赵旭,张卫东,等. 基于 CNN(1D)-LSTM 模型的电站锅炉 SCR 入口 NO_x 浓度预测[J]. 电子测量技术,2023,46(13):59 – 65.
LIU Jianjun, ZHAO Xu, ZHANG Weidong, et al. Prediction of NO_x concentration at SCR inlet of utility boiler based on CNN(1D)-LSTM model[J]. Electronic Measurement Technology,2023,46(13):59 – 65.

[20] 金秀章,张瑾,陈佳政. 基于麻雀搜索算法优化 TPA-LSTM 的火电厂 NO_x 排放预测[J/OL]. 控制工程,2024:1 – 9[2024 – 09 – 27]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230640.

JIN Xiuzhang, ZHANG Jin, CHEN Jiazheng. Optimization of TPA-LSTM based on sparrow search algorithm for NO_x emission prediction in thermal power plants[J/OL]. Control Engineering, 2024: 1 - 9[2024 - 09 - 27]. https://doi.org/10.14107/j.cnki.kzgc.20230640.

[21] 任少君,朱保宇,翁琪航,等. 基于物理信息神经网络的燃煤锅炉 NO_x 排放浓度预测方法[J]. 中国电机工程学报,2024,44(20):8157 - 8166.
REN Shaojun, ZHU Baoyu, WENG Qihang, et al. Forecasting method for NO_x emission in coal fired boiler based on physics-informed neural network[J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(20): 8157 - 8166.

[22] 张佳宁. 基于深度学习的 NO_x 排放浓度智能建模与优化研究[D]. 吉林:东北电力大学,2023.
ZHANG Jianing. Research on intelligent modeling and optimization of NO_x emission concentration based on deep learning[D]. Jilin: Northeast Electric Power University, 2023.

[23] 王永林,白永峰,孔祥山,等. 基于 CNN-LSTM 算法的脱硝优化控制模型研究[J]. 综合智慧能源,2023,45(6):25 - 33.
WANG Yonglin, BAI Yongfeng, KONG Xiangshan, et al. Study on denitration optimization control model based on CNN-LSTM algorithm[J]. Integrated Intelligent Energy, 2023, 45(6): 25 - 33.

[24] 章文涛,张东平. 基于 IGWO-BP 的 SCR 脱硝效率软测量模型[J]. 计算机测量与控制,2021,29(10):66 - 70;76.
ZHANG Wentao, ZHANG Dongping. Soft sensor model of SCR denitration efficiency based on IGWO-BP[J]. Computer Measurement & Control, 2021, 29(10): 66 - 70; 76.

[25] 印江,王尚尚,李丽锋,等. 基于 IPSO-BP 算法的 CFB 锅炉 NO_x 浓度预测[J]. 自动化与仪表,2021,36(2):58 - 63.
YIN Jiang, WANG Shangshang, LI Lifeng, et al. NO_x concentration prediction of CFB boiler based on IPSO-BP algorithm[J]. Automation & Instrumentation, 2021, 36(2): 58 - 63.

[26] 王富强,李晓理,于学斌. 基于 GA-BP 预测控制的燃煤机组脱硝系统优化研究[J]. 控制工程,2021,28(7):1490 - 1495.
WANG Fuqiang, LI Xiaoli, YU Xuebin. Study on optimization of denitrification system for coal-fired units based on GA-BP predictive control[J]. Control Engineering of China, 2021, 28(7): 1490 - 1495.

[27] 朱洁雯,金保昇,张勇,等. 基于数据处理与 BP 神经网络的 SCR 脱硝效率预测模型[J]. 工业控制计算机,2020,33(2):49 - 50.
ZHU Jiewen, JIN Baosheng, ZHANG Yong, et al. SCR denitration efficiency prediction model based on data processing and BP neural network[J]. Industrial Control Computer, 2020, 33(2): 49 - 50.

[28] 唐振浩,张佳宁,沈涛. 一种基于卷积特征的 NO_x 排放浓度深度预测模型[J]. 中国电机工程学报,2023,43(21):8356 - 8366.
TANG Zhenhao, ZHANG Jianing, SHEN Tao. A deep prediction model of NO_x emission concentration based on convolution features[J]. Proceedings of the CSEE, 2023, 43(21): 8356 - 8365.

[29] 闫欢. 基于 LSTM 神经网络的水泥烟气 NO_x 排放浓度预测模型研究[D]. 秦皇岛:燕山大学,2022.
YAN Huan. Research on the prediction model of NO_x emission concentration of cement flue gas based on LSTM neural network[D]. Yanshan University, 2022.

[30] MA H X, PENG T, ZHANG C, et al. Developing an evolutionary deep learning framework with random forest feature selection and improved flow direction algorithm for NO_x concentration prediction[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106367.

[31] YAN H, CHEN Y C, YANG B, et al. A novel hybrid forecasting approach for NO_x emission of coal-fired boiler combined with CEEMDAN and self-attention improved by LSTM[J]. Asia-Pacific Journal of Chemical Engineering, 2024, 19(4): e3057.

[32] LI N, HU Y. The deep convolutional neural network for NO_x emission prediction of a coal-fired boiler[J]. IEEE Access, 2020, 8: 85912 - 85922.

[33] 宋美艳,刘畅,张津,等. 基于麻雀算法优化支持向量机的 NO_x 浓度预测[J]. 计算机仿真,2024,41(7):129 - 134;289.
SONG Meiyan, LIU Chang, ZHANG Jin, et al. NO_x concentration prediction based on sparrow algorithm optimized support vector machine[J]. Computer Simulation, 2024, 41(7): 129 - 134; 289.

[34] 马良玉,孙佳明. 基于 SDAE 预测模型和改进 SSA 的 NO_x 排放优化[J]. 中国电机工程学报,2022,

42(14):5194 – 5202.
MA Liangyu, SUN Jiaming. NO_x emission optimization based on SDAE prediction model and improved SSA [J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(14): 5194 – 5202.

[35] 唐振浩,王世魁,曹生现,等. 基于混合数据驱动算法的 SCR 氮氧化物排放量动态预测模型[J]. 中国电机工程学报,2022,42(9):3295 – 3307.
TANG Zhenhao, WANG Shikui, CAO Shengxian, et al. Dynamic prediction model for NO_x emission of SCR system based on hybrid data-driven algorithms[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(9): 3295 – 3307.

[36] 严新宇,潘维加. 基于参数自整定模糊 PID 的 SCR 烟气脱硝控制[J]. 测控技术,2018,37(2):84 – 87.
YAN Xinyu, PAN Weijia. SCR flue gas denitrification control based on parameter self-tuning fuzzy-PID[J]. Measurement & Control Technology, 2018, 37(2): 84 – 87.

[37] 黄晓英,祁增慧,范永胜,等. SCR 脱硝系统的 MD-TDOF-PID 控制[J]. 仪器仪表用户,2018,25(9): 18 – 20.
HUANG Xiaoying, QI Zenghui, FAN Yongsheng, et al. Model-driven two-degree-of-freedom PID control for SCR denitration system[J]. Instrumentation, 2018, 25(9): 18 – 20.

[38] 盛锴,寻新. 基于串级 IMC-PID 的 SCR 脱硝控制系统设计及应用[J]. 热能动力工程,2018,33(12):141 – 147.
SHENG Kai, XUN Xin. Controller design of SCR control system based on cascade IMC-PID and its application [J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2018, 33(12): 141 – 147.

[39] 韩希昌,马阳,魏莱,等. 模糊 PID 在 SCR 烟气脱硝系统中的仿真与应用[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版),2018,14(3):259 – 262;273.
HAN Xichang, MA Yang, WEI Lai, et al. Simulation and application of fuzzy PID controller in SCR flue gas denitrification system[J]. Journal of Shenyang Institute of Engineering(Natural Science), 2018, 14(3): 259 – 262; 273.

[40] 张少康. 基于模糊自整定 PID 的脱硝控制系统研究与应用[D]. 北京:华北电力大学,2018.
ZHANG Shaokang. Research and application of denitrification control system based on fuzzy self-tuning PID[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2018.

[41] 丁军,徐用懋. 单神经元自适应 PID 控制器及其应用[J]. 控制工程,2004,11(1):27 – 30;42.
DING Jun, XU Yongmao. Single neuron adaptive PID controller and its applications[J]. Control Engineering of China, 2004, 11(1): 27 – 30; 42.

淡水河谷 – 中南大学低碳与氢冶金联合实验室介绍

淡水河谷 – 中南大学低碳与氢冶金联合实验室着力打造“功能布局基于全球、研发任务源自全球、研发资源来自全球、研发成果用于全球”的全球性研发机构。目前在湖南省及中南大学各级部门的领导和支持下，联合实验室的发展进入了快车道，已形成铁矿分选与预处理、清洁造块、直接还原、二次资源综合利用及功能材料制备五大功能区和低碳烧结、低碳球团及氢基直接还原三大中试基地。研究团队包括教授 3 名、副教授 2 名，在读博士、硕士研究生 50 人。其中，实验室主任为朱德庆教授、博士生导师，是国务院有突出贡献专家、教育部骨干教师，担任中澳矿冶战略联盟副主任及澳大利亚 FMG 公司选冶技术顾问；获国家技术发明/科技进步二等奖 2 项、省部级科技进步一等奖 6 项和二等奖 5 项、教育部优秀青年教师奖、宝钢优秀教师奖等；获得授权发明专利 50 余项，出版专著教材 4 部，发表 SCI 论文 100 余篇；连续 3 年入选爱思唯尔中国高被引学者(冶金工程)。

淡水河谷 – 中南大学低碳与氢冶金联合实验室是 2021 年 11 月和 2022 年 5 月中国 – 巴西高层协调与合作委员会(COSBAN)第五、六次会议的重要成果之一，也是 2023 年 9 月在湖南省委书记沈晓明，省委副书记、省长毛伟明等重要领导的见证下，由中南大学校长李建成院士与淡水河谷嘉宾共同揭牌的长沙市全力建设全球研发中心城市首开式上的重大项目之一，更是世界 500 强企业巴西淡水河谷公司和世界“双一流”建设高校、有矿冶领域“黄埔军校”美称的中南大学强强联合，并且在产、学、研、用深度融合的结晶和典范。