

城市固废焚烧过程神经网络控制研究综述

汤健^{1, 2, 3} 田昊^{1, 2, 3} 余文⁴ 乔俊飞^{1, 2, 3}

摘要 城市固废焚烧 (MSWI) 已成为解决城市环境问题并实现可再生能源循环利用的主流技术, 其对应系统具有参数多、耦合性强、非线性显著等特性, 需采用先进过程控制技术以确保平稳高效的运行。鉴于此, 进行面向 MSWI 过程神经网络控制 (NNC) 综述以弥补该领域的缺失和促进深入研究。首先, 描述典型 MSWI 过程工艺, 分析其控制问题与控制目标, 明确控制复杂性, 概述 NNC 及其在管理此类复杂系统方面的优势; 其次, 综述面向控制的机理与数据驱动焚烧炉模型; 随后, 简要分析和介绍非 NNC 控制器设计在 MSWI 过程的研究现状; 接着, 详细综述面向 NNC 的浅层和模糊控制器设计、网络参数、网络结构和事件触发在线更新算法以及稳定性分析的研究现状, 并进行控制性能分析; 然后, 展望未来研究方向; 最后, 总结了本文在促进 NNC 向 MSWI 过程控制具身智能化发展中的贡献。

关键词 城市固废焚烧, 先进过程控制, 神经网络控制, 参数在线更新, 结构自组织, 事件驱动控制

引用格式 汤健, 田昊, 余文, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程神经网络控制研究综述. 自动化学报, 2025, 51(9): 1951–1973

DOI 10.16383/j.aas.c240604 **CSTR** 32138.14.j.aas.c240604

A Review of Neural Network Control in Municipal Solid Waste Incineration Processes

TANG Jian^{1, 2, 3} TIAN Hao^{1, 2, 3} YU Wen⁴ QIAO Jun-Fei^{1, 2, 3}

Abstract Municipal solid waste incineration (MSWI) has emerged as a crucial technology for addressing urban environmental challenges and promoting the recycling of renewable energy. The MSWI system is characterized by numerous parameters, strong interdependencies, and significant nonlinearity, which necessitate the application of advanced process control techniques to ensure stable and efficient operation. This paper provides a comprehensive review of neural network control (NNC) applications in the MSWI process, aiming to fill existing research gaps and encourage further investigation in this field. First, the typical MSWI process is outlined, and the associated control challenges and objectives are analyzed, emphasizing the complexity of the control task. The paper then introduces neural network control techniques, highlighting their advantages in managing such complex systems. Next, various models of incinerators used for control purposes are reviewed, including both traditional mechanistic models and data-driven approaches. A brief discussion on non-NNC controllers is also provided. The review further explores shallow and fuzzy controller designs within the context of NNC, addressing aspects such as network parameters, network structures, event-triggered online update algorithms, and stability analysis. A performance evaluation of these control strategies is included as well. Additionally, the paper outlines potential future research directions. Finally, the contributions of this article in promoting the development of NNC towards MSWI process control embodied intelligence are summarized.

Key words Municipal solid waste incineration, advanced process control, neural network control, online parameter update, self-organizing structure, event-driven control

Citation Tang Jian, Tian Hao, Yu Wen, Qiao Jun-Fei. A review of neural network control in municipal solid waste incineration processes. *Acta Automatica Sinica*, 2025, 51(9): 1951–1973

收稿日期 2024-08-30 录用日期 2025-03-02
Manuscript received August 30, 2024; accepted March 2, 2025
新一代人工智能国家科技重大专项 (2021ZD0112302) 资助
Supported by National Science and Technology Major Project of China (2021ZD0112302)
本文责任编辑 温广辉

Recommended by Associate Editor WEN Guang-Hui
1. 北京工业大学信息科学技术学院 北京 100124 中国 2. 北京工业大学智慧环保北京实验室 北京 100124 中国 3. 北京工业大学智能感知与自主控制教育部工程研究中心 北京 100124 中国 4. 墨西哥国立理工大学高级研究中心 (CINVESTAV-IPN) 墨西哥 07360 墨西哥

1. School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China 2. Beijing Laboratory of Smart Environmental Protection, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China 3. Engineering Research Center of Intelligent Perception and Autonomous Control, Ministry of Education, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China 4. Departamento de Control Automatico, Centro de Investigacion de Estudios Avanzados (CINVESTAV-IPN), National Polytechnic Institute México, Mexico D.F. 07360, Mexico

污染防治直接影响着世界经济与生态环境的可持续发展, 以及居民的生命健康乃至人类的繁衍生存, 已成为世界各国关注的焦点问题^[1–2]. 统计表明, 城市固废 (Municipal solid waste, MSW) 的全球年增长率已达到 8% ~ 10%, 我国面临着“垃圾围城”风险的城市日趋增多^[3], 导致的环境问题也日趋突出^[4]. 我国已经将“打好污染防治攻坚战”提升至国家战略高度, 在面向 2035 的远景目标纲要中明确

istry of Education, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China 4. Departamento de Control Automatico, Centro de Investigacion de Estudios Avanzados (CINVESTAV-IPN), National Polytechnic Institute México, Mexico D.F. 07360, Mexico

提出要做好“蓝天、碧水、净土”保卫战,在党的二十大报告中进一步强调要“持续深入地继续贯彻执行”该目标。

城市固废焚烧 (MSW incineration, MSWI) 是能够实现废物到能源 (Waste-to-Energy, WTE) 转变的复杂动态系统^[5-6], 已经成为解决城市环境问题并实现可再生能源循环利用的重要技术^[7-8]。在积极倡导 MSW“零填埋”目标的背景下, 我国经过近 30 余年的着力推广, 截至 2024 年 11 月, 已运行 MSWI 电厂达 1000 余座, 其中, 2023 年的增量为 137 座^[9]。虽然 MSWI 是目前为止最科学的 MSW 处理方式, 但该过程所产生的废气、废水和废渣却使得该行业被列入国家污染源排放名单, 这导致焚烧建厂长期受困于“邻避效应”^[10]。

从运行机理上讲, MSWI 过程的固废燃烧阶段是产生包括 NO_x 、 CO 、 HCl 、 SO_2 等在内的易检测污染物和包括二噁英 (Dioxin, DXN) 等在内的难测污染物等环保指标 (Environmental indicators, EIs) 的“来源”, 后续烟气净化阶段只是将污染物通过吸附/催化等物理/化学反应后再转移至危险废物飞灰中进而减少其排放浓度。因此, 固废燃烧阶段的控制是目前研究的主要关注点^[4]。发达国家炉排炉型 MSWI 电厂的运行经验表明, 采用“3T+E”原则, 即炉膛温度 (Temperature) 大于 $850\text{ }^\circ\text{C}$ 、烟气停留时间 (Time) 大于 2 s、足够的烟气湍流 (Turbulence) 强度以及适当的过量空气系数 (Excess air), 能够有效保证烟气中有害物质的充分分解和燃烧^[11]。在该原则下, 研究学者将固废燃烧阶段的主要操纵变量 (Manipulated variable, MV) 确定为进料量、炉排速度和一/二次风量和风温等, 主要被控变量 (Controlled variable, CV) 确定为燃烧线位置、炉膛温度、含氧量和蒸汽流量等, 主要辅助变量 (Auxiliary variables, AV) 确定为烟气停留时间、烟气湍流强度、过量空气系数和料层厚度等, 进而研发出自动燃烧控制 (Automatic combustion control, ACC) 系统, 该系统的核心是先进 PID 控制器、燃烧特性曲线和专家规则库。实践表明, 在 MSW 成分和热值稳定的前提下, 该系统能够有效实现 MSWI 过程的长周期稳定运行^[4]。基于世界银行的统计^[12] 以及谷琳等^[13] 和 Yamada 等^[14] 提供的数据可知, 发达国家 MSW 源于分类后的热值波动范围较小的可燃物质。相较而言, 我国的 MSW 分类政策和相应管理制度尚在逐步完善和推广中, 所收集 MSW 的组分具有不确定性强、热值低和波动性大等特点。此外, 用于检测燃烧线长度和料层厚度等关键 CV 的高精度仪表易损且价格昂贵。因此, 发达国家 ACC 系统难以直接用于发展中国家。目前,

我国 MSWI 电厂主要采用领域专家 (即知识型工作者) 自身智能频繁强干预下的手动控制模式, 其本质上是基于领域专家具身智能的“感知预测-认知执行”模式^[4]。显然, 该模式下 MSWI 电厂对领域工程师具有高度依赖性, 已经难以适应现代智慧化焚烧的需求^[4], 导致其整体运营水平难以长时期稳定地达到环保部门日益严格的污染排放的监管要求。因此, 在人工智能 (Artificial intelligence, AI) 技术赋能复杂工业过程的时代背景下, 研制具有甚至超越优秀领域专家水平的先进智能控制技术, 已成为确保 MSWI 行业可持续发展的关键。

作为先进过程控制 (Advanced process control, APC) 技术之一, 神经网络控制 (Neural network control, NNC) 因其良好的自适应和自学习能力已经在学术界获得广泛关注^[15-16], 并广泛应用于实际生产过程^[17-18]。NNC 采用人工神经网络 (Artificial NN, ANN) 作为控制器, 通过最小化损失函数进行训练, 产生控制信号并作用于控制系统的执行机构。近年来, NNC 在 MSWI 过程中得到越来越广泛的应用, 但相关综述缺失。值得注意的是, 截至目前已有文献综述与本文研究主题相关。文献 [4] 全面深入地探讨 MSWI 过程的智能优化控制技术, 分析 MSWI 的基本工艺流程和控制特性, 强调其在环保背景下的重要性, 探讨实现 MSWI 智能优化控制所面临的难点, 详细回顾被控对象建模、现场控制与非现场控制等智能控制方面的研究进展, 并对未来的研究方向进行多维度展望。受限于文献篇幅与撰写年限, 其未对已有 NNC 方法进行详细讨论, 也未对当前的 NNC 算法进行报道。在此基础上, 文献 [19] 探讨 AI 技术在 MSWI 过程优化控制中的应用, 详细回顾目前该领域的研究进展, 并对 AI 建模、AI 控制、AI 优化和 AI 运维等方面的应用进行分类和总结, 但其同样未对 NNC 算法进行深入分析。

由上可知, 面向 MSWI 过程智能控制, 现有文献综述未围绕 NNC 这一主题进行深入探讨。因此, 本文旨在系统地回顾面向 MSWI 过程 NNC 的现有研究, 围绕 MSWI 工艺及其控制难点与复杂性分析、NNC 方法及其优势、面向控制的焚烧炉建模、非 NNC 控制器设计、NNC 控制器及其在线更新等多视角进行分析以填补这一空白。本文所检索的数据库包括 Web of Science (WoS)、IEEE Xplore ScienceDirect、SpringerLink 与中国知网, 采用的关键词为 (“Waste-to-energy” OR “WTE” OR “MSWI” OR “Municipal solid waste incineration” OR “MSWC” OR “Municipal solid waste combustion”) AND (“Control”) AND (“Neural network”)。

本文的其余部分组织如下: 第 1 节介绍城市固

废焚烧过程及神经网络控制方法; 第 2 节分析 MSWI 过程的建模与控制现状; 第 3 节详细讨论 NNC 设计与在线更新现状; 第 4 节探讨面向 MSWI 过程的 NNC 的未来发展方向; 最后, 第 5 节全面总结本文. 附录部分列出了文中用到的大部分缩略词及含义.

1 城市固废焚烧 (MSWI) 过程及神经网络控制方法描述

1.1 典型工艺描述

基于炉排炉的 MSWI 过程中, MSW 经由抓斗送入焚烧炉, 在助燃空气的作用下通过高温热辐射和加温依次经过干燥、燃烧、燃烬三个阶段, 使 MSW 中含有的有机物在高温作用下进行气化和热解并释放热量, 同时借助高温杀灭病毒、细菌等病原性生物. 整个过程主要包括: 固废储运、固废燃烧、余热交换、蒸汽发电、烟气处理与烟气排放六个子系统, 相应的工艺如图 1 所示.

由图 1 可知: MSW 由专用车辆运输至焚烧企业, 称重后倾倒入固废池; 在池内, MSW 被破碎、混合和堆放, 经过 5 ~ 7 天的发酵和脱水处理, 提高

其热值约 30%; 发酵后的 MSW 被送入料斗, 经推料器推入焚烧炉内; MSW 在干燥后进入焚烧阶段, 通过加入空气提供氧气, 进行高温焚烧, 产生热量和不可燃的灰渣; 高温烟气经余热锅炉吸热降温, 烟气中的有害物质和重金属经过处理后达标排放; 余热锅炉产生的蒸汽驱动汽轮机运行, 带动发电机组发电.

MSWI 过程以实现 MSW 的无害化处理为主, 发电或产热为辅. 因此, 其自动控制系统的目标是稳定地燃烧 MSW、稳定的锅炉蒸汽产生量、最小化的炉渣热灼减率, 并尽可能地降低污染物排放浓度.

1.2 控制问题描述与控制目标分析

燃烧过程控制的核心是通过“布风布料”操作确保稳定燃烧. 炉膛温度通常采用热电偶检测, 是表征燃烧稳定性、提高燃烬程度和影响污染物排放浓度的重要指标^[20-21], 需精准控制. 烟气含氧量是与焚烧效率、污染物排放浓度和经济效益密切相关的重要参数. 在实际操作中, 需要充足的氧气参与炉内燃烧、脱硫和脱硝等工艺过程, 但过量的氧气会增加排烟损失、风机电耗和尾气处理成本, 并导致空气量过多, 携带走大量热量和灰尘, 同时增加燃料型 NO_x 污染物排放; 反之, 意味着过量空气系数过

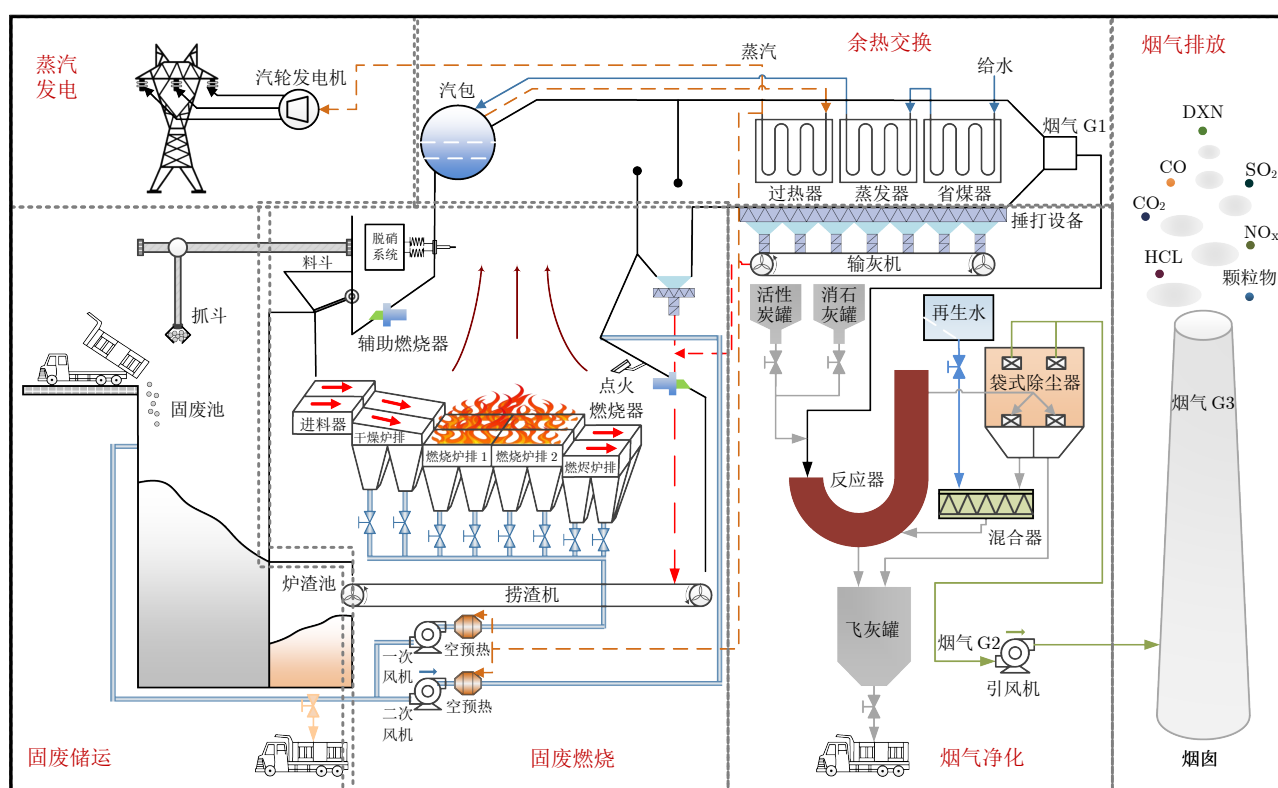


图 1 MSWI 工艺流程图

Fig.1 MSWI process flow diagram

小,会导致不完全燃烧、热损失增加和焚烧效率下降,并产生大量诸如二噁英(DXN)、CO和SO₂等有毒有害气体.在经济目标上,废物处理量和能源输出量间是成比例的,即更多的燃料意味着更多的能源输出.从寿命角度来看,如炉膛温度和蒸汽流量等决定焚烧设备腐蚀变量的上限是与经济目标直接冲突的,即后者要求尽可能高的炉膛温度和蒸汽流量.稳定控制蒸汽流量对MSWI的稳定运行,以及在经济目标和设备寿命之间取得平衡,具有重要意义^[22].

从MSWI过程的整体目标而言,以上文所阐述的关键CV为例,面向多EI优化的控制目标问题可描述为

$$\{Y_{\text{Tem}}^*, Y_{\text{O}_2}^*, Y_{\text{Ste}}^*\} = \arg(\min \{\|R - R^*\|\})$$

$$\text{s.t.} \left\{ \begin{array}{l} \text{等式约束:} \left\{ \begin{array}{l} \hat{R} = f_R(R, \{Y_{\text{Tem}}, Y_{\text{O}_2}, Y_{\text{Ste}}\}, D) \\ \{\hat{Y}_{\text{Tem}}, \hat{Y}_{\text{O}_2}, \hat{Y}_{\text{Ste}}\} = \\ \quad f_Y(\{Y_{\text{Tem}}, Y_{\text{O}_2}, Y_{\text{Ste}}\}, \\ \quad \{U_{\text{Tem}}, U_{\text{O}_2}, U_{\text{Ste}}\}, D) \\ \{\hat{U}_{\text{Tem}}, \hat{U}_{\text{O}_2}, \hat{U}_{\text{Ste}}\} = \\ \quad f_U((Y_{\text{Tem}}^* - Y_{\text{Tem}}), \\ \quad (Y_{\text{O}_2}^* - Y_{\text{O}_2}), \\ \quad (Y_{\text{Ste}}^* - Y_{\text{Ste}}), D, \\ \quad \theta_{\text{Tem}}, \theta_{\text{O}_2}, \theta_{\text{Ste}}) \end{array} \right. \\ \text{不等式约束:} \left\{ \begin{array}{l} R^{\min} \leq R \leq R^{\max} \\ Y_{\text{Tem}}^{\min} \leq Y_{\text{Tem}} \leq Y_{\text{Tem}}^{\max} \\ Y_{\text{O}_2}^{\min} \leq Y_{\text{O}_2} \leq Y_{\text{O}_2}^{\max} \\ Y_{\text{Ste}}^{\min} \leq Y_{\text{Ste}} \leq Y_{\text{Ste}}^{\max} \\ U_{\text{Tem}}^{\min} \leq U_{\text{Tem}} \leq U_{\text{Tem}}^{\max} \\ U_{\text{O}_2}^{\min} \leq U_{\text{O}_2} \leq U_{\text{O}_2}^{\max} \\ U_{\text{Ste}}^{\min} \leq U_{\text{Ste}} \leq U_{\text{Ste}}^{\max} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (1)$$

式中, $\{Y_{\text{Tem}}, Y_{\text{O}_2}, Y_{\text{Ste}}\}$ 、 $\{Y_{\text{Tem}}^*, Y_{\text{O}_2}^*, Y_{\text{Ste}}^*\}$ 和 $\{\hat{Y}_{\text{Tem}}, \hat{Y}_{\text{O}_2}, \hat{Y}_{\text{Ste}}\}$ 分别为炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量的实际值、期望值和动态模型估计值的集合; R 、 R^* 和 $\hat{R}$ 分别为EIs的实际值、期望值和动态模型估计值; U 为控制回路的MV; U_{Tem} 和 $\hat{U}_{\text{Tem}}$ 为炉膛温度控制器的实际输出值和动态模型估计值; U_{O_2} 和 $\hat{U}_{\text{O}_2}$ 为烟气含氧量控制器的实际输出值和动态模型估计值; U_{Ste} 和 $\hat{U}_{\text{Ste}}$ 为蒸汽流量控制器的实际输出值和动态模型估计值; $f_R(\cdot)$ 、 $f_Y(\cdot)$ 和 $f_U(\cdot)$ 分别表示运行指标、被控对象和控制器的未知非线性动态函数; D 为MSW组分波动、季节更替、设备磨损与维修等引起的外部干扰; θ_{Tem} 、 θ_{O_2} 和 θ_{Ste} 为炉膛

温度、烟气含氧量和蒸汽流量控制器的参数; 上标 min 和 max 表示相应变量的最小与最大值.

1.3 控制难点及其复杂性分析

焚烧全流程包括MSW、烟气、飞灰和蒸汽等多个物质流及能量流回路,具有如下的控制复杂性.

1) 关键EIs在线实时检测与控制难. 从控制学科的视角,智能优化控制、智能优化决策、智能优化决策与控制一体化^[23]等系统正常运行的前提是实现关键EIs的实时检测.然而,在实际MSWI过程中,由于检测技术限制以及EIs自身特性等因素,某些EIs难以在线实时检测,体现为长滞后性,难以支撑优化控制.

2) 多变量耦合特性. 从MSW进入焚烧炉进料斗至在炉膛内进行燃烧到最后燃成炉渣和产生高温烟气、低温烟气及净化烟气的全流程,需要MSWI系统的多个操作对象间紧密配合、协调一致,具有明显的多变量特性.此外,多被控变量与操纵变量间的多回路存在强烈的耦合性.

3) 时变非线性特性. 通常,MSWI运行极易受积灰累积、设备磨损与故障等因素所导致的缓变、突变、重复等工况漂移的影响并改变其动态特性.另外,季节和气候的变化会导致入炉MSW的成分和特性发生不确定性波动.上述因素导致该过程具有动态非线性特性.显然,众多干扰因素的未知时变特性给MSWI过程的运行带来严重的影响和扰动,参量间的非线性动态关系难以利用数学模型进行定性和定量的描述.

4) 系统时滞特性. MSWI系统是典型的慢处理、长流程和大大时滞系统,其各个工艺设备和子系统都是典型的时滞特性对象.此外,“布风布料”的回路控制效果体现出极大的滞后性,MSW从开始焚烧到最终产生灰渣与烟气的过程的滞后时间尺度为小时级.

5) 多源干扰以及不确定特性. MSWI过程的干扰因素众多且具有显著的不确定性,最为显著的是MSW的成分和热值.此外,在MSW热值足够大时,能够只采用自身焚烧所产生的热量以维持炉膛温度;反之,则需要利用辅助燃料进行助燃,这也相应地引入了不确定性的干扰.

2 MSWI过程建模与控制现状

2.1 面向控制的焚烧炉建模现状

通常,面向具有机理难以精确描述、干扰强不确定和工况波动频繁等特性的复杂工业过程而言,利用蕴含领域专家经验的历史数据构建被控对象模

型是研究其智能控制的基础^[24-25]. 针对 MSWI 过程而言, 其 MVs 包括进料量、风量、炉排速度等, CVs 包括炉膛温度、蒸汽流量、烟气含氧量和燃烧线位置等, 扰动量 (辅助变量) 包括 MSW 组分与热值、料层厚度、燃烧状态、设备的磨损与维修状态、炉膛的积灰与结焦程度等. 表 1 展示了面向控制的 MSWI 过程被控对象建模技术. 由表 1 可知:

1) 对于系统辨识和机理模型^[26-28, 30, 32, 34]而言, 其能够精确描述输入/输出变量之间的因果关系, 然而, 该类模型的建立需要对与燃烧相关的热处理过程具有深刻的理解和掌握, 同时也面临系统复杂性高和参数辨识难等挑战. 该类模型通常难以应对过程所固有的频繁扰动和非线性特性. 此外, 系统辨识方法对过程数据的依赖性较高, 通常需要覆盖

表 1 面向 MSWI 过程控制的被控对象建模技术
Table 1 Controlled object modeling technology for MSWI process control

文献	作者/年份	方法	输入/输出及功能描述
[26]	van Kessel 等/ 2002	系统辨识, 基于机理的动态模型	MVs: MSW 入口流量、炉排速度、一次风量、二次风量; CVs: 蒸汽流量、烟气含氧量; 通过系统辨识获得模型, 确保模型能够实际应用; 动态模型有助于优化 MSWI 过程的运行性能
[27]	Leskens 等/2002	ARX 模型	MVs: MSW 入口流量、炉排速度、一次风量、二次风量; CVs: 蒸汽流量、烟气含氧量; 将模型约简应用于 MIMO ARX 模型, 在简化模型结构的同时保证其基本的动态特性
[28]	Leskens 等/2005	基于实验获得的动态过程模型和扰动模型	MVs: MSW 入口流量、炉排速度、一次风量、二次风量; CVs: 蒸汽流量、烟气含氧量; 能够处理多变量相互作用过程、多重冲突目标和约束条件
[29]	Qin 等/2008	神经网络模型	MVs: MSW 入口流量、炉排速度、一次风量、二次风量; CVs: 蒸汽流量、烟气含氧量; 基于数据驱动的神经网络模型能够捕捉并描述被控对象独特的动态行为
[30]	Cho 等/2018	多区域建模方案	MVs: 风量、燃料供应率、蒸汽阀开度; CVs: 烟气中氧气摩尔分数、蒸汽产生率、蒸汽压力; 能够模拟真实工厂操作数据, 准确预测系统行为, 计算资源需求相对较小
[31]	Wang 等/2021	集成决策树 (Ensemble decision tree, EnDT) 模型	MVs: 一次风量/二次风量、炉排速度; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 结合随机森林 (Random forest, RF) 和梯度提升决策树 (Gradient boosting decision tree, GBDT) 构建 EnDT 模型
[32]	di Capaci 等/2022	系统辨识, 状态空间模型	MVs: 氢氧化钙的输入质量流量; CVs: 出口氯化氢浓度、布袋除尘器压降; 通过系统辨识技术验证模型, 可靠并适用于控制研究, 能够减少净化物料的消耗并优化控制性能
[33]	丁海旭等/2022	T-S 模糊神经网络 (TSFNN) 模型	MVs: 一次风量、二次风量、干燥炉排平均速度; CVs: 烟气含氧量、炉膛温度、蒸汽流量; 面向 MSWI 过程的强非线性、强耦合、大时变和高不确定等特性建立模糊模型, 为控制算法研究提供基础
[34]	Chen 等/2021	基于粒子群优化 (Particle swarm optimization, PSO) 的级联传递函数模型	MVs: 一次风量; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 所建模型能够反映系统在实际工况下的动态特性
[35]	王天崢等/2023	RF 与 GBDT 模型	MVs: 干燥炉排左 1 风量、干燥炉排速度、右 1 风量等 37 个 MVs; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 面向实际工业过程构建, 提供工程化验证模型, 考虑了 MSWI 过程的 MIMO 特性
[36]	Xia 等/2023	线性回归决策树 (Linear regression decision tree, LRDT) 模型	MVs: 一次风量、二次风量、干燥炉排速度均值、进料器速度均值; CVs: 炉膛温度; 提高预测精度, 具有可解释性的树结构模型
[37]	王天崢等/2023	多模态数据, RF 和反向传播 NN (Back propagation NN, BPNN) 模型	MVs: 炉排速度、一次风量、二次风量、风温; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 解决多模态数据的同步问题, 提供可靠的工程化验证环境, 模拟实际工业现场进行 CVs 建模
[38]	Yang 等/2025	LRDT 模型	MVs: 一次风量、二次风量、干燥炉排速度均值、进料器速度均值; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 通过多 LRDT 模型实现 MIMO 建模, 为优化控制提供基础
[39]	Ding 等/2023	基于物料平衡和能量平衡的机理建模模型	MVs: 抓取量、推送量、干燥炉排速度、燃烧炉排 1 速度、燃烧炉排 2 速度、燃烧炉排速度、一次风量及其各分支风量、二次风量、引风机风量; CVs: 炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量; 能够独立分析每个环节的内部特性, 通过计算多个子过程的输入与输出实现全流程机理建模
[40]	何海军等/2023	TSFNN 模型	MVs: 一次风量、二次风压、一次风温度; CVs: 炉膛温度; 能够反映炉膛温度的变化趋势, 具有较高的拟合精度
[41]	王天崢等/2025	极端梯度提升 (eXtreme gradient boosting, XGBoost) 串并联集成模型	MVs: 进料器均速、干燥炉排均速、一次风量、二次风量、氨水注入量; CVs: 炉膛温度、蒸汽流量和烟气含氧量; 为洞悉 MSWI 过程的内在机理和验证智能控制与运行优化算法提供基础

较宽运行工况范围的过程数据,这增加了建模的难度和可行性。

2) 对于数据驱动模型^[29, 31, 33, 35-41]而言,不同算法具有差异化的特点。其中,ARX 模型具有结构简单、易于实现等优点,但在建模非线性和强耦合特性等方面的能力有限,不适用于对复杂强非线性系统精确建模^[42]。神经网络模型适用于具有高度复杂和非线性的过程,但需要大量的高质量训练数据且透明性较差,可解释性不足^[43]。具有可解释性的基于决策树的集成学习模型在应对数据中存在的多样性和不确定性以及处理高维数据和捕捉复杂变量关系等方面具有优势,但其复杂性增加了计算开销。T-S 模糊神经网络 (Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy neural network, TSFNN) 通过结合模糊逻辑和神经网络而具有较高的适应性和精度,能够有效处理不确定性和复杂性,具有较大的应用潜力^[44-45]。

3) 从进行控制算法研究的角度而言,传统机理模型适用于解释和描述简化后的 MSWI 过程的物理本质,但在面对具有高度非线性和不确定性的真实焚烧系统时往往显得不足;相反,数据驱动建模虽然能够有效应对数据所蕴含的复杂动态特性和高度耦合变量,但却受制于训练数据的覆盖范围和质量水平。显然,在 AI 与工业大数据快速发展的背景下,具有可解释性的数据驱动建模已成为复杂工业过程建模的有效方案。

2.2 面向 MSWI 的智能控制器设计现状

现有文献中报道的固废燃烧与余热交换阶段控制器旨在实现关键 CVs 的稳定跟踪,除 NNC 外,所采用的智能控制器主要包括专家系统与仿人智能控制 (Human simulated intelligent control, HSIC)、模糊逻辑控制 (Fuzzy logic control, FLC)、自整定 PID 控制以及模型预测控制 (Model predictive control, MPC) 等。

2.2.1 专家系统与仿人智能控制

目前已有的研究包括: Carrasco 等^[46]通过专家系统构建燃烧控制知识库,优化炉膛温度控制; Ju 等^[47]提出 HSIC 策略优化烟气控制,显著减少二次污染; Ni 等^[48]和肖前军等^[49]利用 HSIC 开发模拟专家行为的炉膛温度控制策略; 巫茜^[50]基于粒子群优化 (PSO) 算法改进 HSIC 算法以实现炉膛温度控制。

2.2.2 模糊逻辑控制

FLC 在 MSWI 过程中的研究主要集中于早期阶段。例如,钱大群等^[51]设计基于模糊规则的推料器控制策略以补偿含水量模型的偏差; 沈凯等^[52-53]提出用于炉膛温度控制的模糊规则控制器; 昌鹏

等^[54]将工程师经验总结为模糊规则并应用于深圳某 MSWI 电厂。然而,模糊逻辑控制器的性能严重依赖于结构设计,而在复杂系统中却可能难以获得最优的规则和隶属函数。同时,固定的模糊规则和隶属函数限制其适应复杂动态环境的能力。为解决这一问题,研究者们提出结合模糊逻辑与机器学习^[55]或智能优化^[56]算法的自适应机制。

2.2.3 自整定 PID 控制

面向机理复杂不清的 MSWI 过程,由于其精确数学模型难以获取,研究主要集中于无模型整定法,其中,采用智能算法在线调节 PID 参数占据主导地位。例如,何海军等^[40, 57]采用径向基函数 (Radial basis function, RBF) 神经网络进行调节; 代爽等^[58]根据专家经验建立适合燃烧过程的规则库以设计模糊 PID 控制器; 针对炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量的多回路控制, Wang 等^[59]设计单神经元自适应 PID 控制器; Ding 等^[60]采用准对角递归 NN 进行 PID 参数整定等。此外,已有研究报道了基于元启发式算法的自整定 PID 控制器研究,其并未将优化算法直接用于 PID 的参数整定,而是通过优化神经网络参数间接调整 PID 控制器,以提高控制性能和系统适应性。

2.2.4 模型预测控制

面向 MSWI 过程的 MPC 应用研究早期多基于机理模型,如 Leskens 等^[28]先提出基于状态空间方程的线性 MPC,后又提出通过滚动时域状态估计器估计非线性状态参数的非线性 MPC^[61-62]。数据驱动的预测模型在 MSWI 过程中已得到广泛研究。例如, Qiao 等^[63]提出基于事件触发 MPC 的烟气含氧量控制,使用 PSO 算法优化模型超参数; Sun 等^[64]利用自组织长短期记忆 (Long short-term memory, LSTM) 模型构建烟气氧含量预测模型,并通过时间序列分析在线调整模型参数; Wang 等^[65]基于随机权重神经网络 (Random weight neural network, RWNN) 构建 NO_x 排放浓度预测模型,并采用递归最小二乘更新权重; 胡开成等^[66]设计基于 RWNN 的炉膛温度 MPC,通过递推最小二乘实现动态预测。

为提高预测模型的适应性,研究者还提出对预测模型的结构进行自组织与在线更新策略。如孙剑等^[67]通过神经元活跃度调整 LSTM 隐含层结构,增强模型适应运行工况波动的能力; 蒙西等^[68]基于自组织 FNN 设计炉膛温度 MPC; 汤健等^[69]利用区间二型 FNN (Interval type-2 FNN, IT2FNN) 构建预测模型,设计炉膛温度 MPC 控制策略。MPC 的控制律多通过实现简单且适用广泛的梯度下降 (Gra-

dient descent, GD) 法^[63-64, 67, 69-71] 予以求解. 同时, 元启发式算法如 PSO^[65] 和改进海鸥优化算法 (Seagull optimization algorithm, SOA)^[66] 也用于控制序列的优化求解. 梯度算法并非总是最优的, 其实际性能仍取决于具体被控对象^[63, 65].

误差反馈补偿虽然能够用于减少预测输出与实际输出之间的偏差, 但存在滞后性, 难以适应复杂系统的非线性^[72]. 为此, Sun 等^[64] 提出基于双 LSTM 的分层控制结构, 通过预测并补偿误差以提高系统的响应速度和控制精度.

虽然上述非 NNC 智能控制算法通过自学习和自适应能力能够更加有效地应对 MSWI 过程中的不可预见变化, 但仍然存在一些不足, 例如: 难以在计算复杂度与控制性能间进行权衡、难以协同多被控变量的相互耦合特性和难以对复杂动态多工况进行自适应控制等局限性. 综上, 能够克服上述局限的控制策略之一是 NNC^[73-74], 其具备灵活处理 MIMO (Multiple-input, multiple-output) 系统、捕捉变量间复杂关系、动态自适应调整能力、有效补偿时滞、灵活配置以及在线应对扰动等优点. 下文将对这一控制策略进行详细综述.

2.3 神经网络控制 (NNC) 方法及其优势

注 1. 神经网络在 MSWI 过程智能控制中的应用包括控制器设计、PID 参数自整定以及 MPC 的预测模型构建等. 本文所提 NNC 专指基于神经网络设计的直接控制器, 即神经网络直接作为控制器产生 MV 以作用于控制系统的执行机构^[75].

研究表明, 实现 MSWI 全流程稳定运行的关键是如何有效控制焚烧炉内的燃烧过程. 其涉及复杂的物理/化学反应, 是具有多回路、强耦合、非线性等典型流程行业特性的 MIMO 系统^[20], 其有效控制取决于众多 MV 和 CV 间能否协调配合, 并且与 MSW 的差异性、设备的运维保障能力和领域专家的操作水平等因素强相关. 因此, 为对参数众多、存在强耦合性和强非线性的燃烧过程进行有效控制, 需应用 APC 技术.

NNC 作为应用最广泛的 APC 技术之一^[76], 在城市污水处理、水泥窑以及高炉炼铁等复杂工业过程的控制领域中受到广泛关注. NNC 作为一种运用 ANN 进行控制器设计的技术, 通过神经网络强大的非线性能力处理复杂动态系统, 从历史数据中学习和优化控制策略, 并能够适应系统环境变化^[77]. 从控制实现机理视角, NNC 以系统的状态数据为输入, 通过神经网络的非线性映射生成并更新 MV 以调整系统行为, 从而实现期望的目标控制策略^[78].

MSWI 过程燃烧阶段的控制问题可描述为以

下的非线性系统

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}}(t) &= \mathbf{f}_1(\mathbf{x}(t)) + \mathbf{g}_1(\mathbf{x}(t)) \mathbf{u}(t) + \mathbf{d}(t) = \\ &\mathbf{f}_1(\mathbf{x}(t)) + \mathbf{g}_1(\mathbf{x}(t)) \mathbf{u}(t) + \mathbf{g}_2(\mathbf{x}(t)) \boldsymbol{\omega}(t) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{f}_2(\mathbf{x}(t)) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{f}_1(\mathbf{x}(t)) \in \mathbf{R}^n$, $\mathbf{g}_1(\mathbf{x}(t)) \in \mathbf{R}^{n \times m}$, $\mathbf{g}_2(\mathbf{x}(t)) \in \mathbf{R}^{n \times w}$ 和 $\mathbf{f}_2(\mathbf{x}(t)) \in \mathbf{R}^k$ 定义为系统的动态模型, $\mathbf{x}(t) \in \mathbf{R}^n$ 为 n 维系统内部状态, $\mathbf{u}(t) \in \mathbf{R}^m$ 为 m 维控制输入, 即 MV, $\mathbf{d}(t)$ 表示 n 维系统外部扰动, $\mathbf{y}(t) \in \mathbf{R}^k$ 为 k 维控制输出, 即 CV, $\boldsymbol{\omega}(t) \in \mathbf{R}^w$ 为 w 维扰动.

文献^[79-80]指出, 当外部扰动 $\mathbf{d}$ 存在时, 最优控制律 $\mathbf{u}^*(t)$ 可通过求解式 (4) 以满足目标函数 $J(t)$ 的最小化

$$\mathbf{u}^*(t) = \mathcal{F}(J(t), \mathbf{g}_1(t), \mathbf{g}_2(t), \mathbf{d}) \quad (4)$$

其中, $\mathcal{F}(\cdot)$ 的计算过程由目标函数的实际形式和系统动态确定.

典型的目标函数形式如下:

$$J(t) = \int_{t_0}^{t_f} (\mathbf{e}^T(t) \mathbf{S} \mathbf{e}(t) + \mathbf{u}^T(t) \mathbf{R} \mathbf{u}(t)) dt \quad (5)$$

其中, t_0 和 t_f 分别为控制的初始和终止时刻, $\mathbf{e} = \mathbf{y}_r - \mathbf{y}$ 为系统误差, $\mathbf{y}_r \in \mathbf{R}^k$ 为 k 维的 CV 设定值, $\mathbf{S}$ 和 $\mathbf{R}$ 为目标函数的权重矩阵.

上述最优控制律 $\mathbf{u}^*(t)$ 的计算需要系统动力学知识予以支持. 然而, 具有非线性、大时滞和不确定等特性的 MSWI 过程的动态模型难以建构. 因此, 式 (4) 所示的最优控制律 $\mathbf{u}^*(t)$ 难以直接计算.

针对上述问题, 可采用 NNC 逼近最优控制律 $\mathbf{u}^*(t)$, 其典型结构如图 2 所示.

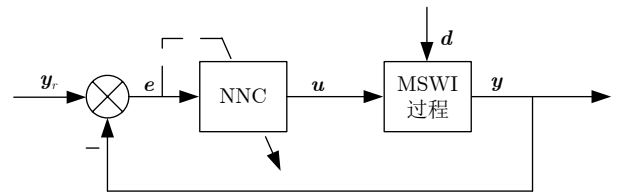


图 2 经典的 NNC 结构

Fig.2 Classic NNC structure

在图 2 中, $\mathbf{u}^*(t)$ 采用以下表征形式的 NNC 进行逼近^[81].

$$\mathbf{u}(t+1) = \mathbf{W}_1(t) \sigma(\mathbf{W}_2(t) \mathbf{e}(t)) + \mathbf{u}(t) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{W}_1(t) \in \mathbf{R}^{m \times r}$ 为输出层权重; $\mathbf{W}_2(t) \in \mathbf{R}^{r \times k}$ 为隐含层权重; $\sigma(\cdot)$ 为激活函数, 可采用合适的平

稳和有界非线性函数.

对于式 (6) 所述的 NNC 问题, 存在以下三种在线更新情况:

1) 假设式 (6) 可精确逼近 $u^*(t)$, 根据 Stone-Weierstrass 定理^[82], 最优控制律可写为

$$u^*(t+1) = W_1^*(t) \sigma(W_2^*(t) e(t)) + u(t) \quad (7)$$

其中, $W_1^*(t)$ 和 $W_2^*(t)$ 为最优权重矩阵.

此时, $u^*(t)$ 的求解问题已转化为 NNC 的网络参数调节问题, 进而能够动态地优化控制器参数以适应系统变化或外部干扰, 进而提高控制精度和系统稳定性.

2) 在式 (6) 中, NNC 的神经元个数 r 决定着控制器的计算精度与求解速度. 研究表明, NNC 的结构在某种程度上决定控制器的最终性能^[83]. 显然, 尺寸大的 NNC 具有较好的计算精度, 但往往需要较大的存储空间和计算时间; 尺寸小的 NNC 虽然具有较简单的网络结构和较快的求解速度, 但信息处理能力有限. 因此, 通过调整 NNC 的拓扑结构以适应不同的控制任务或系统状态已成为 NNC 研究的热点问题.

3) 如式 (6) 所示的 $u^*(t)$ 逼近过程是通过采用固定时间步长对 MV 进行迭代求解的方式实现的. 面对 MV 的频繁调整会导致 MSWI 过程的机械磨损及能耗等问题, 有必要在保证控制精度的基础上, 引入事件触发机制判断何时进行控制器的更新, 即仅在需要时更新控制策略, 进而减少计算负担和提高系统效率以及响应速度.

针对 MSWI 过程的控制复杂性, NNC 的优势体现在: 可以通过上述三类在线更新机制予以有效处理^[84-85], 具体如下:

1) 关键 EIs 检测长滞后性: 利用神经网络的非线性映射能力, 通过易于检测的过程变量对难以实时检测的关键 EIs 进行间接估计, 保持系统的稳定运行.

2) 多变量耦合特性: NNC 适用于具有大滞后和非线性等特性的系统, 能够捕捉多输入多输出变量之间的耦合复杂关系, 并通过灵活的结构调整能力适应不同的控制需求. 此外, 通过在线优化控制器的参数与结构, 可处理系统的动态耦合.

3) 时变非线性特性: NNC 通过动态参数调整能够适应系统时变非线性特性的变化, 确保控制器在不同环境下的稳定性. 同时, 通过结构调整使其能够应对系统复杂性和非线性变化, 克服传统线性模型难以处理的问题.

4) 时滞特性: NNC 能够通过循环结构有效捕捉系统的时间序列信息, 以处理时滞特性系统的控

制问题. 此外, 通过事件触发更新机制, NNC 能够减少无效的计算负担, 在大时滞情况下保持高效控制性能.

5) 多源干扰和不确定特性: NNC 能够通过参数自适应调整应对外部多源扰动, 并能够在 MSW 组分等不确定性出现时迅速调整控制策略. 此外, 其灵活的结构调整使其能够根据工况需求优化网络拓扑, 使其在复杂环境下保持控制的精确性和鲁棒性.

3 面向 MSWI 的 NNC 研究现状

NN 具有强大的计算能力和学习能力, 能够模拟各种系统动力学. 其近似能力已经由 Stone-Weierstrass 定理证明, 即能够以任意的精度近似紧集合上的任何实数连续函数. 因此, NN 可用于设计非线性控制器, 通过与控制系统间的试错式交互, 自适应地寻优 u^* . NNC 的主要优势是对多变量情景和系统约束与非线性的直观处理能力. 目前, 通过构建误差信号与 MV 间映射的 NNC 已成功应用于污水处理^[86-88]、高炉炼铁^[89]以及核电控制^[90]等领域, 能够有效地处理复杂工业过程的动态性和复杂性, 有助于提高工业过程的效率和稳定性.

3.1 NNC 设计

NNC 利用神经网络作为控制器与被控对象串联, 目的是使系统的预期输出与被控对象的实际输出之差满足设计要求, 其类型的选取将直接影响控制器所表征映射关系的质量, 进而影响控制性能与精度. 本文对现有面向 MSWI 过程的 NNC 架构进行如下分类讨论.

3.1.1 浅层 NNC

浅层 NNC 因其结构简单、计算负担较小, 适用于较为简单的控制任务, 能够在一定程度上对 MSWI 过程的单或多被控变量进行有效控制.

针对脱酸塔入口石灰浆流量控制问题, 游敏^[91]采用反向传播神经网络 (BPNN) 设计控制器, 利用人工控制模式下积累的大量过程数据进行训练, 以期替代人工控制.

高阁等^[92]设计具有三层网络结构的 NNC 以解决炉膛温度控制不稳定的问题; 陶怀志等^[93]设计以 BPNN 作为子网络的集成 NNC, 其控制性能明显优于单控制器.

Takaghaj 等^[94]设计基于 Lyapunov 的三层类脑神经网络控制器用于蒸汽发生器的控制, 与使用 PI 控制相比, 在存在未知 MSW 燃料输入干扰的情况下, 所提出的控制策略能够获得较好的性能.

虽然神经网络的自适应能力使其在 MSWI 过程控制中得到应用, 然而, 神经网络的“黑盒”特性

使得其决策过程难以解释, 同时, 其在不确定性处理方面存在局限性. 因此, 现有研究大多将神经网络与其他智能控制技术相结合进行控制.

3.1.2 模糊 NNC (FNNC)

考虑到 FLC 在自适应性方面的局限性以及神经网络在自学习与自适应能力方面的优势, Lee 等^[95]首次将模糊概念引入神经元中, 提出模糊神经网络 (FNN); 接着, Dote 等^[96]将其用于构建 FNN 控制器 (FNN controller, FNNC), 使用反向传播算法自适应地更新控制器隶属函数, 以实现直流电机的位置跟踪控制. 此后, FNNC 广泛应用于工业过程的智能控制中.

FNNC 的结构可描述为基于 NN 实现 FLC 的连接主义模型, 将传统 FLC 的功能整合至 NN 结构中^[97], 将控制语言描述为确定的控制律, 并保留模糊规则的定性状态和语言解释; 同时, 通过反向传播或其他学习算法, 自适应优化模糊规则和隶属函数, 实现网络的在线更新. 因此, FNNC 兼顾 FLC 的推理能力与 NN 的学习能力, 这使其在 MSWI 过程中得到广泛应用.

针对炉膛温度的单回路控制, 沈凯等^[98]利用系统的输入输出数据训练网络, 得到初始化的 FNNC, 仿真和现场应用结果表明, 其能够适应复杂多变的 MSWI 过程的控制要求. 杨涛等^[99]设计模糊 BPNN 控制器, 仿真结果表明其有效性; Tian 等^[100]设计自适应 FNN 控制器; He 等^[101]设计自组织 FNN 控制器; Ding 等^[102]提出事件触发的在线学习 FNN 鲁棒控制器, 基于 TSFNN 建立被控对象模型与在线学习模糊神经控制器, 在保持控制性能的同时减少设备磨损; 在此基础上, 为进一步克服 FT 控制中存在的 uncertainty 问题, 汤健等^[103]设计 IT2FNN 控制器以提高对不确定性场景的可解释性和鲁棒性, 并基于实际工业数据仿真验证其有效性; Tian 等^[73]将贝叶斯优化 (Bayesian optimization, BO) 应用于 IT2FNN 控制器的超参数寻优, 设计包括离线优化和在线控制两阶段的自适应 IT2FNN 控制器.

针对炉膛温度和烟气含氧量的同时控制问题, 丁海旭等^[104]提出自组织 FNN 控制器, 但其普适性有待增强; 为减少控制过程中的机械磨损和能耗, Ding 等^[105]在控制器中引入事件触发机制, 实验结果表明, 其在降低能耗的同时可提高多变量跟踪控制的精度; 进一步, 为应对控制过程中的强耦合性和时变动力学, Ding 等^[74]提出协同事件触发自组织 FNN 多变量控制器.

上述面向 MSWI 过程的 NNC 研究统计结果见表 2.

如表 2 所示, 现有面向 MSWI 过程的 NNC 的

设计主要集中于 BPNN 和 FNN 两种类型, 仅文献 [73, 103] 设计 IT2FNN 控制器以应对 MSWI 过程的强不确定性, 面向诸如深度和宽度等其他类型控制器的研究还未见报道. 值得注意的是, NNC 的初始网络设计对控制系统的整体性能具有显著影响, 其合理性直接关系到控制器的泛化能力、响应速度以及系统的稳定性. 目前, 对控制器初值进行设计的研究仅文献 [73, 91–92, 94, 98, 106] 曾有报道, 其中, 文献 [94, 106] 基于 Lyapunov 理论从控制系统稳定的角度初始化 NNC 网络参数, 但其鲁棒性较差; 文献 [98] 基于系统数据初始化控制器, 当控制系统发生设定值突变或产生外部噪声干扰时, 控制器将难以快速校正; 文献 [91–92] 采用遗传算法离线初始化 NNC 参数, 在线应用时同样存在鲁棒性较差的问题; 文献 [73] 采用 BO 优化离线初始化 IT2FNNC 的超参数, 但未寻优网络参数和结构. 文献 [107] 表明, 经过有效初始化后的 NNC 在误差收敛的精度与速度方面更具优势. 近年来, 随着工业大数据和机器学习技术的发展, 本文认为以系统数据为先验知识和以元启发式算法为优化策略进行 NNC 控制器的初值设计, 在未来 MSWI 过程的 NNC 控制研究中将具有重要价值.

此外, 在特定环境和工况下, 如何选择合适的 MVs、CVs 和 AVs, 以及如何量化分析这些变量对控制器性能的影响程度, 针对具有多种炉型、多种工艺和多种燃料来源的 MSWI 过程而言, 目前还是有待解决的开放性问题. 已有的研究成果, 多是针对某个阶段或某种工况下的局部控制需求进行研究. 例如, 文献 [98] 面向燃烧稳定性需求, 以炉膛温度为 CV, 以加料时间和停料时间为 MVs/AVs, 原因在于, 加料和停料时间通过直接影响燃烧的热负荷和速率而对炉膛温度产生显著影响, 所采用的 FNN 控制器虽然能够在一定程度上应对加料和停料过程所具有的延迟性和不确定性, 但在应对高频扰动时可能存在一定局限性. 文献 [94, 106] 以风量为 MV, 以燃油流量和给水量为 AVs, 以炉膛温度和气包压力为 CVs, 原因在于, 通过控制这些变量能够确保燃烧的稳定性 and 提高控制的鲁棒性. 但给水和燃油流量对炉膛温度的敏感性可能会导致系统响应速度下降, 若采用具有更强不确定性处理能力的 FNN 和 IT2FNN 替代 BPNN 作为控制器, 在理论上效果会更佳. 文献 [73, 103] 针对北京某 MSWI 电厂的特定工况, 为实现对炉膛温度的有效控制, 通过专家经验和相关系数计算选择二次风量为 MV, 一次风量、进料器速度均值、干燥炉排速度均值及氨水注入量为 AVs, 并采用 IT2FNN 控制器处理过程不确定性. 实验表明, 在相同条件下其性能

表 2 面向 MSWI 过程的 NNC 统计结果
Table 2 Statistical results of NNC for MSWI processes

文献	作者/年份	控制器类型	输入/输出/辅助参数	网络参数	网络结构
[98]	沈凯等/2004	FNN 控制器	输入: 加料时间、停料时间; 输出: 炉膛温度	基于系统数据初始化控制器	无
[92]	高阁等/2007	BPNN 控制器	输入: 未明确提及; 输出: 炉膛温度	遗传算法	无
[93]	陶怀志等/2008	集成 NN 控制器	输入: 燃烧带平均温度、冷却带平均温度、50 分钟内燃烧带温度变化率和 50 分钟内冷却带温度变化率; 输出: 炉排转速、供风频率与处理量之比	无	无
[99]	杨涛等/2011	双端输入模糊 BPNN 控制器	输入: 未明确提及; 输出: 炉膛温度	无	无
[106]	Takaghaj 等/2012	BPNN 控制器	输入: 燃油量、风量、给水量; 输出: 汽包压力、过量氧气水平状态、负载水平	Lyapunov 稳定技术	无
[94]	Takaghaj 等/2014	类神经网络控制器	输入: 燃油流量、风量、给水量; 输出: 汽包压力状态、过量氧气水平状态、蒸汽流量	Lyapunov 稳定技术	无
[74]	Ding 等/2023	FNN 控制器	输入: 一次风量、干燥炉排速度; 输出: 炉膛温度、烟气含氧量	无	无
[100]	Tian 等/2023	TSFNN 控制器	输入: 一次风量、二次风量、进料机速度、干燥炉排速度、氨水注入量; 输出: 炉膛温度	无	无
[101]	He 等/2023	协同自组织 TSFNN 控制器	输入: 二次风压、一次风温度; 输出: 炉膛温度	无	无
[102]	Ding 等/2023	TSFNN 控制器	输入: 一次风量、干燥炉排速度、二次风量; 输出: 炉膛温度	无	无
[103]	汤健等/2025	自适应 IT2FNN 控制器	输入: 一次风量、二次风量、进料器速度均值、干燥炉排速度均值、氨水注入量; 输出: 炉膛温度	无	无
[104]	丁海旭等/2023	FNN 控制器	输入: 一次风量、干燥炉排速度、二次风量; 输出: 炉膛温度、烟气含氧量	无	无
[105]	Ding 等/2023	TSFNN 控制器	输入: 一次风量、干燥炉排速度; 输出: 炉膛温度、烟气含氧量	无	无
[73]	Tian 等/2024	BO-ITFNN 控制器	输入: 一次风量、二次风量、进料器速度均值、干燥炉排速度均值、氨水注入量; 输出: 炉膛温度	BO 优化	无
[91]	游敏/2024	BPNN 控制器	输入: 脱酸塔入口石灰浆流量控制阀开度; 输出/EIs: SO ₂ 和 HCl 排放浓度	遗传算法	遗传算法

显著优于 FNN 和自组织 FNN 控制器。文献 [74, 104–105] 将固废燃烧与余热交换阶段的控制抽象为“布风布料”配置, 在基于专家知识初筛部分 MVs 后, 通过相关系数以定量方式选择一次风量、干燥炉排速度和二次风量为 MVs, 选择炉膛温度和烟气含氧量为 CVs, 原因在于, 该输入/输出组合能够在保证充分燃烧的同时避免过量氧气对温度控制可能造成的负面影响, 并且这些参数对空气燃料比、燃烧稳定性及污染物排放浓度具有直接的影响。实验表明, 所采用的 FNN 控制器保持着较好的控制性能, 优于传统模糊控制和 NN 控制。显然, 面向特定工况, 只是依赖相关系数选择 MV 虽然能够在仿真实验中表现出良好的控制性能, 但在实际应用中却可能存在局限性。例如, 氨水供应量尽管与炉膛温度的相关系数较高, 但由于我国 MSWI 电厂与发达国家在控制技术上存在着差异性, 许多企业依赖超标使用净化物料量以确保达到排放标准, 因此氨水只能作为炉膛温度控制的 AV。综上所述, 就目前的研究而言, MVs 和 AVs 的选择应基于 CVs 的控制目标和具体需求并结合特定工况及地区背景, 参考

专家经验、现场实际情况与相关性数值等多种因素进行灵活选择, 即暂时并无统一的标准。

3.2 NNC 在线更新现状

NNC 是利用人工神经网络的非线性映射能力和自我学习能力实现复杂系统控制的方法, 其根据系统误差自动调节控制器内部参数和结构以达到预期的控制效果, 通过在线调节和持续优化以适应环境变化和系统参数变动。

现有文献所报道的 NNC 在线更新研究包括: 连续式的网络参数更新和/或网络结构更新以及间断式的事件触发更新。其中, 网络参数更新涉及学习率的自适应调整以及参数更新规则的优化, 以确保在不同工况下 NNC 的系统误差能够快速收敛并维持稳定性; 网络结构更新则关注于动态调整网络层数或神经元数量, 以应对被控变量不同阶段中的非线性特征变化; 事件触发更新通过检测被控系统的关键事件或状态变化, 动态触发相应的控制策略进行更新, 在保持控制性能和提高 NNC 的响应速度的同时减少设备磨损。本文将对上述在线更新

策略在 MSWI 过程中的应用及其效果进行详细探讨, 涉及上述三种更新方式的 NNC 设计与调节流程如图 3 所示。

由图 3 可知, 首先, 基于实际 MSWI 电厂或仿真平台, 获得描述焚烧动态的过程数据; 然后, 进行相关分析以确定输入、输出以及 AVs 并构建被控对象模型, 其他相关性较小的参数用于外部干扰; 接着, 基于实际控制任务需求, 选取预期输出与实际输出以构建 NNC, 基于系统先验知识或优化算法确定 NNC 初始结构和参数; 然后, 通过优化算法对 NNC 进行在线调节, 可按顺序或并行方式进行参数与结构更新以及事件触发; 最后, 通过实验对在线更新 NNC 的性能或默认 NNC 的性能进行评估, 达到要求后进行工业应用。

本节对文献中报道的各种 NNC 在线更新算法进行全面的综述, 能够确定其在 MSWI 过程应用中

的可行性, 有助于识别在干扰或不确定场景下 NNC 在线更新研究所面临的相关挑战。

3.2.1 网络参数在线更新

MSWI 过程固有的非线性、强干扰和不确定性等问题, 对 NNC 的自适应和自学习能力提出较高的要求。研究表明, 参数优化方法能够提高系统的计算性能和预测性能^[108], 使得系统具备自适应学习能力, 其已广泛应用于 NN 的研究^[109]。面向 MSWI 过程的 NNC 网络参数在线更新方法如表 3 所示。

由表 3 可知, 现有面向 MSWI 过程 NNC 的研究多集中于梯度类的参数在线更新算法, 其本质是利用导数信息通过损失函数解决非线性优化问题。作为梯度类算法的典型, GD 广泛应用于 MSWI 过程 NNC 的参数优化。例如, 高阁等^[92]先采用 GA 初始化 NNC, 再采用反向传播算法更新网络参数; Tian 等^[100]设计 TSFNN 控制器, 采用 GD 提高炉膛温度控制的准确性和适应性; Ding 等^[102, 105]采用 GD 进行参数学习, 在炉膛温度控制的精度和效率上获得了显著提升; 汤健等^[103]设计的 IT2FNN 控制器, 基于 GD 快速调整网络参数以适应新设定温度; 面向多变量控制问题, 丁海旭等^[104]采用 GD 自适应调整 FNN 多回路控制器中的多类型参数, 从而实现了对多变量的在线跟踪控制。此外, 递归最小二乘 (Recursive least squares, RLS) 算法因其具有递归更新和高效计算的特点, 已应用于 NNC 的参数更新。沈凯等^[98]采用 RLS 算法更新 FNN 控制器的隶属函数参数与连接权值, 实验结果表明收敛速度快, 能够适应炉膛温度控制的需要; 杨涛等^[99]结合 BP 算法与 RLS 算法设计混合参数学习策略, 具有较好的过渡过程时间和超调抑制能力。

在基于梯度的训练方法中, 学习率的选择对网络性能具有重要影响, 表现在: 过大可能会导致训练发散; 过小可能会导致难以跳出局部极小值, 从而减慢训练速度^[110]。因此, 采用自适应的学习率是解决该方法之一。Tian 等^[73]采用 BO 算法自适应寻优 IT2FNN 控制器的各参数学习率, 并在此基础上采用 GD 进行参数学习, 从而提高控制器自适应能力并改善控制效果。

梯度类算法依赖于梯度计算, 导致其存在易陷入局部最优和不稳定等问题, 而启发式算法因具有全局搜索能力、不依赖导数信息和对初始点选择不敏感等优点, 使其在解决复杂问题时具有更好的性能和可靠性, 已在多个领域用于 NNC 参数优化^[111-113]。文献 [91-92] 虽然在 NNC 的设计过程中应用 GA, 但其主要用于 NNC 的初始设计。目前, 将启发式算法应用于 MSWI 过程 NNC 参数在线更新的研究还鲜有报道。

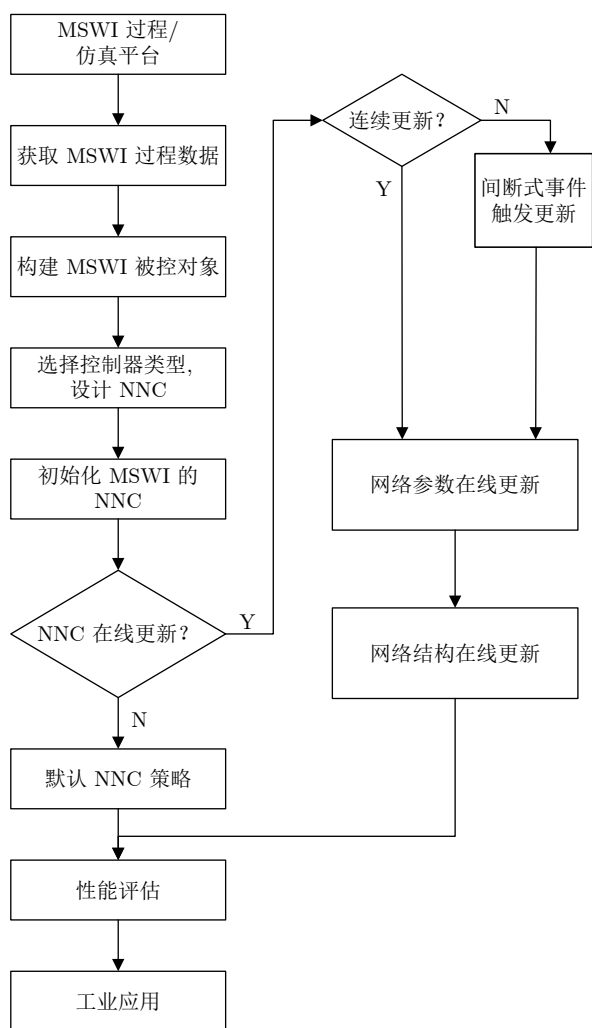


图 3 NNC 设计与在线更新流程图

Fig.3 Design and online update flowchart of NNC

表 3 面向 MSWI 过程的 NNC 网络参数的在线更新方法统计结果
Table 3 Statistical results of online updating method for network parameters of NNC in MSWI processes

文献	作者/年份	参数类型	损失/目标函数	更新算法	性能提升
[98]	沈凯等/2004	隶属函数的中心和宽度、神经网络的连接权	$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y$	递归最小二乘法	收敛速度快, 能够适应炉膛温度控制的需要
[92]	高阁等/2007	NNC 连接权值	$E = \sum (y_k - Y_k)^2$	反向传播算法	采用遗传算法初始化 NNC; 采用反向传播算法更新网络参数
[99]	杨涛等/2011	神经网络的连接权值和偏置项	$\theta^* = (A^T A)^{-1} A^T y$	BP 混合学习算法结合递归最小二乘	具有较好的过渡过程时间和超调抑制能力
[106]	Takaghaj 等/2012	自适应参数、神经网络权重	$V = \frac{1}{2} e_2^2 + \frac{1}{\beta_2} \tilde{w}_2^T \tilde{w}_2$	基于 Lyapunov 稳定的在线更新	能够在未知燃料输入导致的干扰下保持稳定
[94]	Takaghaj 等/2014	自适应参数、神经网络权重	$V_n = \frac{e_n^T e_n}{2} + \frac{\tilde{p}^T \tilde{p}}{2\beta_p} + \frac{\text{tr}(\tilde{P}^T \tilde{P})}{2\beta_P} + \frac{\tilde{w}^T \tilde{w}}{2\beta_w}$	基于 Lyapunov 稳定的在线更新	在 PI 控制无法提供满意性能的情况下, 能够实现准确的跟踪性能和稳定性
[74, 105]	Ding 等/2023	高斯函数的中心、标准差、后件连接权值	$e_q(t) = (r_q(t) - \hat{y}_q(t))^2 / 2$ $E(t) = \sum_{q=1}^Q (e_q(t))$	梯度下降法	采用经典的 GD 算法进行参数学习, 计算复杂度低, 学习速度快
[100]	Tian 等/2023	TSFNN 控制器的中心、宽度和后件参数	$J(w) = \sum_{t=1}^n (e(t) - e_{\text{ref}})^2$	梯度下降法	提高了炉膛温度控制的准确性和适应性; 能够快速稳定地跟踪设定值
[101]	He 等/2023	中心、宽度和权值	$V(x, y) = E[g(x, y)] = \frac{1}{K} \sum_i i = 1^K g(x_i, y_i)$	最大相关熵准则	引入相关熵削弱不确定度在控制过程中的影响; 针对不确定性问题提高了控制精度
[102]	Ding 等/2023	高斯函数的中心、标准差、后件连接权值	$E_T(t) = (r_T(t) - \hat{y}_T(t))^2 / 2$	梯度下降法	与传统的 PID 控制方法相比, 在控制精度和效率上具有显著提升
[103]	汤健等/2025	隶属函数中心的上下界和宽度、后件连接权值和偏置项	$E(t) = \frac{1}{2} (\hat{y}(t) - y^*(t))^2 = \frac{1}{2} e^2(t)$	梯度下降法	基于 GD 的参数学习能够快速调整网络参数以适应新的设定值, 具有较好的自适应能力
[104]	丁海旭等/2023	控制器的共享参数	$E_c(t) = \sum_{q'=1}^{Q'} (e_{cq'}(t))^2$	梯度下降算法	控制器能够自适应调整网络中的多类型参数; 实现对多被控变量的在线跟踪控制
[91]	游敏/2024	BPNN 的权值和偏置项	$e_k = Y_k - O_k$	反向传播算法	应用 BP 算法在线更新 NNC 的权值和偏置项; 反应灵敏, 控制效果平缓
[73]	Tian 等/2024	隶属函数中心的上下界和宽度、后件连接权值和偏置项, 以及各参数对应的学习率	$E(t) = e^2(t) / 2$ $F(\boldsymbol{\eta}) = \text{ISE} = \int_{t_0}^{t_f} e^2(t, \boldsymbol{\eta}) dt / (t_f - t_0)$	GD 算法, BO 优化	GD 算法进行参数学习, 提高控制器自适应能力; BO 算法自适应寻优各参数学习率, 改善控制效果

针对特殊的控制要求和环境, 特定的参数学习算法同样具有显著的控制性能提升能力. 针对 MSW 组分未知导致的不确定扰动问题, Takaghaj 等^[94, 106]设计基于 Lyapunov 稳定的 NNC 在线更新策略, 仿真结果表明其在 PI 控制无法提供满意性能的情况下, 能够实现准确的跟踪性能和稳定性; He 等^[101]为削弱炉膛温度控制中不确定度在控制过程中的影响, 设计基于相关熵诱导度量的损失函数并采用最大相关熵准则在线更新控制器参数, 提高控制精度.

综上, 现有研究仍集中于采用 GD 算法在线更新 NNC 网络参数, 虽然具有计算复杂度低和学习速度快等优点, 但其精度与鲁棒性都受限于学习率等超参数的选择; 采用元启发式算法用于 NNC 参数更新, 可作为一类提高控制精度与性能的有效手

段. 面向 MSWI 过程的特定问题, 可通过设计针对性的损失函数, 提升 NNC 性能.

3.2.2 网络结构在线更新

MSW 组分的多变性和热值的不确定性是燃烧过程固有的强干扰因素, MVs 之间、CVs 之间、MVs 与 CVs 之间存在着强耦合关联性和长时滞特性, NNC 控制器应具有在线更新网络结构的能力以抑制上述干扰. 通过结构更新, 可以实现 NNC 复杂性和性能要求间的平衡. 此外, 通过考虑时延、知识和耦合等因素, 结构更新能够更好地适应系统的时变性, 增加控制器的灵活性和应变能力, 提高控制精度和响应速度, 更好地满足系统的控制需求. 面向 MSWI 过程的 NNC 网络结构在线更新方法如表 4 所示.

由表 4 可知, 面向 MSWI 过程 NNC 的结构更新研究主要针对 FNN 控制器, 主旨思想是通过评估网络结构更新与否的准则设计结构更新规则, 实现模糊规则的自组织. 所采用的评估指标主要包括激活强度、系统误差等. 其中, 系统误差为 CVs 的设定值与实际值之差, 激活强度为输入数据属于某个模糊聚类的程度. Tian 等^[100] 基于系统误差计算滑动窗口内的平均误差、规则无用率, 结合规则激活强度实现规则的增长和删减判断, 实验结果表明结构自组织可提高控制精度和适应性. He 等^[101] 设计基于系统误差和激活强度的规则增长和删减策略以对结构适当调整.

通常, 规则在输入数据下的激活程度, 规则间的相似性、规则对输出结果的贡献程度和规则的信息传输能力等也是规则增删的重要依据. Ding 等^[74, 102] 基于信息传递强度、规则重要性和网络结构敏感性, 增加或删除神经元. 通过评估规则间的互信息、相似度与学习能力等, 丁海旭等^[104] 设计 FNN 规则的增长-删减-恒定机制.

另外, FNN 控制器的结构特性导致规则增长会使模糊集的数量成倍增长 (假设网络的输入层节点数为 n , 在每新增 Δj 个规则时, 模糊集的增长数量为 $n \cdot \Delta j$), 并且使得每个输入变量产生高度重叠的模糊集, 进而导致训练和推理时间增加, 并且网络结构变得冗余. 此外, 无限制的规则增长还会引发模糊规则爆炸问题, 进而降低网络的可解释性和泛化能力. 针对上述问题, Tian 等^[100] 在增长-删减机制的基础上, 通过计算规则间的欧氏距离, 设计模糊规则合并机制, 从而避免冗余节点的生成.

综上, 已有 NNC 结构更新的研究, 通过综合规则与输入/输出、规则与规则、系统性能与规则等因素间的信息, 在模糊规则尽可能覆盖所有系统动态的基础上优化规则数量, 从而获得合理的网络结构, 在未来研究中具有广阔的应用前景.

3.2.3 事件触发在线更新

长周期不间断的连续运行模式和焚烧设备的未知磨损与不定期维护等也是 MSWI 过程运行控制的干扰因素之一. 事件触发在线更新机制先实时监测系统的关键状态指标, 在检测到异常或突变情况时再更新控制策略, 重新分配控制资源, 能够增强系统的鲁棒性和应变能力. 面向 MSWI 过程的 NNC 事件触发在线更新方法如表 5 所示.

如表 5 所示, 现有研究均以控制律为对象, 以系统误差、误差增量以及滑动窗口误差为评估指标, 采用固定阈值触发方式. 所设计的触发事件包括系统误差大于等于所设置固定阈值^[101]、系统误差大于阈值或误差增量大于阈值^[102]、多变量系统误差大于阈值或误差增量大于阈值^[74] 以及滑动窗口的误差变化率大于阈值或系统误差大于阈值^[74] 等, 与自适应阈值或动态事件触发相关的研究还未见报道.

3.3 NNC 的稳定性分析

面向 MSWI 过程的 NNC 稳定性分析统计结果如表 6 所示.

由表 6 可知, 在早期的 NNC 设计中, 控制性能是通过仿真或特定的实验实例予以验证的, 如沈凯等^[98]、高阁等^[92]、杨涛等^[99] 仅从仿真层面证明系统稳定性, 因此存在验证性不足的问题. 此后, 基于

表 4 面向 MSWI 过程的 NNC 网络结构的在线更新方法统计结果
Table 4 Statistical results of online updating method for network structure of NNC in MSWI processes

文献	作者/年份	评估结构更新的指标	结构更新的规则	性能提升
[74]	Ding 等/2023	动态时间弯曲距离、累积贡献	增长: 当基于多任务学习评估的累积贡献满足设定阈值时; 删减: 当模糊规则之间的相似性最大且学习能力最小时; 恒定: 当神经元的动态相关性和学习能力满足特定条件时	通过自组织机制, 控制器能够实现自适应多变量控制; 提高控制精度和系统稳定性
[100]	Tian 等/2023	激活强度、滑动窗口内的平均误差、规则无用率、欧氏距离	增长: 当隐藏层神经元的激活强度与误差满足特定条件时; 删减: 基于规则无用率, 当规则不再有效或有用时; 合并: 对中心欧氏距离最小的两个神经元进行合并	通过在线学习算法, 控制器能够适应系统的时变性, 实现对炉膛温度的准确控制, 提高控制精度和适应性
[101]	He 等/2023	系统误差和激活强度	增长: 当系统误差增大且规则最大激活强度小于阈值时; 删减: 当系统误差减小且规则最小激活强度大于阈值时	可灵活地响应环境变化进行适当的结构调整; 保证模糊规则的有效性和紧凑性
[102]	Ding 等/2023	信息传递强度、重要性、网络结构敏感性	增长: 当规则神经元的前向和后向信息传递强度满足设定阈值时; 删减: 当神经元的重要性和对输入的敏感性满足设定阈值时	控制器能够根据实时控制效果自适应调整网络结构, 提高炉膛温度控制的准确性和效率
[105]	Ding 等/2023	互信息、相似度、学习能力	增长: 当规则层神经元的相似度最小且对学习能力最大时; 删减: 当规则层神经元之间的相似性最大且学习能力最小时; 恒定: 当规则层神经元的相似度与学习能力处于适中水平时	控制器能够根据 MSWI 过程的动态变化自适应地调整网络结构; 提高控制精度和响应速度, 增强系统的稳定性和鲁棒性

表 5 面向 MSWI 过程的 NNC 事件触发在线更新方法统计结果
Table 5 Statistical results of online update method for event triggering of NNC in MSWI processes

文献	作者/年份	事件触发方式	事件触发条件	事件触发公式	性能提升
[74]	Ding 等/2023	滑动窗口的误差变化率、系统误差、固定阈值	当滑动窗口的误差变化率大于阈值或系统误差大于阈值时, 触发控制器更新	$\begin{cases} \bar{\varrho}_q(t)/\underline{\varrho}_q(t) > \kappa_1 \text{ 或 } \underline{\varrho}_q(t)/\bar{\varrho}_q(t) > \kappa_1 \\ \vartheta_q(t) > \kappa_2, \vartheta_q(t) \in \Theta(t) \end{cases}$	相比时间触发机制, 触发次数减少 53.46%; 能够有效地为控制规则提供信任时间, 避免频繁更新对控制稳定性的影响
[101]	He 等/2023	系统误差、固定阈值	当系统误差大于等于所设置固定阈值时, 触发控制器更新	$k_{N+1} = \{e(k) \geq M\}$	相比时间触发机制, 触发次数减少 80%; 降低控制器的资源消耗和控制系统的运行成本
[102]	Ding 等/2023	系统误差、误差增量、固定阈值	当系统误差大于阈值或误差增量大于阈值时, 触发控制器更新	$\begin{cases} e_T(t) > \xi_1 \\ \text{或} \\ \Delta e_T(t) > \xi_2 \end{cases}$	相比时间触发机制, 更新次数减少 40%; 具有事件触发机制的控制器提供合理的稳态控制时间, 使得控制策略更加有效
[105]	Ding 等/2023	多变量系统误差、误差增量、固定阈值	当多变量系统误差大于阈值或误差增量大于阈值时, 触发控制器更新	$\begin{cases} \varpi_{1,i}(t(t) \in \Omega_1()) > \xi_1, \varpi_{1,i}t) \\ \text{或} \\ \varpi_{2,i}(t(t) \in \Omega_2()) > \xi_2, \varpi_{2,i}t) \end{cases}$	相比时间触发机制, 更新次数减少 66%; 减少重复输入低效控制信号所引起的误差振荡问题

Lyapunov 的 NNC 设计的出现, 使得利用现有的自适应控制理论严格保证闭环 NNC 系统的稳定性、鲁棒性和收敛性成为可能, 如 Takaghaj 等^[94, 106] 基于 Lyapunov 定理设计 NNC 并在线更新参数, 通过稳定性分析证明所设计控制系统为最终一致有界 (Ultimately uniformly bounded, UUB) 的. 本文此处将自适应控制理论和 NNC 技术相结合的控制设计称为自适应 NNC, 其通过在线更新神经网络参数与结构的模式以保证闭环系统的稳定性. 例如, He 等^[101]、Ding 等^[102]、汤健等^[103] 和 Tian 等^[73] 均证明了 NNC 控制器在采用 GD 在线更新参数时, 闭环系统是稳定的. 进一步, 丁海旭等^[104] 证明 NNC 的结构采用所提的增长和删减机制在线更新时, 系统是稳定的; 文献^[102] 从事件触发的角度, 证明当事件不被触发时, 控制器在控制过程中是稳定的. 显然, 控制系统的稳定性对确保科研院所研究的 NNC 能够在工业实际落地应用也至关重要.

综上, 面向 MSWI 过程的 NNC 已从理论层面证明控制器在参数、结构与事件触发更新时的稳定性, 为其后续在实际过程的落地应用奠定了理论基础.

3.4 NNC 性能分析

为进一步阐明 NNC 在解决或缓解 MSWI 过程固有的复杂性和不确定性等难点方面的适用性, 本节将探讨不同 NNC 方法的性能差异. 同时, 通过与现有文献中其他控制算法的对比分析, 突出 NNC 在 MSWI 过程中的优越性, 并展示其相较于其他控制方法的优势. 表 7 总结了面向 MSWI 过程的不同 NNC 的性能差异及其与其他算法而言的对比优势.

如表 7 所示, NNC 在应对 MSWI 过程的主要控制难点方面相较于其他控制算法具有优势, 主要

源于其在处理时变非线性特性、多源干扰以及不确定动态特性方面的有效性. 对比实验表明, NNC 通过引入自适应机制, 在控制稳定性和精度上显著优于专家控制、PID 控制器和模糊控制器.

FNN 控制器相较 NNC 而言, 通过模糊语言和隶属度函数具备一定的不确定性处理能力, IT2FNN 控制器在处理不确定性上的表现更为优越. 针对 MSWI 过程的多变量耦合特性, 文献^[74, 104–105] 利用 FNN 的解耦能力构建多回路多变量 FNN 控制器, 实现 MSWI 过程中的多变量控制, 优于 PID 和模糊控制器.

文献^[91–92, 99, 103] 等通过引入事件触发机制、构建 NN 参考模型或对中间变量进行有效控制, 实现系统的稳定控制. 现有研究表明, 通过 NNC 的自适应特性可有效控制 CVs, 进而使 EIs 稳定在达标范围, 增强系统的环保性. 针对 MSWI 过程的时滞特性, 目前基于 NNC 的研究相对较少, 主要原因在于, 现有结构需结合循环结构和自组织、自适应算法进行改进才能处理这些问题. 已有研究成果, 例如在污水处理过程中应用的具备时滞处理能力的 FNN 控制器^[114–115], 为解决上述问题提供了可借鉴经验的案例.

综上所述, NNC 凭借参数学习和结构调整带来的自适应能力, 在应对 MSWI 过程的时变非线性特性方面表现出明显优势. 通过引入模糊系统, FNN 控制器进一步具备了处理不确定性的能力, IT2FNN 控制器则再一步增强了其对多源干扰及不确定动态特性的处理能力. 结合网络结构学习、事件触发机制等在线更新算法, FNN 控制器在多变量解耦控制中展现出优越性, 尤其在多变量控制上较 NN 和 PID 控制器具有显著优势. 此外, NN 通过自

表 6 面向 MSWI 过程的 NNC 稳定性分析统计结果
Table 6 Statistical results of NNC stability analysis for MSWI processes

文献	作者/年份	稳定性分析内容	设计的 Lyapunov 函数	结论
[98]	沈凯等/2004	无	无	仅从仿真层面证明系统稳定性
[92]	高阁等/2007	无	无	仅从仿真层面证明系统稳定性
[99]	杨涛等/2011	无	无	仅从仿真层面证明系统稳定性
[106]	Takaghaj 等/2012	参数在线更新的稳定性	$V = \frac{e^T e}{2} + \frac{\tilde{\Theta}^T \tilde{\Theta}}{2\beta_{\Theta}} + \frac{\tilde{G}^T \tilde{G}}{2\beta_G} + \frac{\tilde{w}^T \tilde{w}}{2\beta_w}$	所设计控制系统为 UUB
[94]	Takaghaj 等/2014	参数在线更新的稳定性	$V_n = \frac{e_n^T e_n}{2} + \frac{\tilde{p}^T \tilde{p}}{2\beta_p} + \frac{\text{tr}(\tilde{P}^T \tilde{P})}{2\beta_P} + \frac{\tilde{w}^T \tilde{w}}{2\beta_w}$	所设计控制系统为 UUB
[74]	Ding 等/2023	参数在线更新的稳定性 结构在线更新的稳定性	$V_1(t) = (E(t))^2/2$ (参数更新); $\tilde{V}_2(t) = V_2(t) + \left[\sum_{q=1}^2 \left(\Delta \hat{u}'_q(t) - \Delta \hat{u}_q(t) \right) \right]^2 / 2$ (结构更新); $\tilde{V}_3(t) = V_3(t) + \left[\sum_{q=1}^2 \left(\Delta \hat{u}''_q(t) - \Delta \hat{u}_q(t) \right) \right]^2 / 2$ (结构更新)	当学习率满足 $0 < \eta < \frac{2}{(\lambda_{\max})^2}$ 时, 系统是稳定的; 控制器在自组织 过程中, 系统是稳定的
[100]	Tian 等/2023	无	无	基于实际工业数据实验 证明系统稳定性
[101]	He 等/2023	参数在线更新的稳定性	$V(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_g} \left(1 - \exp\left(\frac{-e_k^2}{2\sigma_g^2}\right) \right)$	当学习率满足 $0 < \eta < 2/\left\ \frac{\partial y_k}{\partial \Theta_k} \right\ ^2$ 时, 系统是渐近稳定的
[102]	Ding 等/2023	参数在线更新的稳定性 结构在线更新的稳定性 事件触发的稳定性	$L_1(t) = \frac{e_1^2(t)}{2}$ (参数更新); $L_2(t) = L_1(t) + \frac{E_{m'+1}^2(t)}{2}$ (结构更新); $L_3(t) = L_1(t) + \frac{E_{m'-1}^2(t)}{2}$ (结构更新); $L_4(t) = \frac{e_1^2(t)}{2}$ (事件触发)	当学习率满足 $0 < \eta^c < \frac{2}{\ \gamma(t)\ ^2}$ 时, 系统是渐近稳定的
[103]	汤健等/2025	参数在线更新的稳定性	$E(t) = \frac{1}{2}(\hat{y}(t) - y^*(t))^2 = \frac{1}{2}e^2(t)$	当学习率满足 $\psi_{\underline{c}} + \psi_{\underline{e}} + \psi_{\sigma} + \psi_w + \psi_b < 2$ 时, 系统是渐近稳定的
[104]	丁海旭等/2023	参数在线更新的稳定性 结构在线更新的稳定性	$\vartheta_1(t) = \frac{1}{2}(E^c(t))^2$ (参数更新); $\tilde{\vartheta}_2(t) = \vartheta_2(t) + \frac{1}{2}\left(E_{m'-1}^c(t)\right)^2$ (结构更新); $\tilde{\vartheta}_3(t) = \vartheta_3(t) + \frac{1}{2}\left(E_{m'-1}^c(t)\right)^2$ (结构更新)	当学习率满足 $0 < \eta^c < \frac{2}{(\lambda_{\max})^2}$ 时, 系统是稳定和收敛的; 当采用所提的 增长和删减机制时, 系统是稳定的
[105]	Ding 等/2023	参数在线更新的稳定性	$\vartheta_1(t) = \frac{(E^c(t))^2}{2}$	当学习率满足 $0 < \eta^c < \frac{2}{(\lambda_{\max})^2}$ 时, 系统是稳定和收敛的
[73]	Tian 等/2024	参数在线更新的稳定性	$V(t) = e^2(t)/2$	当 IT2FNN 控制器采用 GD 在线更 新参数且满足假设时, 系统是 BIBO 稳定的
[91]	游敏/2024	无	无	仅从仿真层面证明系统稳定性

适应和自学习能力, 能够有效减少人工操作模式固有的主观性和滞后性等问题. 尽管当前 NNC 针对 MSWI 过程的时滞处理研究仍较为有限, 但其在污水处理等领域的应用经验为后续推广应用奠定了坚实的理论基础.

4 研究展望

NNC 能够处理复杂的非线性和时变特性, 能够提高动态环境下对设定值的追踪性能. 近年来, NNC 方法在 MSWI 过程中得到广泛研究和关注,

表 7 面向 MSWI 过程的不同 NNC 的性能差异及优势
Table 7 Performance differences and advantages of different NNCs for MSWI processes

文献	作者/年份	针对的控制难点	控制器类型及在线更新策略	对比方法	优势
[92]	高阁等/2007	被控过程具有滞后性; 炉膛温度存在的不确定性和非线性导致其难以稳定控制	BPNN 控制器; 参数更新	人工控制	快速响应炉膛温度变化, 实现稳定控制, 减少人工操作的延迟和误差; 能够降低二次污染, 提高安全性和环保性
[93]	陶怀志等/2008	人工操作模式, 自动化程度低; 人工操作的滞后性	集成 NN 控制器	人工控制	通过神经网络模型进行 MSWI 过程的自动控制, 减少对高技能领域专家的依赖; 提高焚烧设备的运行效率和安全性
[99]	杨涛等/2011	强非线性过程; 难以建立准确的 EIs 模型	双端输入模糊 BPNN 控制器; 参数学习	PID 控制器; 模糊控制	在温度控制方面具有过渡过程时间短、超调小的特点; 具备学习能力, 在波动剧烈的温度控制中缩短过渡过程
[106]	Takaghaj 等/2012	非线性和非最小相位特性; 燃料热值未知且存在波动; 腐蚀和磨损导致系统参数发生变化, 具有不确定性	自适应 NN 控制器; 参数更新	PID 控制器	具有更高的性能、稳定性和适应性; 精确控制过剩氧气水平, 实现高效燃烧, 减少污染排放
[94]	Takaghaj 等/2014	强非线性与不确定性; 控制器缺乏自适应能力, 稳定性差	类脑神经网络控制器; 参数更新	PI 控制器	在适应性、稳定性和跟踪性能方面均有显著提升
[74]	Ding 等/2023	多变量强耦合和时变; MSW 组分复杂和热值波动导致强不确定性; 过程非线性强, 控制过程不稳定	FNN 控制器; 参数更新; 结构自组织; 事件触发更新	模糊神经控制器; 自组织模糊控制器; 自组织 FNN 控制器; 模糊神经控制器	在神经元的数量与其他控制器相似的情况下, 具备较好的控制效果; 具有同时响应多个被控变量的多回路解耦能力; 事件触发机制有助于长期稳定控制和避免瞬态异常值
[100]	Tian 等/2023	炉膛温度受多种不确定与外部干扰因素的影响; 被控对象难以构建, EIs 指标难以获取; 强非线性导致难以有效控制	自适应 FNN 控制器; 参数更新; 结构更新	PID 控制器	有效处理不确定性与扰动; 通过自适应能力应对非线性, 提高控制精度
[101]	He 等/2023	过程具有不确定性, 炉膛温度控制难度大; 需要频繁更新控制器	基于事件触发的自组织 FNN 控制器; 参数更新; 结构自组织; 事件触发更新	PID 控制器; 基于 RBF 的自整定 PID 控制器; FNN 控制器	控制性能显著优于 PID 类型控制器; 减少控制器更新次数, 降低操作成本; 提高控制精度和稳定性, 适应不确定性
[102]	Ding 等/2023	数据含有异常值和噪声; 多过程变量间存在耦合, 控制规则难以推导; 外部干扰和不确定性对控制的稳定性构成挑战	鲁棒 FNN 控制器; 参数更新; 结构自组织; 事件触发更新	多变量直接自组织 FNN 控制器; 自组织 FNN 控制器; 模糊控制器; FNN 控制器	在处理不确定性和外部干扰时展现出更强的鲁棒性; 在面对数据不完善和外部干扰时, 提供更为高效和可靠的控制方案
[103]	汤健等/2025	精准被控对象模型难以构建; 存在强不确定性与多源干扰	IT2FNN 控制器; 参数更新	FNN 控制器; PID 控制器	处理不确定性能力增强; 优化了控制性能
[104]	丁海旭等/2023	多变量耦合、工况漂移; 难以建立被控对象模型	自组织 FNN 控制器; 参数更新; 结构更新	NN 控制器; 自组织模糊控制器; 自组织 FNN 控制器; FNN 控制器	具有良好的建模能力与在线控制性能; 构建多变量被控对象; 实现多变量同步控制, 提高控制精度与鲁棒性
[105]	Ding 等/2023	多变量耦合、非线性和不确定性; 多变量被控对象模型难以建立; 外部干扰强烈, 影响控制稳定性	多变量 FNN 控制器; 参数更新; 结构自组织; 事件触发更新	模糊神经控制器	构建多变量 FNN 模型作为被控对象; 有效降低能耗和机械磨损; 提供更好的控制效果和跟踪精度
[73]	Tian 等/2024	存在 MSW 组分多变和设备维护等多源干扰; 在有效克服炉膛温度不确定性方面存在困难	基于 BO 的 IT2FNN 控制器; 基于 BO 的初值设计; 参数更新	IT2FNN 控制器; 自组织 FNN 控制器; FNN 控制器; PID 控制器	能够有效地处理不确定性; 在面对复杂和不确定的环境时具有更好的适应性和鲁棒性
[91]	游敏/2024	传统 PID 控制反应时间长, 控制效果不佳	BPNN 控制器; 参数更新	PID 控制器	在酸性气体排放控制精度上优于 PID 控制器

成为实现其稳定运行的有效途径. 作为一种先进的控制策略, NNC 在未来具有广泛的发展和应用前景. 在 MSWI 领域, 其主要研究方向包括: 构建 MSWI 过程的国际化基准模型、设计基于智能算法调节的 NNC 控制器、开发适用于多工况和多触发机制的多被控变量 NNC 控制器, 以及设计具备可解释性的深度 NNC 控制器等.

4.1 国际化的基准 MSWI 过程模型构建

从 NNC 的应用角度而言, 深入研究 MSWI 过程的被控对象模型, 挖掘有效信息并提高表征模型精度, 具有重要的实用意义. 在污水处理领域, 国际化基准模型已得到广泛应用^[116-117], 这为全球研究者提供了一个统一的平台, 能够用于验证和优化控制策略, 这也为其他复杂工业过程的基准模型构建提供了有益参考. MSWI 过程具有高度的复杂性、非线性和不确定性, 构建国际化基准模型, 既有助于统一研究标准以促进不同控制策略的比较和改进, 也为全球研究者提供测试和验证基准, 具有必要性和紧迫性.

MSWI 过程包括多个串联的子系统, 涉及复杂的物理化学反应. 当前建立的 MSWI 过程模型大多仅针对某一部分进行局部建模, 难以全局反映各个子系统之间的内在联系. 因此, 国际化基准模型应是涵盖多个工艺阶段的 MSWI 全流程模型, 能够捕捉从废物输入到能源回收与排放处理的整个过程中的复杂动态变化. 同时, 考虑到 MSWI 电厂对领域工程师 (即知识型工作者) 的高度依赖性以及焚烧机理知识存在的获取难、量化难和利用难等问题^[4], 基准模型还需基于数值仿真的多工况 MSWI 全流程模型扩展真实运行数据的分布边界和获取机理知识. 基准模型应具备混合机理-数据-知识的特点, 通过结合物理机理模型、数据驱动模型和专家知识, 研究机理-数据-知识混合驱动的半参数建模策略, 在降低模型复杂度的同时提高运行效率.

4.2 智能优化算法调节的 NNC 设计

包括粒子群优化和遗传算法等在内的智能优化算法具备强大的搜索能力和全局优化性能, 能够自适应地调整 NNC 的参数和结构, 从而在动态、噪声和不确定性环境中保持良好的控制性能和鲁棒性. 由第 3.2 节的分析可知, 智能优化算法在 NNC 中的应用目前主要局限于控制器参数与结构的初始化和离线超参数的优化. 其应用难点在于 MSWI 过程中 NNC 的在线更新涉及多目标优化问题的研究, 涵盖离散和连续变量 (神经元个数与连接权重)^[56]、控制性能与 EIs 优化协调、现场计算实时性与最优

性平衡、优化算法探索与开发能力均衡等多个方面.

4.3 多工况多触发机制下的多被控变量 NNC 设计

事件触发的 NNC 策略通过设置触发条件和根据事件差异进行采样控制, 能够有效减少控制动作的频率, 降低计算量和通信量, 已成功应用于污水处理^[118-119]、辊道窑温度场^[120-121]以及多智能体系统^[122-123]等领域, 具有重要的理论意义和现实价值. 虽然该策略已在 MSWI 过程的控制中得到应用, 但主要面向特定工况下的单一触发机制. 鉴于 MSW 组分多样性和运行工况多变性带来的工况复杂性, 研究具备多工况适应能力的 NNC 可以在不同运行工况下实现最优控制, 研究多触发机制使控制器能够根据实时监测数据和事件触发条件进行及时调整, 研究多变量 NNC 能够同时控制诸如炉膛温度、烟气含氧量和蒸汽流量等多个被控变量, 并协调它们的相互作用, 从而实现更为稳定的智慧化焚烧.

4.4 可解释的深度 NNC 设计

现有的数据驱动 NNC 通常采用浅层结构 NN 构建^[124]. 然而, 浅层 NN 结构难以从 MSWI 运行数据中有效提取特征, 导致数据表征能力不足^[125], 在处理复杂、非线性多变量系统时, 往往表现出控制精度不够、适应性差的缺陷. 相比之下, 深度 NNC 通过多层次结构能够更有效地捕捉和建模复杂系统的非线性关系, 在复杂工业过程控制中更具优势^[126]. 然而, 在 MSWI 这种涉及多工况、多触发机制和多被控变量的复杂环境中, 深度 NNC 的控制决策过程往往缺乏透明性和可解释性. 这种“黑箱”特性使深度 NNC 在实际应用中难以有效地解释控制策略, 进而导致不理想的运行结果甚至系统失效. 显然, 可解释的控制器能够提供清晰的控制决策逻辑, 增强操作人员的信任感, 并在出现异常情况时提供可追溯的原因分析, 有助于优化和改进控制策略. 因此, 未来的研究应重点关注, 在保持深度 NNC 高性能的同时提升其可解释性, 以促进 MSWI 控制具身智能化的落地应用.

5 结束语

发达国家和发展中国家在 MSWI 过程稳定控制研究中的关注点具有不同的阶段性和地域性特征. 发达国家在 20 年前已解决固废热值稳定情况下的焚烧过程的高效自动化控制问题. 然而, 面对发展中国家的 MSWI 过程固有的固废成分高度不确定、设备运维预警能力弱等特性, NNC 研究才刚刚起步. 鉴于其重要性, 本文对 MSWI 过程现有

NNC 研究进行系统综述, 主要贡献体现在: 1) 在详细描述工艺流程的基础上, 深入探讨 MSWI 过程的控制问题与控制目标, 指出控制的难点和复杂性; 2) 概述面向控制的机理模型和数据驱动模型, 简要分析非 NNC 控制器的研究现状; 3) 系统综述 NNC 设计现状, 指出需根据具体控制任务选择合适的 NNC, 需对其参数和结构进行合理初始化, 特别深入地综

述了网络参数、网络结构与事件触发的在线更新和稳定性分析现状, 并进行控制性能分析; 4) 展望 NNC 在促进 MSWI 控制具身智能化过程中的未来发展, 指出了未来可能的方向及潜在的研究重点.

附录 A

本文中提及的大部分缩略词及含义参见表 A1.

表 A1 缩略词及含义
Table A1 Abbreviations and their meanings

缩略词	英文全称	中文含义
MSW	Municipal solid waste	城市固废
MSWI	Municipal solid waste incineration	城市固废焚烧
WTE	Waste-to-Energy	废物到能源
EIs	Environmental indicators	环保指标
MV	Manipulated variable	操纵变量
CV	Controlled variable	被控变量
AV	Auxiliary variables	辅助变量
ACC	Automatic combustion control	自动燃烧控制
AI	Artificial intelligence	人工智能
APC	Advanced process control	先进过程控制
NNC	Neural network control	神经网络控制
ANN	Artificial neural network	人工神经网络
CEMS	Continuous emission monitoring system	连续排放监测系统
DXN	Dioxin	二噁英
HRGC/HRMS	High-resolution gas chromatography/High-resolution mass spectrometry	高分辨气相色谱-高分辨率质谱联用法
EnDT	Ensemble decision tree	集成决策树
RF	Random forest	随机森林
GBDT	Gradient boosting decision tree	梯度提升决策树
FNN	Fuzzy neural network	模糊神经网络
PSO	Particle swarm optimization	粒子群优化
LRDT	Linear regression decision tree	线性回归决策树
BP	Back propagation	反向传播
RBF	Radial basis function	径向基函数
XGBoost	Extreme gradient boosting	极端梯度提升
IAI	Industrial AI	工业人工智能
HSIC	Human simulated intelligent control	仿人智能控制
FLC	Fuzzy logic control	模糊逻辑控制
MPC	Model predictive control	模型预测控制
LSTM	Long short-term memory	长短期记忆
RWNN	Random weight neural network	随机权重神经网络
IT2FNN	Interval type-2 FNN	区间二型模糊神经网络
GD	Gradient descent	梯度下降
SOA	Seagull optimization algorithm	海鸥优化算法
BO	Bayesian optimization	贝叶斯优化
RLS	Recursive least squares	递归最小二乘
UUB	Ultimately uniformly bounded	最终一致有界

References

- 1 Gómez-Sanabria A, Kiesewetter G, Klimont Z, Schoepp W, Haberl H. Potential for future reductions of global GHG and air pollutants from circular waste management systems. *Nature Communications*, 2022, **13**(1): Article No. 106
- 2 Qiao Jun-Fei, Guo Zi-Hao, Tang Jian. Dioxin emission concentration measurement approaches for municipal solid wastes incineration process: A survey. *Acta Automatica Sinica*, 2020, **46**(6): 1063–1089
(乔俊飞, 郭子豪, 汤健. 面向城市固废焚烧过程的二噁英排放浓度检测方法综述. 自动化学报, 2020, **46**(6): 1063–1089)
- 3 Chen An, Chen Jing-Rui, Cui Jing, Fan Chao, Han Wei. Research on risks and countermeasures of “cities besieged by waste” in China—An empirical analysis based on DIIS. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2019, **34**(7): 797–806
(陈安, 陈晶睿, 崔晶, 范超, 韩玮. 中国 31 个直辖市和省会(首府)城市“垃圾围城”风险与对策研究——基于 DIIS 方法的实证研究. 中国科学院院刊, 2019, **34**(7): 797–806)
- 4 Tang Jian, Xia Heng, Yu Wen, Qiao Jun-Fei. Research status and prospects of intelligent optimization control for municipal solid waste incineration process. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(10): 2019–2059
(汤健, 夏恒, 余文, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程智能优化控制研究现状与展望. 自动化学报, 2023, **49**(10): 2019–2059)
- 5 Walser T, Limbach L K, Brogioli R, Erismann E, Flamigni L, Hattendorf B, et al. Persistence of engineered nanoparticles in a municipal solid-waste incineration plant. *Nature Nanotechnology*, 2012, **7**(8): 520–524
- 6 Xia H, Tang J, Aljerf L. Dioxin emission prediction based on improved deep forest regression for municipal solid waste incineration process. *Chemosphere*, 2022, **294**: Article No. 133716
- 7 Bajić B Ž, Dodić S N, Vučurović D G, Dodić J M, Grahovac J A. Waste-to-energy status in Serbia. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, **50**: 1437–1444
- 8 Kalyani K A, Pandey K K. Waste to energy status in India: A short review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, **31**: 113–120
- 9 Ministry of Ecology and Environment. Automatic monitoring data disclosure platform for domestic waste incineration power plants [Online], available: <https://ljgk.envsc.cn/>, June 24, 2025
(生态环境部. 生活垃圾焚烧发电厂自动监测数据公开平台 [Online], available: <https://ljgk.envsc.cn/>, 2025-06-24)
- 10 Liang X, Kurniawan T A, Goh H H, Zhang D D, Dai W, Liu H, et al. Conversion of landfilled waste-to-electricity (WTE) for energy efficiency improvement in Shenzhen (China): A strategy to contribute to resource recovery of unused methane for generating renewable energy on-site. *Journal of Cleaner Production*, 2022, **369**: Article No. 133078
- 11 Hunsinger H, Jay K, Vehlow J. Formation and destruction of PCDD/F inside a grate furnace. *Chemosphere*, 2002, **46**(9–10): 1263–1272
- 12 Kaza S, Yao L C, Bhada-Tata P, van Woerden F, Martin T M R, Serrona K R B, et al. *What a Waste 2.0: A Global Snapshot of Solid Waste Management to 2050*. Washington: World Bank Group, 2021.
- 13 Gu Lin, He Kui, Liu Hai-Wei. Study on waste heat value characteristics and its impact on waste incineration power generation project in China. In: Proceedings of Environmental Engineering Branch of Chinese Society of Environmental Sciences—Technology Innovation and Application (III). Nanchang, China: Editorial Department of Environmental Engineering, 2022.
(谷琳, 何坤, 刘海威. 中国生活垃圾焚烧发电项目垃圾热值特性及其影响研究. 见: 中国环境科学学会 2022 年科学技术年会环境工程分会场——技术创新与应用论文集 (三). 南昌, 中国: 《环境工程》编辑部, 2022.)
- 14 Yamada T, Asari M, Miura T, Nijima T, Yano J, Sakai S I. Municipal solid waste composition and food loss reduction in Kyoto city. *Journal of Material Cycles and Waste Management*, 2017, **19**(4): 1351–1360
- 15 Gui Wei-Hua, Yue Wei-Chao, Xie Yong-Fang, Zhang Hong-Liang, Yang Chun-Hua. A review of intelligent optimal manufacturing for aluminum reduction production. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(11): 1957–1970
(桂卫华, 岳伟超, 谢永芳, 张红亮, 阳春华. 铝电解生产智能优化制造研究综述. 自动化学报, 2018, **44**(11): 1957–1970)
- 16 Du Sheng-Li, Zhang Qing-Da, Cao Bo-Qi, Qiao Jun-Fei. A review of model predictive control for urban wastewater treatment process. *Information and Control*, 2022, **51**(1): 41–53
(杜胜利, 张庆达, 曹博琦, 乔俊飞. 城市污水处理过程模型预测控制研究综述. 信息与控制, 2022, **51**(1): 41–53)
- 17 Wang Y J, Huang J Q, Zhou W X, Lu F, Xu W H. Neural network-based model predictive control with fuzzy-SQP optimization for direct thrust control of turbofan engine. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2022, **35**(12): 59–71
- 18 Schwedersky B B, Flesch R C C, Rovea S B. Echo state networks for online, multi-step MPC relevant identification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2022, **108**: Article No. 104596
- 19 Tang J, Wang T Z, Xia H, Cui C L. An overview of artificial intelligence application for optimal control of municipal solid waste incineration process. *Sustainability*, 2024, **16**(5): Article No. 2042
- 20 el Asri R, Baxter D. Process control in municipal solid waste incinerators: Survey and assessment. *Waste Management and Research*, 2004, **22**(3): 177–185
- 21 Bunsan S, Chen W Y, Chen H W, Chuang Y H, Grisdanurak N. Modeling the dioxin emission of a municipal solid waste incinerator using neural networks. *Chemosphere*, 2013, **92**(3): 258–264
- 22 Leskens M, van 't Veen P P, van Kessel L B M, Bosgra O H, van den Hof P M J. Improved economic operation of MSWC plants with a new model based PID control strategy. *IFAC Proceedings Volumes*, 2010, **43**(5): 655–660
- 23 Chai Tian-You. Development directions of automation science and technology. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(11): 1923–1930
(柴天佑. 自动化科学与技术发展方向. 自动化学报, 2018, **44**(11): 1923–1930)
- 24 Sun Bei, Zhang Bin, Yang Chun-Hua, Gui Wei-Hua. Discussion on modeling and optimal control of nonferrous metallurgical purification process. *Acta Automatica Sinica*, 2017, **43**(6): 880–892
(孙备, 张斌, 阳春华, 桂卫华. 有色冶金净化过程建模与优化控制问题探讨. 自动化学报, 2017, **43**(6): 880–892)
- 25 Liu Qiang, Qin S. Joe. Perspectives on big data modeling of process industries. *Acta Automatica Sinica*, 2016, **42**(2): 161–171
(刘强, 秦泗钊. 过程工业大数据建模研究展望. 自动化学报, 2016, **42**(2): 161–171)
- 26 van Kessel L B M, Leskens M, Brem G. On-line calorific value sensor and validation of dynamic models applied to municipal solid waste combustion. *Process Safety and Environmental Protection*, 2002, **80**(5): 245–255
- 27 Leskens M, van Kessel L B M, van den Hof P M J. MIMO closed-loop identification of an MSW incinerator. *Control Engineering Practice*, 2002, **10**(3): 315–326
- 28 Leskens M, van Kessel L B M, Bosgra O H. Model predictive control as a tool for improving the process operation of MSW combustion plants. *Waste Management*, 2005, **25**(8): 788–798
- 29 Qin Y F, Bai Y, Shen Z L, Zhang K M. Design of combustion control system for MSW incineration plant. In: Proceedings of

- the International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation (ICICTA). Changsha, China: IEEE, 2008. 341–344
- 30 Cho J, Kim Y, Song J, Lee T K, Song H H. Design of dynamic plant model and model-based controller for a heat recovery system with a swirling flow incinerator. *Energy*, 2018, **147**: 1016–1029
 - 31 Wang T Z, Tang J, Xia H. Key controlled variable model of MSWI process based on ensembled decision tree algorithm. In: Proceedings of the China Automation Congress (CAC). Beijing, China: IEEE, 2021. 5038–5043
 - 32 di Capaci R B, Pannocchia G, Dal Pozzo A, Antonioni G, Cozzani V. Data-driven models for advanced control of acid gas treatment in waste-to-energy plants. *IFAC-PapersOnLine*, 2022, **55**(7): 869–874
 - 33 Ding Hai-Xu, Tang Jian, Xia Heng, Qiao Jun-Fei. Modeling of MIMO controlled object in municipal solid waste incineration process based on TS-FNN. *Control Theory and Applications*, 2022, **39**(8): 1529–1540
(丁海旭, 汤健, 夏恒, 乔俊飞. 基于 TS-FNN 的城市固废焚烧过程 MIMO 被控对象建模. 控制理论与应用, 2022, **39**(8): 1529–1540)
 - 34 Chen J K, Tang J, Xia H, Wang D D, Wang T Z, Xu W. Cascade transfer function models of MSWI process based on weight adaptive particle swarm optimization. In: Proceedings of the China Automation Congress. Beijing, China: IEEE, 2021. 5553–5558
 - 35 Wang Tian-Zheng, Tang Jian, Xia Heng, Qiao Jun-Fei. Hardware-in-the-loop simulation platform of loop control for municipal solid waste incineration process. *Journal of System Simulation*, 2023, **35**(2): 241–253
(王天峥, 汤健, 夏恒, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程的回路控制半实物仿真平台. 系统仿真学报, 2023, **35**(2): 241–253)
 - 36 Xia H, Tang J, Wang T Z, Tian H, Cui C L, Xu W. Interpretable controlled object model of furnace temperature for MSWI process based on a novel linear regression decision tree. In: Proceedings of the 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yichang, China: IEEE, 2023. 325–330
 - 37 Wang Tian-Zheng, Tang Jian, Xia Heng, Pan Xiao-Tong, Qiao Jun-Fei, Liu Xi-Zhi. Design and implementation of multi-modal data-driven verification platform for municipal solid waste incineration process. *Proceedings of the CSEE*, 2023, **43**(12): 4697–4707
(王天峥, 汤健, 夏恒, 潘晓彤, 乔俊飞, 刘溪芷. 多模态数据驱动的城市固废焚烧过程验证平台设计与实现. 中国电机工程学报, 2023, **43**(12): 4697–4707)
 - 38 Yang W W, Tang J, Tian H, Yu W, Qiao J F. Flue gas oxygen content control based on interval type-2 fuzzy broad learning system and PID for MSWI process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 15473–15487
 - 39 Ding H X, Tang J, Qiao J F. Dynamic modeling of multi-input and multi-output controlled object for municipal solid waste incineration process. *Applied Energy*, 2023, **339**: Article No. 120982
 - 40 He Hai-Jun, Meng Xi, Tang Jian, Qiao Jun-Fei. Research on modeling and control of furnace temperature for municipal solid waste incineration process. *Control Engineering of China*, 2023, **30**(10): 1852–1862
(何海军, 蒙西, 汤健, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程炉膛温度建模与控制研究. 控制工程, 2023, **30**(10): 1852–1862)
 - 41 Wang Tian-Zheng, Tang Jian, Xia Heng, Qiao Jun-Fei. Data driven modeling of MSWI whole process based on XGBoost serial and parallel ensemble. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2025, **31**(5): 1829–1843
(王天峥, 汤健, 夏恒, 乔俊飞. 基于 XGBoost 串并联集成的数据驱动 MSWI 全流程模型. 计算机集成制造系统, 2025, **31**(5): 1829–1843)
 - 42 Wang J Y, Peng Z, Wang X D, Li C, Wu J J. Deep fuzzy cognitive maps for interpretable multivariate time series prediction. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2021, **29**(9): 2647–2660
 - 43 Zhang H Z, Zhou A M, Chen Q, Xue B, Zhang M J. SR-Forest: A genetic programming-based heterogeneous ensemble learning method. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2024, **28**(5): 1484–1498
 - 44 de Campos Souza P V, Dragoni M. IFNN: Enhanced interpretability and optimization in FNN via Adam algorithm. *Information Sciences*, 2024, **678**: Article No. 121002
 - 45 Fei J T, Xie J P. Self-evolving Hermite fuzzy neural fractional-order sliding mode control of MEMS gyroscope. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2025, **22**: 5906–5915
 - 46 Carrasco F, Llauró X, Poch M. A methodological approach to knowledge-based control and its application to a municipal solid waste incineration plant. *Combustion Science and Technology*, 2006, **178**(4): 685–705
 - 47 Ju Y S. Intelligent optimization control strategy for secondary pollution of flue gas in municipal solid waste incineration. *Wireless Communications and Mobile Computing*, 2022, **2022**: Article No. 6125760
 - 48 Ni Y M, Li L. Garbage incineration and intelligent fusion strategy of secondary pollution control. *Advanced Materials Research*, 2013, **853**: 323–328
 - 49 Xiao Qian-Jun, Xu Hu. Algorithm for human-simulated intelligent temperature control of incinerator combustion process of urban household garbage. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2015, **10**(6): 881–885
(肖前军, 许虎. 生活垃圾焚烧炉燃烧过程温度的仿人智能控制. 智能系统学报, 2015, **10**(6): 881–885)
 - 50 Wu Qian. Application study of PSO improving based intelligent algorithm in incineration pollution control. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2018, **32**(12): 133–138
(巫茜. 采用 PSO 改进的智能算法在焚烧污染控制中的应用. 重庆理工大学学报 (自然科学), 2018, **32**(12): 133–138)
 - 51 Qian Da-Qun, Sun Zhen-Fei. A waste incineration intelligent control system. *Information and Control*, 1993, **22**(6): 374–377
(钱大群, 孙振飞. 一个垃圾焚烧智能控制系统. 信息与控制, 1993, **22**(6): 374–377)
 - 52 Shen Kai, Lu Ji-Dong, Chang Peng, Li Zheng-Hua, Liu Gang. Application of adaptive fuzzy control method in combustion temperature process control system of incinerator. *Journal of Chinese Society of Power Engineering*, 2004, **24**(3): 366–369
(沈凯, 陆继东, 昌鹏, 李正华, 刘刚. 模糊自适应方法在垃圾焚烧炉温度控制系统中的应用. 动力工程, 2004, **24**(3): 366–369)
 - 53 Shen K, Lu J D, Li Z H, Liu G. An adaptive fuzzy approach for the incineration temperature control process. *Fuel*, 2005, **84**(9): 1144–1150
 - 54 Chang Peng, Lu Ji-Dong, Shen Kai, Li Zheng-Hua. Research on weight factor adaptive control system of incinerator temperature. *Boiler Technology*, 2004, **35**(6): 77–81
(昌鹏, 陆继东, 沈凯, 李正华. 垃圾焚烧炉炉温加权因子自适应控制方法的研究. 锅炉技术, 2004, **35**(6): 77–81)
 - 55 Cervantes J, Yu W, Salazar S, Chairez I. Time-varying output-based Takagi-Sugeno fuzzy controller of uncertain nonlinear systems. *International Journal of Systems Science*, 2020, **51**(9): 1495–1510
 - 56 Han H G, Sun C X, Wu X L, Yang H Y, Qiao J F. Training fuzzy neural network via multiobjective optimization for nonlinear systems identification. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, **30**(9): 3574–3588
 - 57 He Hai-Jun, Meng Xi, Tang Jian, Qiao Jun-Fei. ET-RBF-PID-based control method for furnace temperature of municipal waste incineration process. *Control Theory and Applications*, 2022, **39**(12): 2262–2273

- (何海军, 蒙西, 汤健, 乔俊飞. 基于 ET-RBF-PID 的城市固废焚烧过程炉膛温度控制方法. 控制理论与应用, 2022, **39**(12): 2262–2273)
- 58 Dai Shuang, Zhang Wei, Zhang Xian-He. Fuzzy control and simulation of combustion system in waste incineration furnaces. *Scientific and Technological Innovation*, 2019(22): 21–22 (代爽, 张伟, 张先鹤. 垃圾焚烧炉燃烧系统的模糊控制与仿真. 科学技术创新, 2019(22): 21–22)
 - 59 Wang T Z, Tang J, Xia H. Multiple input multiple output control method based on single neuron adaptive PID for municipal solid waste incineration process. In: Proceedings of the 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yichang, China: IEEE, 2023. 331–336
 - 60 Ding H X, Tang J, Qiao J F. MIMO modeling and multi-loop control based on neural network for municipal solid waste incineration. *Control Engineering Practice*, 2022, **127**: Article No. 105280
 - 61 Leskens M, van Kessel L B M, van den Hof P M J, Bosgra O H. Nonlinear model predictive control with moving horizon state and disturbance estimation—With application to MSW combustion. *IFAC Proceedings Volumes*, 2005, **38**(1): 291–296
 - 62 Leskens M, van der Linden R, van Kessel L B M, Bosgra O H, van den Hof P M J. Nonlinear model predictive control of municipal solid waste combustion plants. In: Proceedings of the International Workshop on Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control. Pavia, Italy: NMPC, 2008. 1–8
 - 63 Qiao J F, Sun J, Meng X. Event-triggered adaptive model predictive control of oxygen content for municipal solid waste incineration process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, **21**(1): 463–474
 - 64 Sun J, Meng X, Qiao J F. Data-driven optimal control for municipal solid waste incineration process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, **19**(12): 11444–11454
 - 65 Wang R R, Yan A J. R-SCN based model predictive control for NO_x emissions of MSWI process. In: Proceedings of the CAA Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS). Yibin, China: IEEE, 2023. 1–5
 - 66 Hu Kai-Cheng, Yan Ai-Jun, Wang Dian-Hui. Nonlinear model predictive control of furnace temperature for a municipal solid waste incineration process. *Control Theory and Applications*, 2024, **41**(11): 2023–2032 (胡开成, 严爱军, 王殿辉. 城市固废焚烧过程炉温非线性模型预测控制. 控制理论与应用, 2024, **41**(11): 2023–2032)
 - 67 Sun Jian, Meng Xi, Qiao Jun-Fei. Data-driven predictive control of oxygen content in flue gas for municipal solid waste incineration process. *Control Theory and Applications*, 2024, **41**(3): 484–495 (孙剑, 蒙西, 乔俊飞. 数据驱动的城市固废焚烧过程烟气含氧量预测控制. 控制理论与应用, 2024, **41**(3): 484–495)
 - 68 Meng Xi, Peng Ya-Hui, Sun Zi-Jian, Qiao Jun-Fei. Model predictive control of furnace temperature for municipal solid waste incineration process. In: Proceedings of the 34th Chinese Process Control Conference (CPC). Guiyang, China: TCPC, CAA, 2023. (蒙西, 彭亚惠, 孙子健, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程炉膛温度模型预测控制. 见: 第 34 届中国过程控制会议论文集. 贵阳, 中国: TCPC, CAA, 2023.)
 - 69 Tang Jian, Wang Bo-Kang, Xia Heng, Wang Tian-Zheng, Qiao Jun-Fei. Furnace temperature prediction control based on self-organizing IT2FNN for municipal solid waste incineration process [Online], available: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2286.T.20250530.1037.004.html>, June 24, 2025 (汤健, 王博康, 夏恒, 王天峥, 乔俊飞. 基于自组织 IT2FNN 的城市固废焚烧过程炉膛温度预测控制 [Online], available: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2286.T.20250530.1037.004.html>, 2025-06-24)
 - 70 Sun Jian, Meng Xi, Qiao Jun-Fei. Adaptive predictive control of oxygen content in flue gas for municipal solid waste incineration process. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(11): 2338–2349 (孙剑, 蒙西, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程烟气含氧量自适应预测控制. 自动化学报, 2023, **49**(11): 2338–2349)
 - 71 Wang B K, Tang J, Xia H, Tian H, Wang T Z, Wu Z W. Furnace temperature control for MSWI process based on neural network predictive controller. In: Proceedings of the 36th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Xi'an, China: IEEE, 2024. 1731–1736
 - 72 Zhou P, Guo D W, Chai T Y. Data-driven predictive control of molten iron quality in blast furnace ironmaking using multi-output LS-SVR based inverse system identification. *Neurocomputing*, 2018, **308**: 101–110
 - 73 Tian H, Tang J, Xia H, Yu W, Qiao J F. Bayesian optimization-based interval type-2 fuzzy neural network for furnace temperature control. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2025, **21**(1): 505–514
 - 74 Ding H X, Qiao J F, Huang W M, Yu T. Cooperative event-triggered fuzzy-neural multivariable control with multitask learning for municipal solid waste incineration process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(1): 765–774
 - 75 Zhou G, Tan D. Review of nuclear power plant control research: Neural network-based methods. *Annals of Nuclear Energy*, 2023, **181**: Article No. 109513
 - 76 Ramasamy V, Kannan R, Muralidharan G, Sidharthan R K, Veerasamy G, Venkatesh S, et al. A comprehensive review on advanced process control of cement kiln process with the focus on MPC tuning strategies. *Journal of Process Control*, 2023, **121**: 85–102
 - 77 Liu Y J, Zhao W, Liu L, Li D P, Tong S C, Chen C L P. Adaptive neural network control for a class of nonlinear systems with function constraints on states. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, **34**(6): 2732–2741
 - 78 Cheng L, Wang Z B, Jiang F H, Li J F. Adaptive neural network control of nonlinear systems with unknown dynamics. *Advances in Space Research*, 2021, **67**(3): 1114–1123
 - 79 Perrusquía A, Yu W. Robot position/force control in unknown environment using hybrid reinforcement learning. *Cybernetics and Systems*, 2020, **51**(4): 542–560
 - 80 Cruz D L, Yu W. Path planning of multi-agent systems in unknown environment with neural kernel smoothing and reinforcement learning. *Neurocomputing*, 2017, **233**: 34–42
 - 81 Perrusquía A, Yu W. Neural H_2 control using continuous-time reinforcement learning. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2022, **52**(6): 4485–4494
 - 82 Perrusquía A, Yu W. Discrete-time H_2 neural control using reinforcement learning. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2021, **32**(11): 4879–4889
 - 83 Qiao Jun-Fei, Han Hong-Gui. Dynamic optimization structure design for neural networks: Review and perspective. *Control Theory and Applications*, 2010, **27**(3): 350–357 (乔俊飞, 韩红桂. 神经网络结构动态优化设计的分析与展望. 控制理论与应用, 2010, **27**(3): 350–357)
 - 84 Baraniligesan I, Deepa S N, Yagambal Jayalaskshmi N. An intelligent neural network controller for non-linear CSTR process control. *Iranian Journal of Chemistry and Chemical Engineering*, 2023, **42**(3): 103–116
 - 85 Emami S A, Castaldi P, Banazadeh A. Neural network-based flight control systems: Present and future. *Annual Reviews in Control*, 2022, **53**: 97–137
 - 86 Han H G, Zhou W D, Qiao J F, Feng G. A direct self-constructing neural controller design for a class of nonlinear systems. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2015, **26**(6): 1312–1322
 - 87 Han H G, Liu H X, Li J M, Qiao J F. Cooperative fuzzy-neur-

- al control for wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, **17**(9): 5971–5981
- 88 Qiao J F, Li D P, Han H G. Neural network-based adaptive fault-tolerant control of dissolved oxygen and nitrate concentrations in WWTPs. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(10): 12032–12040
- 89 Li X L, Wang K, Jia C. Data-driven control of ground-granulated blast-furnace slag production based on IOEM-ELM. *IEEE Access*, 2019, **7**: 60650–60660
- 90 Govindan V, Pappa N. Online learning based neural network adaptive controller for efficient power tracking of PWR type reactor with unknown internal dynamics. *Annals of Nuclear Energy*, 2022, **168**: Article No. 108866
- 91 You Min. Application of BP neural network in acid gas emission control of waste incineration power plant. *Automation Application*, 2024, **65**(1): 35–37
(游敏. BP 神经网络在垃圾焚烧电厂酸性气体排放控制中的应用. 自动化应用, 2024, **65**(1): 35–37)
- 92 Gao Ge, Luo Da-Yong. Medical waste incineration plant based on genetic algorithm. *Computer Measurement and Control*, 2007, **15**(4): 470–473
(高阁, 罗大庸. 基于遗传算法的医疗垃圾焚烧控制系统. 计算机测量与控制, 2007, **15**(4): 470–473)
- 93 Tao Huai-Zhi, Sun Wei, Zhao Jin-Song, Chen Xiao-Chun, Yang Yi-Xin. Process control using BP neural networks for incineration of municipal solid waste. *Computers and Applied Chemistry*, 2008, **25**(7): 859–862
(陶怀志, 孙巍, 赵劲松, 陈晓春, 杨一新. 基于神经网络的垃圾焚烧炉过程控制. 计算机与应用化学, 2008, **25**(7): 859–862)
- 94 Takaghaj S M, Macnab C J B, Westwick D, Boiko I. Neural-adaptive control of waste-to-energy steam generators. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, **22**(5): 1920–1926
- 95 Lee S C, Lee E T. Fuzzy neural networks. *Mathematical Biosciences*, 1975, **23**(1–2): 151–177
- 96 Dote Y. Fuzzy and neural network controller. In: Proceedings of the 16th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics Society. Pacific Grove, USA: IEEE, 1990. 1314–1343
- 97 Berenji H R. A reinforcement learning-based architecture for fuzzy logic control. *International Journal of Approximate Reasoning*, 1992, **6**(2): 267–292
- 98 Shen Kai, Lu Ji-Dong, Chang Peng, Li Zheng-Hua, Liu Gang. Research on combustion temperature fuzzy neural network model of incinerators. *Journal of Combustion Science and Technology*, 2004, **10**(6): 516–520
(沈凯, 陆继东, 吕鹏, 李正华, 刘刚. 垃圾焚烧炉炉温控制模糊神经网络模型研究. 燃烧科学与技术, 2004, **10**(6): 516–520)
- 99 Yang Tao, Liu Yong, Yu Xiao-Hong. Control system of garbage incinerator based on fuzzy BP neural network. *Journal of Chengdu University (Natural Science Edition)*, 2011, **30**(4): 356–360
(杨涛, 刘勇, 喻晓红. 基于模糊 BP 神经网络的垃圾焚烧炉控制系统. 成都大学学报 (自然科学版), 2011, **30**(4): 356–360)
- 100 Tian H, Tang J, Xia H, Wang T Z, Cui C L, Pan X T. Furnace temperature control based on adaptive TS-FNN for municipal solid waste incineration process. In: Proceedings of the 35th Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Yichang, China: IEEE, 2023. 360–365
- 101 He H J, Meng X, Tang J, Qiao J F. Event-triggered-based self-organizing fuzzy neural network control for the municipal solid waste incineration process. *Science China Technological Sciences*, 2023, **66**(4): 1096–1109
- 102 Ding H X, Qiao J F, Huang W M, Yu T. Event-triggered online learning fuzzy-neural robust control for furnace temperature in municipal solid waste incineration process. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, **21**(2): 1201–1213
- 103 Tang Jian, Tian Hao, Xia Heng, Qiao Jun-Fei. Interval type-II FNN-based furnace temperature control for MSWI process. *Journal of Beijing University of Technology*, 2025, **51**(2): 157–172
(汤健, 田昊, 夏恒, 乔俊飞. 基于区间 II 型 FNN 的 MSWI 过程炉膛温度控制. 北京工业大学学报, 2025, **51**(2): 157–172)
- 104 Ding Hai-Xu, Tang Jian, Qiao Jun-Fei. Data-driven modeling and self-organizing control of municipal solid waste incineration process. *Acta Automatica Sinica*, 2023, **49**(3): 550–566
(丁海旭, 汤健, 乔俊飞. 城市固废焚烧过程数据驱动建模与自组织控制. 自动化学报, 2023, **49**(3): 550–566)
- 105 Ding H X, Qiao J F, Huang W M, Yu T. Event-triggered fuzzy neural multivariable control for a municipal solid waste incineration process. *Science China Technological Sciences*, 2023, **66**(11): 3115–3128
- 106 Takaghaj S M, Macnab C J B, Westwick D, Boiko I. Neural-adaptive control of waste-to-energy boilers. In: Proceedings of the 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC). Maui, USA: IEEE, 2012. 5367–5373
- 107 Kim J, Calhoun V D, Shim E, Lee J H. Deep neural network with weight sparsity control and pre-training extracts hierarchical features and enhances classification performance: Evidence from whole-brain resting-state functional connectivity patterns of schizophrenia. *NeuroImage*, 2016, **124**: 127–146
- 108 Wang C H, Cheng C S, Lee T T. Dynamical optimal training for interval type-2 fuzzy neural network (T2FNN). *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 2004, **34**(3): 1462–1477
- 109 Gaxiola F, Melin P, Valdez F, Castro J R, Castillo O. Optimization of type-2 fuzzy weights in backpropagation learning for neural networks using GAs and PSO. *Applied Soft Computing*, 2016, **38**: 860–871
- 110 Li Q, Pan Y N, Zhang Z X, Lam H K. Reliable dissipative interval type-2 fuzzy control for nonlinear systems with stochastic incomplete communication route and actuator failure. *International Journal of Fuzzy Systems*, 2020, **22**(2): 368–379
- 111 Li Y, Guan S P, Zhang C H, Sun W W. Parameter optimization model of heuristic algorithms for controller placement problem in large-scale SDN. *IEEE Access*, 2020, **8**: 151668–151680
- 112 Zhang Y Y. Neural network algorithm with reinforcement learning for parameters extraction of photovoltaic models. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2023, **34**(6): 2806–2816
- 113 Liu J C, Chen Y Z, Zhan J Y, Shang F. Heuristic dynamic programming based online energy management strategy for plug-in hybrid electric vehicles. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2019, **68**(5): 4479–4493
- 114 Han H G, Fu S J, Sun H Y, Qin C H, Qiao J F. Modeling and control of wastewater treatment process with time delay based on event-triggered recursive least squares. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, **122**: Article No. 106052
- 115 Han H G, Fu S J, Sun H Y, Qiao J F. Hierarchical nonlinear model predictive control with multi-time-scale for wastewater treatment process. *Journal of Process Control*, 2021, **108**: 125–135
- 116 Saagi R, Flores-Alsina X, Kroll S, Gernaey K V, Jeppsson U. A model library for simulation and benchmarking of integrated urban wastewater systems. *Environmental Modelling and Software*, 2017, **93**: 282–295
- 117 Jeppsson U, Rosen C, Alex J, Copp J, Gernaey K V, Pons M N, et al. Towards a benchmark simulation model for plant-wide control strategy performance evaluation of WWTPs. *Water Science and Technology*, 2006, **53**(1): 287–295
- 118 Du S L, Zhao M M, Wang X F, Han H G, Qiao J F. Dual-mode event-triggered predictive control for nonlinear systems with bounded disturbances. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 2024, **34**(3): 1878–1897

- 119 Du S L, Zhang Q D, Han H G, Sun H Y, Qiao J F. Event-triggered model predictive control of wastewater treatment plants. *Journal of Water Process Engineering*, 2022, **47**: Article No. 102765
- 120 Chen N, Li B Y, Luo B, Gui W H, Yang C H. Event-triggered optimal control for temperature field of roller kiln based on adaptive dynamic programming. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2023, **53**(5): 2805–2817
- 121 Li B Y, Chen N, Luo B, Chen J Y, Yang C H, Gui W H. ADP-based event-triggered constrained optimal control on spatiotemporal process: Application to temperature field in roller kiln. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, **35**(3): 3229–3241
- 122 He W L, Xu B, Han Q L, Qian F. Adaptive consensus control of linear multiagent systems with dynamic event-triggered strategies. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2020, **50**(7): 2996–3008
- 123 Sun J Y, Xu Z M, Zhang H G, Chai T Y, Wang S Y. Adaptive distributed control of nonlinear multiagent systems with event-triggered for communication faults and dead-zone inputs. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2024, **54**(10): 5877–5886
- 124 Zhou H B, Zhang Y, Duan W P, Zhao H Y. Nonlinear systems modelling based on self-organizing fuzzy neural network with hierarchical pruning scheme. *Applied Soft Computing*, 2020, **95**: Article No. 106516
- 125 Wang G M, Zhao Y D, Liu C X, Qiao J F. Data-driven robust adaptive control with deep learning for wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2024, **20**(1): 149–157
- 126 Ai M X, Xie Y F, Xie S W, Li F B, Gui W H. Data-driven-based adaptive fuzzy neural network control for the antimony flotation plant. *Journal of the Franklin Institute*, 2019, **356**(12): 5944–5960



汤 健 北京工业大学信息科学技术学院教授. 主要研究方向为小样本数据建模, 固废处理过程智能控制. 本文通信作者.

E-mail: freeflytang@bjut.edu.cn

(**TANG Jian** Professor at the School of Information Science and

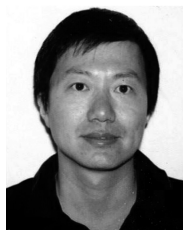
Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers small sample data modeling and intelligent control of solid waste treatment process. Corresponding author of this paper.)



田 昊 北京工业大学信息科学技术学院硕士研究生. 主要研究方向为城市固废焚烧过程的机器学习与智能控制.

E-mail: tianh@emails.bjut.edu.cn

(**TIAN Hao** Master student at the School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers machine learning and intelligent control in the municipal solid waste incineration process.)



余 文 墨西哥国立理工大学高级研究中心 (CINVESTAV-IPN) 教授. 主要研究方向为复杂工业过程建模与控制, 机器学习.

E-mail: yuw@ctrl.cinvestav.mx

(**YU Wen** Professor in the Departamento de Control Automatico, Centro de Investigation de Estudios Avanzados (CINVESTAV-IPN), National Polytechnic Institute México, Mexico. His research interest covers modeling and control of the complex industrial process, and machine learning.)



乔俊飞 北京工业大学信息科学技术学院教授. 主要研究方向为污水处理过程智能控制, 神经网络结构设计与优化.

E-mail: junfeiq@bjut.edu.cn

(**QIAO Jun-Fei** Professor at the School of Information Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers intelligent control of waste water treatment process, structure design and optimization of neural networks.)