

· 专题:双清论坛“面向双碳目标的自动化和智能化理论与技术” ·

双碳目标下城市固废焚烧过程 智能优化控制研究进展及展望^{*}

乔俊飞^{1, 2, 3**} 蒙 西^{1, 2, 3} 汤云涛^{4, 5}

1. 北京工业大学 信息学部, 北京 100124
2. 智慧环保北京实验室, 北京 100124
3. 智能感知与自主控制教育部工程研究中心, 北京 100124
4. 北京工业大学 环境科学与工程学院, 北京 100124
5. 北京首钢生态科技有限公司, 北京 102308

[摘 要] 城市固废焚烧是固废污染治理的主要方式,也是可再生能源的来源之一,能为国家生态文明建设和“双碳”战略提供重要支撑。城市固废焚烧过程内嵌了系列物理、化学反应,运行机理复杂、演化机制不清,尤其是我国固废含水率高、热值低、随时空动态波动,难以实施智能优化控制,导致固废燃烧不完全、烟气排放不稳定、能源转化率低、运行成本高等问题时有发生,制约城市固废焚烧行业高质量发展。本文分析了实施城市固废焚烧过程智能优化控制所面临的难点问题,梳理了城市固废焚烧过程智能优化控制关键理论与核心技术的主要进展,凝练出实现高效化和绿色化运行待解决的关键科学问题,探讨了未来研究方向。

[关键词] 双碳目标;城市固废焚烧;智能优化控制;数字孪生

城市固废,又称生活垃圾,是指在日常生活中或者为日常生活提供服务的活动中产生的固体废物。随着人口的迅速增长和经济社会的快速发展,世界城市固废产生量与日俱增,世界银行预测全球产生的城市固废总量在 2050 年将达 34 亿吨^[1],固废污染问题已成为世界各国共同面临的环境危机^[2]。我国在 2020 年修订了《中华人民共和国固体废物污染环境防治法》,明确指出固体废物污染环境防治要坚持减量化、资源化和无害化的原则^[3]。填埋、堆肥、焚烧是当前处理城市固废的主要方式。其中,焚烧通过高温热处理,使得固废中的有毒有害物质热解、氧化、燃烧被去除,同时回收部分能源,具有减量化、无害化、资源化等特点。此外,焚烧不仅能有效避免填埋处理产生的甲烷,还能通过回收热能发电,减少燃煤发电产生的二氧化碳,具有双重减碳效应(图 1)。



乔俊飞 北京工业大学教授,国家杰出青年科学基金获得者,国家自然科学基金创新研究群体项目负责人。现任国务院学科评议组成员,教育部科技委/教指委委员,智慧环保北京实验室主任,智能感知与自主控制教育部工程研究中心主任。长期从事计算智能与智能优化控制、环保自动化等领域研究工作,作为项目负责人承担国家自然科学基金重大项目、科技创新 2030—新一代人工智能重大项目等,在污染防治过程智能特征建模、自组织控制和多目标动态优化等方面取得系列创新成果,出版首套智慧环保前沿技术丛书,发表学术论文 200 余篇,获得授权美国专利、国家发明专利 100 余项,研究成果曾获国家科技进步奖二等奖,为我国环保产业技术变革和污染治理自动化、智能化发展做出开拓性贡献。

焚烧已经成为广为推崇的固废污染治理方式。

我国在 20 世纪 90 年代左右开始陆续引进国外的焚烧炉技术,尽管起步晚,但发展迅速,截至 2022

收稿日期:2023-08-31;修回日期:2023-11-06

^{*} 本文根据国家自然科学基金委员会第 324 期“双清论坛”讨论的内容整理。

^{**} 通信作者,Email: junfeiq@bjut.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(61890930-5, 62021003, 62273013)和科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目(2021ZD0112301)的资助。

年底,固废焚烧处理占比达到 70% 以上,全国已建成城市固废焚烧厂 930 座,焚烧处理能力达到 104.53 万吨/日^[4],焚烧已经成为我国处理固废最主要的方式。虽然我国城市固废焚烧工艺技术、设备已达到国际先进水平,但尚有诸多不足,主要表现在:烟气排放难以稳定达标^[5]、运行成本高、能源转化率低^[6]。究其原因,我国城市固废焚烧厂自动化、智能化水平不高,缺乏支撑工业过程稳定高效运行的智能优化控制方法及技术。具体为:氮氧化物、二氧化硫、二噁英等主要污染物难以实时精准检测,导致无法实现闭环控制;入炉固废成分、含水率、热值不确定,受区域、季节等因素影响波动,系统始终运行在非平稳状态,无法实施精准控制;固废焚烧流程长、工况变化频繁、不同工艺环节耦合关联、运行指标众多且相互冲突,对其实施优化控制也是控制领域悬而未决的难题。面向国家生态文明建设和实现“双碳”目标重大需求,城市固废焚烧过程的高效化和绿色化运行是行业发展的必由之路,高效化是指在入炉固废组分、含量、热值动态变化的情况下,实现全流程的安全可靠运行,达到固废的充分稳定燃烧;绿色化主要是指余热高效利用,烟气污染物稳定达标排放,能耗和药耗尽可能少。因此,迫切需要实施城市固废焚烧过程智能优化控制。

城市固废焚烧过程智能优化控制方法与技术一直是学术界和工业界共同关注的焦点,其目标在于实时获取工业过程运行信息、自适应决策调控变量

最优设定值、精准跟踪设定值,从而实现固废完全燃烧、烟气稳定达标排放、提升能源利用效率以及降低运行成本。目前,城市固废焚烧过程智能优化控制的研究主要集中在关键参数检测、回路控制、运行指标优化等方面,已取得系列进展。本文首先概述了城市固废焚烧过程及其主要特性;随后围绕实施城市固废焚烧过程智能优化控制的难点问题,分别介绍了智能检测、智能控制以及智能优化等方面的研究进展;最后,总结凝练出三方面的科学问题,并对未来研究方向进行展望。

1 城市固废焚烧过程特性

本节首先简要介绍城市固废焚烧工艺流程,并基于此分析实施全流程优化控制难点所在。

1.1 城市固废焚烧过程描述

由于炉排炉适合处理含水率高、热值低的固废,我国城市固废焚烧技术主要以炉排炉为主。以北京某处理量为 750 吨/日的典型炉排炉为例(图 2)进行说明,城市固废焚烧过程主要包括固废存储、固废焚烧、余热利用、烟气净化 4 个工艺环节,由固废池、焚烧炉、选择性非催化还原(Selective Non-catalytic Reduction, SNCR)装置、余热锅炉、汽轮机、发电机、脱酸塔、布袋除尘器、选择性催化还原(Selective Catalytic Reduction, SCR)装置等设备有机连接而成。首先,城市固废在固废池经过 5~7 天堆酵后投入焚烧炉,其目的在于降低固废含水率、提高入炉固

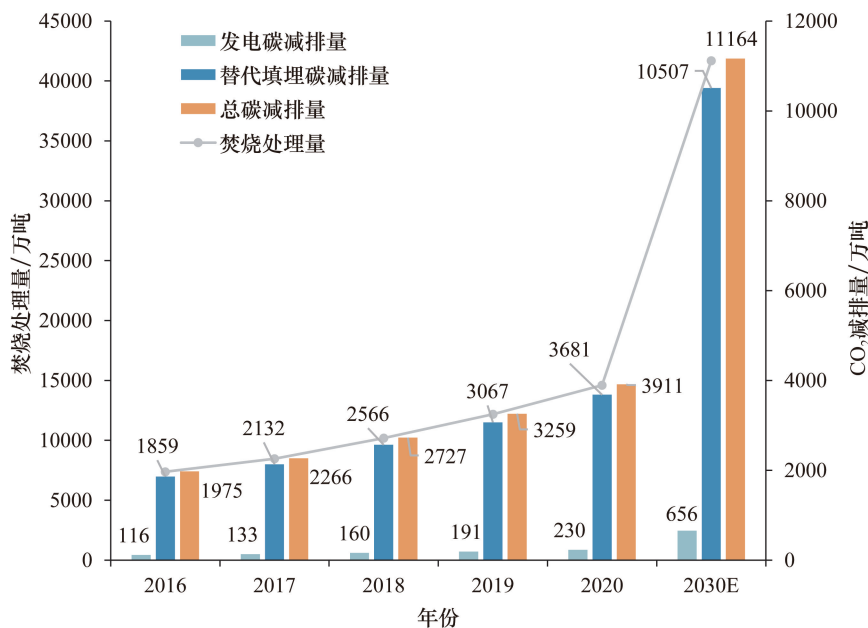


图 1 中国城市固废焚烧处理量与碳减排统计数据

(数据来源:国家统计局, <https://data.stats.gov.cn/easyquery.htm?cn=C01&zb=A0C06&sj>)

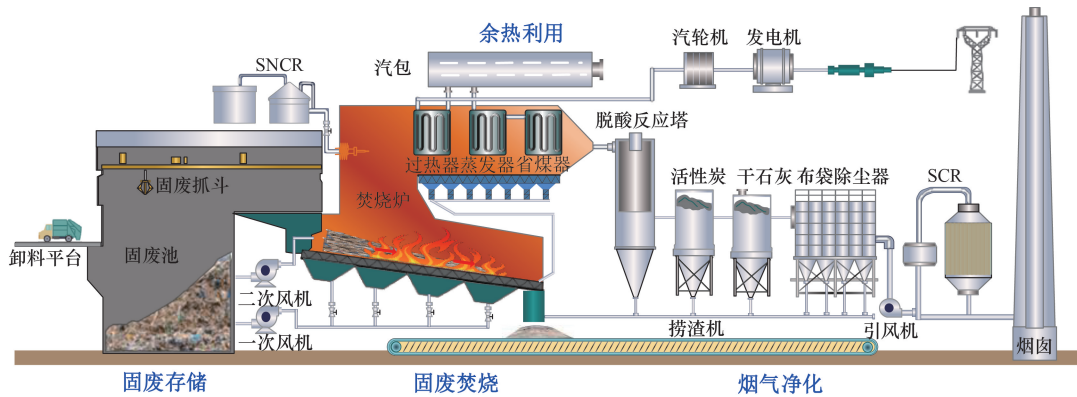


图 2 城市固废焚烧过程工艺流程图

废的热值。然后,固废在焚烧炉中经过热解、燃烧、熔融等反应,实现减容减量同时去除有毒有害物质。随后,固废燃烧过程中产生的高温烟气通过余热锅炉进行热交换产生过热蒸汽,过热蒸汽驱动汽轮机发电,将热能转化为电能。最后,烟气通过脱酸、布袋除尘、脱硝得以净化,实现烟气污染物达标排放。

1.2 城市固废焚烧过程优化控制难点分析

城市固废焚烧的本质是多形态、多组分污染物迁移转化去除过程,包含系列物理、化学反应,是气液固多相共存的连续化复杂过程,呈现出高度的非线性、不确定性,对其实施优化控制包含诸多难点,具体如下:

(1) 关键变量无法实时检测。关键过程变量和运行指标的实时检测是实现运行过程闭环控制的前提。根据污染物浓度测定方法标准^[7],氮氧化物、二氧化硫、二噁英等主要污染物均需经过化学分析后测定,耗时长,无法实时检测。以氮氧化物为例,其测量时间需 17 个小时。

(2) 关键调控变量难以精准控制。入炉固废成分不确定、随时空频繁波动,污染物迁移转化过程受到外界随机干扰,系统长期运行在非平稳状态,无法建立精准的解析模型,难以采用已有的控制方法及技术,炉膛温度、烟气含氧量等关键调控变量无法精准控制。

(3) 全流程难以优化运行。城市固废焚烧过程涉及多类运行指标,包括燃烧效率、烟气污染物排放、热效率、发电量、能耗、药耗、运行成本等,不同指标相互耦合、相互冲突。实际运行受技术规范、设备能力、作业条件等多项约束,且不同设备、不同环节操作时间尺度从秒级到小时级不等,难以实现全流程优化运行。

综上所述,城市固废焚烧过程关键参数实时检测、关键调控变量精准控制、全流程优化运行是实现优化控制亟待解决的关键难题。近年来,国内外学者围绕上述问题展开了系列研究和探索,并取得了阶段性的研究进展。

2 城市固废焚烧过程智能优化控制研究进展及挑战

2.1 城市固废焚烧过程关键参数智能检测研究进展

关键过程参数和运行指标的实时检测是实现城市固废焚烧过程闭环控制的前提和基础,全流程优化运行依赖于高精度在线检测技术及设备的支持。氮氧化物、氯化氢、二噁英等污染物的测量均需通过实验室化验分析获得,步骤繁琐、耗时较长。为此,国内外专家学者尝试通过改进试剂配置、简化步骤来缩短测量时间。例如,美国艾默生和日本岛津都推出了烟气连续排放监测系统(Continuous Emission Monitoring System, CEMS),是目前工业现场和环保部门采用的主流检测方式。然而,以 CEMS 为代表的仪器仪表检测原理仍是基于化学反应进行分析,并未打破化学反应分析带来的技术壁垒,且步骤的简化也易导致精度的损失^[8]。

随着大数据技术和人工智能技术的发展,智能检测方法及技术成为当前研究热点,其本质是将难测参数的直接检测转化间接测量,通过建立待测变量与易测变量间的关联关系实现在线检测。多国学者采用线性回归分析探索了二噁英与关联变量间的线性关系,实现了对二噁英浓度的实时预测^[9-11]。法国学者 Huselstein 等人^[12]通过连续时间系统辨识建立了氮氧化物线性表征模型,实现了氮氧化物排放浓度的实时预测,为焚烧过程的高效控制提供

了及时有效信息。由于城市固废焚烧过程呈现出高度的非线性,上述线性测量模型精度无法得到保障。人工神经网络凭借其良好的非线性映射能力,逐渐成为探索城市固废焚烧关键参数在线检测技术的主流方法。例如,反向传播(Back Propagation, BP)神经网络被用于构建氮氧化物、二噁英智能测量模型^[13, 14];长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)网络被用于建立氮氧化物、二氧化硫智能测量模型^[15, 16]。由于人工神经网络性能是影响智能测量模型精度的关键因素,部分学者对经典人工神经网络模型进行了改进,或引入其它智能计算方法,以期提高智能检测模型精度。借鉴人脑分区模块化特征和分而治之处理复杂任务特性, Meng 等人^[17]构建了具有良好泛化能力的类脑模块化神经网络,进而建立了氮氧化物智能检测模型,检测精度可达96.1%。 Birgen 等人^[18]采用贝叶斯法优化高斯过程模型参数,然后建立了基于高斯过程模型的低位热值预测模型,从而可以在线预估固废低位热值。

尽管智能检测方法研究已取得一定突破,但受限于城市固废焚烧过程表征方法,现有智能检测技术仍多为非原位测量,原位在线检测技术尚不成熟。究其原因,城市固废焚烧过程机理复杂,污染物迁移转化规律难以厘清,导致难以快速精准建立污染物或运行过程表征模型,进而无法准确揭示待测变量与关联变量间内在规律,更无法保证检测技术在实际应用过程中的稳定性及可靠性。因此,深入探索污染物迁移转化规律,研究城市固废焚烧过程动态表征方法,形成城市固废焚烧过程实时检测技术,已经成为实现城市固废焚烧过程优化运行的重要基础问题,也是破解行业“卡脖子”难题的关键所在。

2.2 城市固废焚烧过程智能控制研究进展

城市固废焚烧过程控制的目标是使炉膛温度、烟气含氧量、主蒸汽流量等关键工艺参数精准跟踪其设定值,是实现全流程稳定、高效运行的前提。20世纪80年代,自动控制技术被引入到城市固废焚烧领域,日本三菱、日立造船株式会社都为其研发的焚烧炉配备了自动燃烧控制(Automation Combustion Control, ACC)系统,旨在实现固废完全燃烧、维持稳定的蒸汽流量以及减少烟气污染物的生成,在城市固废焚烧过程的稳定运行中发挥了举足轻重的作用^[19, 20]。然而,ACC系统的控制策略多以比例积分微分(Proportional-Integral-Derivative, PID)控制为主,难以适应强非线性、多变量、动态的城市固废焚烧过程。尤其是我国城市固废组分复杂、含水率

高、热值低、随时空动态变化,焚烧过程运行工况频繁波动,国外研发的自动燃烧控制系统“水土不服”且价格昂贵。目前,我国城市固废焚烧行业自动化程度尚处于较低水平,城市固废焚烧实际运行过程仍以人工控制为主,当工况变化频繁时,仅依赖人工经验无法准确及时调整工艺参数设定值,难以实现安全优化运行。

模糊控制作为智能控制方法的重要组成部分,通过模拟人类推理和决策过程提高控制系统可靠性和鲁棒性,被国内外学者用于城市固废焚烧过程智能控制研究中。由于模糊规则是影响模糊控制器性能的重要因素, Chang 等人^[21, 22]将控制规则的设定转化为优化问题,进而借助遗传算法选取控制器规则,获得了具有良好跟踪效果的炉膛温度控制器。为了应对焚烧过程中频繁波动的工况, Shen 等人^[23]在模糊控制规则中引入自适应因子,提出了炉膛温度模糊自适应控制策略,显著提升了控制系统的平稳性。尽管模糊控制显示出了优于PID的控制效果,但城市固废焚烧过程模糊控制软件或系统尚不多见,原因在于模糊规则难以覆盖所有运行工况,无法保障未知、不确定环境下控制系统性能。为此,乔俊飞等人^[24-26]提出了城市固废焚烧过程模糊自组织控制方法,综合考虑控制精度、规则活跃性等因素设计了模糊规则自组织增删机制,实现了对炉膛温度、烟气含氧量等关键工艺参数的快速精准跟踪,也为非平稳系统稳定控制提供了解决思路。

作为一种广受青睐的先进控制方法,模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)也成为城市固废焚烧领域国内外学者关注的焦点。 Leskens 等人^[27]基于莫迪伊克某城市固废焚烧厂的实际运行数据探讨了模型预测控制方法的可行性,结果表明该方法能有效控制主蒸汽流量和烟气含氧量。为了消除传感器故障对控制器性能的影响, Kortela 等人^[28]提出了一种容错模型预测控制策略,实现了对烟气含氧量和发电量设定值的跟踪。 Böhler 等人^[29]提出了一种模糊预测控制方法,一方面将模型预测控制与模糊控制有机结合以应对复杂多变的运行工况,同时利用卡尔曼滤波器提高预测模型精度,实现了对烟气含氧量和炉膛温度的高效控制。波兰学者^[30]研究结果也表明,运用模型预测控制可以达到理想的烟气含氧量控制效果,进而可以提高燃烧效率、降低一氧化碳的排放。然而,上述研究中多采用基于机理的线性状态空间模型预测调控变量变化趋势,引入的诸多假设和线性化处理与实际工业过

程存在偏差,难以保证预测精度,导致控制效果不理想。为此,Qiao 等人^[31, 32]建立了一种数据驱动的自适应预测控制方法,一方面设计了自组织长短期记忆网络预测模型,确保了实际运行过程中的预测精度;另一方面通过引入事件触发的控制器更新机制,减少了通信资源和计算资源,进而降低设备损耗和能耗。

综上所述,随着模糊控制、模型预测控制等先进控制技术的引入,城市固废焚烧过程智能控制研究已取得了阶段性成果。然而,由于固废焚烧过程的强非线性、非平稳等特点,仍未实现不确定环境下关键工艺参数的精准控制,因此,迫切需要研究具有自学习能力和自适应能力的智能自主控制理论与方法,突破高性能的自主无人控制技术,实现城市固废焚烧过程精准调控。

2.3 城市固废焚烧过程智能优化研究进展

城市固废焚烧过程运行的目标是在固体废弃物完全燃烧的前提下,实现烟气污染物达标排放、提高能源利用效率以及降低运行成本,最终达到全流程高效化和绿色化运行。其中,固废焚烧程度可通过热灼减率或燃烧效率进行定量评价;热效率或者发电效率不仅能衡量城市固废焚烧过程的能源利用效率,也在一定程度上反映了其经济效益;降低设备能耗、减少尿素等还原剂消耗不仅能降低企业运行成本,也可以降低碳排放量;与此同时,在城市固废焚烧运行过程中,还须满足物料平衡、设备能力、工艺要求等众多等式或者不等式约束条件。上述运行目标和约束条件随系统演化动态变化,由此可见,要想实现城市固废焚烧过程的高效化和绿色化运行,其本质是一个多约束、多目标动态优化问题。

明晰城市固废焚烧过程演化规律,能为寻找最佳调控方式、实现优化运行提供突破口。因此,部分学者聚焦于城市固废焚烧过程动态建模研究,旨在获取不同调控变量设定下城市固废焚烧系统的演化规律,进而确定最佳调控变量。例如,Liang 等人^[33]基于建立的机理模型分析了炉排速度以及烟气含氧量对固废燃烧和氮氧化物排放的影响,得到了能提高燃烧效率和脱硝效率的操作方式。结合机理仿真模型,Mousavi 等^[34]、Zhao 等^[35]深入分析了 SNCR 工艺在固废焚烧过程中去除氮氧化物的效果,实验结果表明合适的喷氨操作可以显著减少氮氧化物的排放。借助于计算流体力学(Computational Fluid Dynamics, CFD)软件, Yang 等人^[36]建立了一座日处理量为 350 吨的城市固废焚烧厂模型,并基于此

研究了一次风和二次风对氮氧化物去除过程性能的影响,结果表明合适的配风操作能显著减少氮氧化物的排放,脱硝效率可提高 23.95%。尽管上述方法能为城市固废焚烧过程的优化运行提供参考信息,但类似搜索方式无法遍历所有运行工况,难以达到最优运行状态。为此,部分学者引入最优化方法来解决城市固废焚烧过程优化运行问题。为了实现脱硝效率的最大化,Zanoelo 等人^[37]采用单纯形法对 SNCR 过程进行动态优化,脱硝效率提高了 41%。段志鹏等人^[38]则借助灵敏度分析探索提升脱硝效率和发电效率的优化操作方式。此外,响应面分析被用于对热效率和运行成本进行协同优化^[39]。上述基于机理的优化方法物理意义明确,但仿真过程耗时,且在建立机理模型的过程中不可避免引入诸多假设,例如,炉排炉床层以恒定的速度向前运动^[40],运行过程始终处于稳定状态、炉内温度和压力均为定值^[38],难以精准表征城市固废焚烧过程动态特性,亦无法保证优化效果。

随着大数据技术和人工智能技术的发展,数据驱动的智能优化方法成为研究热点。英国谢菲尔德大学固废焚烧中心^[41]首先将多目标优化算法引入到城市固废焚烧过程中,通过多目标遗传算法优化设定进料速度与停留时间,同时借助径向基神经网络模型评价优化效果。此外,也有学者运用多目标遗传算法对热效率和运行成本进行优化^[42, 43]。相较于遗传算法,NSGA-II 算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II)引入了非支配排序、精英策略等,更具优化求解能力和鲁棒性^[44],因此也被用于城市固废焚烧过程优化研究中。例如,借助于 NSGA-II 算法,Pan 等人的研究^[45]实现了对尼日利亚某城市固废处理厂能源转化率、运行成本和污染物排放等指标的同步提升;Özahi 等人^[46]则采用该算法实现了对发电量和运行成本的优化。如上所述,多目标进化优化算法推动了城市固废焚烧过程智能优化研究工作,但多数研究仅是对现有多目标优化算法进行简单应用,并未考虑城市固废焚烧过程多层次、多时间尺度、工况波动等特性。为了应对复杂多变的运行工况,Cui 等人^[47]将多目标粒子群算法和迁移学习有机结合,能在提升燃烧效率的同时显著降低氮氧化物的排放。Huang 等人^[48]提出了一种面向城市固废焚烧过程的自适应竞争群优化算法,基于实际运行数据的结果表明,燃烧效率提升至少 10%,氮氧化物排放降低 15.58%。然而,上述研究仍仅针对部分优化目标进行研究,如固废焚

烧环节的燃烧效率、烟气净化环节的脱硝效率、余热利用环节的发电效率等,尚未见综合考虑燃烧效率、能源转化率、环境效益以及经济效益等各类指标的全流程优化运行方法。此外,上述理论方法仍处于“验证测试”阶段,亟需可在实际过程中稳定可靠应用的智能优化技术及工业软件。

3 城市固废焚烧过程智能优化控制挑战及展望

3.1 关键科学问题

由以上研究进展可知,城市固废焚烧过程智能优化控制研究已取得一定突破,但距实现高效化和绿色化运行尚有距离,仍存在诸多挑战,亟待解决以下三方面的科学问题。

(1) 城市固废焚烧过程动态特性精准表征问题

城市固废焚烧过程内嵌复杂的物理、化学反应,多形态、多组分污染物迁移转化规律不明,难以建立精准的固废焚烧过程表征模型,无法准确刻画过程动态特性,从而制约城市固废焚烧过程实时检测以及高效调控。如何挖掘污染物与关联变量间的蕴含关系?如何快速精准构建城市固废焚烧过程表征模型?如何确保表征模型在系统演化过程中的可靠性和稳定性是实现全流程优化运行首要解决的基础问题。

(2) 城市固废焚烧过程自主控制问题

城市固废焚烧过程是气液固多相共存的连续化复杂过程,入炉固废成分、含水率高度不确定、随时空频繁波动,污染物迁移转化过程受到随机未知干扰,系统长期运行在非平稳状态,缺乏解析模型,难以采用已有的控制方法,无法实现关键调控变量的精准稳定控制。如何实现非平稳、欠驱动复杂动态

系统的自主控制是国际控制领域长期悬而未决的科学难题,也是城市固废焚烧行业科技创新和技术变革面临的前沿科学问题。

(3) 城市固废焚烧过程全流程优化运行问题

城市固废焚烧过程运行涉及环境效益、经济效益、社会效益等多类相互冲突的指标,不同工艺环节耦合关联,实际运行不仅具有不同的时间尺度,且受技术规范、设备能力、作业条件等多项约束,难以依据实时运行工况从全局协调各环节、各设备优化操作,导致全流程无法优化运行。如何实现多尺度、多冲突目标、多约束复杂系统的动态优化是智能科学前沿问题,也是实现城市固废焚烧全流程高效化和绿色化运行的关键问题。

3.2 研究展望

综合以上分析,上述科学问题是国内外学术界和工业界面临的共性难题,在全球产业数字化转型的大背景下,应借助人工智能、工业互联网、数字信息等新兴技术^[49-51],探索面向城市固废焚烧过程优化运行的新理论、新方法、新范式,突破城市固废焚烧过程智能优化控制技术,形成产业技术变革新动能,推动城市固废焚烧行业高质量发展,服务国家生态文明建设和双碳战略(图3)。

(1) 数据和知识驱动的城市固废焚烧过程智能表征

建立精准的表征模型、准确刻画城市固废焚烧过程动态特性,能为关键参数实时检测、关键调控变量高效控制以及全流程优化运行提供重要支撑。基于物料平衡、能量守恒等建立的机理表征模型具有一定的可解释性,但尚未厘清的反应机理、演化机制从根本上限制了模型精度。另一方面,外界随机干扰

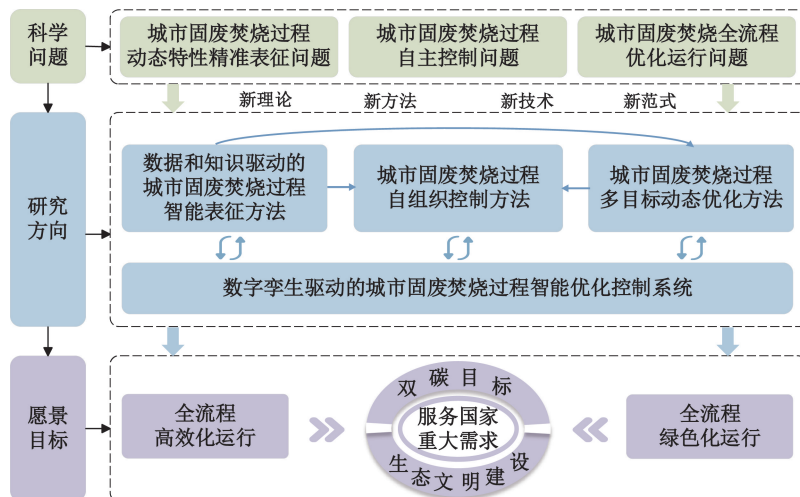


图3 城市固废焚烧过程智能优化控制研究展望

和系统内部的耦合关系难以用数学公式具象表达,进一步影响了机理模型性能。尽管数据驱动的代表模型在城市固废焚烧过程和其他复杂工业过程研究中发挥了重要作用,人工智能和大数据技术的飞速发展也为其进展注入了新动能,但可解释性与普适性仍是限制数据驱动的代表模型稳定可靠应用的关键因素。为此,应将知识引导和数据驱动有机结合,研究数据和知识驱动的城市固废焚烧过程智能表征方法,具体有:针对丰富的机理知识、工艺特性以及专家经验,探索知识挖掘与表达、知识增殖和演化、知识重组和迁移方法,确保知识的高效获取和利用;研究表征模型结构自组织机制及参数自学习算法,提高模型的信息处理能力和自演化能力。

(2) 城市固废焚烧过程自组织控制

如前文所述,相较于 PID 控制,模糊控制和模型预测控制等智能控制方法更具自适应性和鲁棒性,但面对实际运行过程中高度的不确定性,现有控制方法无法识别出工况的变化,亦无法自适应调整控制器结构及参数以应对动态变化,控制效果、鲁棒性、安全性无法保障,导致理论研究与实际应用间存在巨大鸿沟。另外,大多数控制器结构假定已知或通过“试凑”给出,这也是制约其控制性能的重要原因。因此,研究不确定、非平稳系统自组织控制理论方法,实现城市固废焚烧过程高性能自主控制,是未来发展的方向之一。具体可包括:研究控制器结构自组织设计方法,为非平稳系统控制器构建提供理论支撑;研究城市固废焚烧过程运行工况实时评价方法,为控制器自适应调整提供指导信息;探索端边云协同的自组织控制架构,建立城市固废焚烧过程自组织控制理论体系,实现不确定、未知环境下关键工艺参数的精准稳定控制。

(3) 城市固废焚烧过程多目标动态优化

城市固废焚烧过程智能优化控制的愿景目标是全过程高效化和绿色化运行,即在满足安全、平稳运行约束条件下达到环境效益、能源效率、经济效益等各类指标的优化。由于优化目标多且冲突、优化目标和约束条件随实际运行动态变化,导致不同工艺环节、不同运行指标难以协同优化,全流程优化运行难度高、挑战大。为此,可结合进化计算既有研究成果,研究城市固废焚烧过程多目标动态优化方法,主要有:基于数据和知识驱动的城市固废焚烧过程智能表征模型,构建蕴含约束条件的全流程优化运行指标评价模型;探索复杂系统演化因果关系推理方法,研究复杂优化任务动态分解方法,建立分层智能优化策略;研究多目标进化算法和新型群智能算法,设计基于经验反馈和性能评价的优化解选取策略,建立多目标动态智能优化技术,实现城市固废焚烧全流程优化运行。

(4) 数字孪生驱动的城市固废焚烧过程智能优化控制系统

工业软件是工业制造的“大脑和神经”,也必将成为城市固废焚烧产业数字化转型的核心基础工具和重要支撑。为此,应在理论方法研究基础上,开展安全可靠的城市固废焚烧过程智能优化控制系统实现技术研究,打通理论与工程应用的鸿沟,具体有:面向城市固废焚烧过程自动化、智能化、无人化运行愿景目标,研究“数字化、网联化、协同化、智能化”的智能优化控制体系结构;研发原位在线检测技术、智能自主控制技术、多目标动态优化技术,形成具有自主知识产权的成套工业软件;研究数字孪生技术,搭建城市固废焚烧过程数字孪生平台,为新理论、新方法、新技术的研究提供工程化验证环境,也为智能优化控制系统的实际应用提供分析评估工具(图 4)。

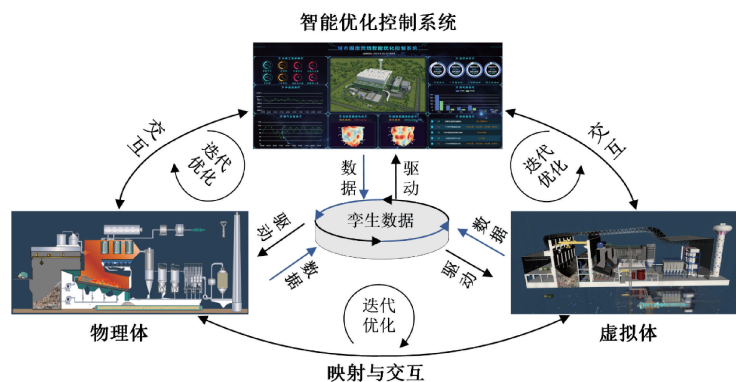


图 4 数字孪生驱动的城市固废焚烧过程智能优化控制系统

参 考 文 献

- [1] World Bank. What a waste 2.0: a global snapshot of solid waste management to 2050. Washington, D. C.: World Bank Publications, 2018.
- [2] United Nations Environment Programme. Making peace with nature: a scientific blueprint to tackle the climate, biodiversity and pollution emergencies. Nairobi: UNEP, 2021.
- [3] 中华人民共和国国务院. 中华人民共和国固体废物污染环境防治法. 2020-04-29.
- [4] 生态环境部环境工程评估中心. 2022年生活垃圾焚烧发电行业绿色发展水平评估报告. 北京: 生态环境部环境工程评估中心, 2022.
- [5] Fu ZQ, Lin SM, Tian HZ, et al. A comprehensive emission inventory of hazardous air pollutants from municipal solid waste incineration in China. *Science of the Total Environment*, 2022, 826: 154212.
- [6] Ding Y, Zhao J, Liu JW, et al. A review of China's municipal solid waste (MSW) and comparison with international regions: management and technologies in treatment and resource utilization. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 293: 126144.
- [7] 中华人民共和国生态环境部. GB 18485-2014 生活垃圾焚烧污染控制标准. 北京: 中国环境科学出版社, 2014.
- [8] 杨振琪, 张国城, 潘一廷, 等. CEMS预处理装置二氧化硫损失率的评价方法研究. *中国计量*, 2023 (2): 79—81.
- [9] Hasberg W, May H, Dorn I. Description of the residence-time behaviour and burnout of PCDD, PCDF and other higher chlorinated aromatic hydrocarbons in industrial waste incineration plants. *Chemosphere*, 1989, 19(1/2/3/4/5/6): 565—571.
- [10] Chang N. Statistical modelling for the prediction and control of PCDDs and PCDFs emissions from municipal solid waste incinerators. *Waste Management & Research*, 1995, 13 (4): 379—400.
- [11] Ishikawa R, Buekens A, Huang H, et al. Influence of combustion conditions on dioxin in an industrial-scale fluidized-bed incinerator: experimental study and statistical modelling. *Chemosphere*, 1997, 35(3): 465—477.
- [12] Huselstein E, Garnier H, Richard A, et al. Experimental modeling of nox emissions in municipal solid waste incinerator. *IFAC Proceedings Volumes*, 2002, 35(1): 89—94.
- [13] Wang GY, Awad OI, Liu SY, et al. NOx emissions prediction based on mutual information and back propagation neural network using correlation quantitative analysis. *Energy*, 2020, 198: 117286.
- [14] Bunsan S, Chen WY, Chen HW, et al. Modeling the dioxin emission of a municipal solid waste incinerator using neural networks. *Chemosphere*, 2013, 92(3): 258—264.
- [15] Tan P, He B, Zhang C, et al. Dynamic modeling of NOx emission in a 660 MW coal-fired boiler with long short-term memory. *Energy*, 2019, 176: 429—436.
- [16] Li RL, Zeng DL, Li TT, et al. Real-time prediction of SO₂ emission concentration under wide range of variable loads by convolution-LSTM VE-transformer. *Energy*, 2023, 269: 126781.
- [17] Meng X, Tang J, Qiao JF. NOx emissions prediction with a brain-inspired modular neural network in municipal solid waste incineration processes. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2022, 18(7): 4622—4631.
- [18] Birgen C, Magnanelli E, Carlsson P, et al. Machine learning based modelling for lower heating value prediction of municipal solid waste. *Fuel*, 2021, 283: 118906.
- [19] 白建云, 白正刚. 垃圾焚烧炉炉排自动控制策略研究. *热力发电*, 2008, 37(1): 109—113.
- [20] 龙吉生, 杨文妍, 张会妍. 垃圾焚烧厂 ACC 系统对锅炉运行主要参数的影响研究. *环境卫生工程*, 2023, 31(1): 49—54, 62.
- [21] Chang NB, Chen WC. Fuzzy controller design for municipal incinerators with the aid of genetic algorithms and genetic programming techniques. *Waste Management and Research*, 2000, 18(5): 429—443.
- [22] Chen WC, Chang NB, Chen JC. GA-based fuzzy neural controller design for municipal incinerators. *Fuzzy Sets and Systems*, 2002, 129(3): 343—369.
- [23] Shen K, Lu JD, Li ZH, et al. An adaptive fuzzy approach for the incineration temperature control process. *Fuel*, 2005, 84(9): 1144—1150.
- [24] He HJ, Meng X, Tang J, et al. 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.
- [25] 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.
- [26] Ding HX, Qiao JF, Huang WM, et al. 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.
- [27] Leskens M, van Kessel LBM, Bosgra OH. Model predictive control as a tool for improving the process operation of MSW combustion plants. *Waste Management*, 2005, 25 (8): 788—798.

- [28] Sarkar P, Kortela J, Boriouchkine A, et al. Data-reconciliation based fault-tolerant model predictive control for a biomass boiler. *Energies*, 2017, 10(2): 194.
- [29] Böhler L, Krail J, Görtler G, et al. Fuzzy model predictive control for small-scale biomass combustion furnaces. *Applied Energy*, 2020, 276: 115339.
- [30] Stanisławski R, Junga R, Nitsche M. Reduction of the CO emission from wood pellet small-scale boiler using model-based control. *Energy*, 2022, 243: 123009.
- [31] Qiao JF, 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.
- [32] Sun J, Meng X, Qiao JF. Data-driven optimal control for municipal solid waste incineration process. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2023, 19(12): 11444—11454.
- [33] Liang ZY, Ma XQ. Mathematical modeling of MSW combustion and SNCR in a full-scale municipal incinerator and effects of grate speed and oxygen-enriched atmospheres on operating conditions. *Waste Management*, 2010, 30(12): 2520—2529.
- [34] Mousavi SM, Fatehi H, Bai XS. Numerical study of the combustion and application of SNCR for NO reduction in a lab-scale biomass boiler. *Fuel*, 2021, 293: 120154.
- [35] Zhao YJ, Feng JX, Chen YM, et al. Thermal process and NO emission reduction characteristics of a new-type coke oven regenerator coupled with SNCR process. *Fuel*, 2021, 305: 121510.
- [36] Yang XC, Liao YF, Ma XQ, et al. Effects of air supply optimization on NO_x reduction in a structurally modified municipal solid waste incinerator. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 201: 117706.
- [37] Zanoelo EF, Meleiro LAC. A dynamic optimization procedure for non-catalytic nitric oxide reduction in waste incineration plants. *Chemical Engineering Science*, 2007, 62(23): 6851—6864.
- [38] Ding GC, He BS, Cao Y, et al. Process simulation and optimization of municipal solid waste fired power plant with oxygen/carbon dioxide combustion for near zero carbon dioxide emission. *Energy Conversion and Management*, 2018, 157: 157—168.
- [39] Mondal P, Samanta S, Arafat Zaman S, et al. Municipal solid waste fired combined cycle plant: Techno-economic performance optimization using response surface methodology. *Energy Conversion and Management*, 2021, 237: 114133.
- [40] Yang YB, Goh YR, Zakaria R, et al. Mathematical modelling of MSW incineration on a travelling bed. *Waste Management*, 2002, 22(4): 369—380.
- [41] Anderson SR, Kadirkamanathan V, Chipperfield A, et al. Multi-objective optimization of operational variables in a waste incineration plant. *Computers & Chemical Engineering*, 2005, 29(5): 1121—1130.
- [42] Sajid Khan M, Huan Q, Lin JG, et al. Exergoeconomic analysis and optimization of an innovative municipal solid waste to energy plant integrated with solar thermal system. *Energy Conversion and Management*, 2022, 258: 115506.
- [43] Houshfar E. Thermodynamic analysis and multi-criteria optimization of a waste-to-energy plant integrated with thermoelectric generator. *Energy Conversion and Management*, 2020, 205: 112207.
- [44] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182—197.
- [45] Pan MZ, Chen XT, Li XY. Multi-objective analysis and optimization of cascade supercritical CO₂ cycle and organic Rankine cycle systems for waste-to-energy power plant. *Applied Thermal Engineering*, 2022, 214: 118882.
- [46] Özahi E, Tozlu A, Abusoglu A. Thermoeconomic multi-objective optimization of an organic Rankine cycle (ORC) adapted to an existing solid waste power plant. *Energy Conversion and Management*, 2018, 168: 308—319.
- [47] Cui YY, Meng X, Qiao JF. Multi-condition operational optimization with adaptive knowledge transfer for municipal solid waste incineration process. *Expert Systems with Applications*, 2024, 238: 121783.
- [48] Huang WM, Ding HX, Qiao JF. Large-scale and knowledge-based dynamic multiobjective optimization for MSWI process using adaptive competitive swarm optimization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2024, 54(1): 379—390.
- [49] 钱锋, 桂卫华. 人工智能助力制造业优化升级. *中国科学基金*, 2018, 32(3): 257—261.
- [50] 柴天佑. 工业人工智能发展方向. *自动化学报*, 2020, 46(10): 2005—2012.
- [51] 柴天佑. 工业人工智能与工业互联网协同实现生产过程智能化及其未来展望. *控制工程*, 2023, 30(08): 1378—1388.

Perspectives on Intelligent Optimized Control of Municipal Solid Waste Incineration Process under Dual Carbon Target

Junfei Qiao^{1, 2, 3*} Xi Meng^{1, 2, 3} Yuntao Tang^{4, 5}

1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124
2. Beijing Laboratory of Smart Environmental Protection, Beijing 100124
3. Engineering Research Center of Intelligent Perception and Autonomous Control, Ministry of Education, Beijing 100124
4. College of Environmental Science and Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124
5. Beijing Shougang Ecological Technology Co., Ltd, Beijing 102308

Abstract Municipal solid waste incineration (MSWI) provides an effective and promising approach for managing municipal solid waste (MSW) due to the fact that it can reduce waste volume and recover energy. MSWI has become an important support for the ecological civilization construction and dual carbon target. The MSWI process involves various physical and chemical reactions, with complex mechanisms and unclear evolution rules. Furthermore, the MSW in China is with high variability in composition and characteristics, making it difficult to achieve the intelligent optimized control. In consequence, there is a series of barriers in the development of MSWI industry, including the incomplete combustion of MSW, the excessive emissions of flue gas pollutants, the low energy efficiency, and the high operating cost. In this regard, after analyzing the challenges faced by realizing the optimized control of MSWI processes, this paper reviews the development status in both theory and application. Finally, the key scientific problems are issued and the potential research directions are prospected.

Keywords dual carbon target; municipal solid waste incineration; intelligent optimized control; digital twin

(责任编辑 张强)

* Corresponding Author, Email: junfeiq@bjut.edu.cn