

· 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” ·

大型炼化一体化过程全流程 低碳运行分析与决策优化综述*

彭鑫 沈菲菲 张庭伟 堵威 钟伟民** 钱锋**

华东理工大学 能源化工过程智能制造教育部重点实验室,上海 200237

[摘要] 石化工业是国民经济支柱产业,也是高能耗高排放行业。面向双碳背景下传统石化行业低碳化、智能化转型需求,针对碳排与工艺耦合机理复杂的炼化一体化全流程碳足迹表征精度低问题、耦合互联多装置生产流程碳排异常环节难追溯问题以及实际工业环境下全流程优化方案不收敛问题,本文以大型炼化一体化全流程为研究对象,描述了利用过程机理、工业大数据和人工智能技术,研究炼化一体化全流程碳足迹建模理论、全流程碳排异常环节溯源理论以及全流程装置分布式协同决策优化理论,实现炼化一体化全流程低碳优化。在为流程工业碳足迹建模、溯源和优化提供方法的同时,也为实际炼化一体化企业高效、低碳、智能生产提供指导建议。

[关键词] 炼化一体化过程;碳足迹建模;低碳运行;决策优化;分布式协同优化

我国现已成为全球最大的碳排放国家之一,2022年二氧化碳排放量约114.8亿吨^[1],占全球总排放量31%。石化行业作为高排放行业,是碳减排的重点关注领域^[2]。为实现“双碳”战略目标,采用数字化手段优化资源和能源配置,提高石化生产资源和能源利用效率、提升管理和决策水平是目前最具潜力的手段之一^[3]。

炼化一体化全流程一般包含数十套“油、化、塑、纤”生产装置,装置之间的物料通过管道运输。将装置进行集成可减少全厂能耗及物耗,并降低运输成



钱锋 中国工程院院士,自动控制和过程系统工程专家。现任华东理工大学教授、博士生导师,国家流程制造智能调控技术创新中心首席科学家,能源化工过程智能制造教育部重点实验室主任,国家智能制造专家委员会副主任。长期从事能源化工过程资源与能源高效利用的流程工业智能制造应用基础、关键技术、工业软件和系统集成研究。获1项国家级教学成果奖一等奖、5项国家科技进步奖二等奖、16项省部级科技奖励一等奖等40余项科技奖励。



钟伟民 华东理工大学教授,博士生导师。国家产业基础专家委员会委员,中国化工学会理事兼智能制造专业委员会主任委员,中国自动化学会石油化工应用专业委员会副主任委员。长期从事工业智能与智能系统的研究工作,提出并研发了面向能源化工过程智能制造的系列方法、技术、软件及系统,并在PTA、炼油、乙苯/苯乙烯、聚乙烯、水泥等大型工业装置进行了应用示范,取得了显著的应用效果。获国家科技进步奖二等奖、国家级教学成果奖一等奖各1项,省部级科技奖励一等奖4项。



彭鑫 华东理工大学研究员,博士生导师。主要从事工业过程智能建模、控制及优化、人工智能驱动的科学研究的机器视觉及其工业应用方面的研究工作,承担科技部国家重点研发计划项目课题1项、国家自然科学基金面上项目及青年科学基金项目各1项、省部级基金项目3项。任上海市自动化学会理事,中国自动化学会技术过程的故障诊断与安全性专业委员会委员。相关研究获得2022年上海自然科学奖二等奖及2023年中国仪器仪表学会科技进步奖二等奖。

收稿日期:2023-12-05;修回日期:2024-01-09

* 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: fqian@ecust.edu.cn; wmzhong@ecust.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(61988101,61925305,62173145,62303186)、中央高校基本科研业务费专项资金(222202417006)及上海人工智能实验室资助。

本和运输过程碳排放^[4]。然而,由于炼化一体化全流程产品类型多、生产规模大、装置之间物流和能流耦合关系复杂、原油品种多且性质杂,面向降碳目标的炼化一体化全流程调优具有很高的复杂性^[5]。同时,炼化一体化全流程存在碳排机理复杂、碳排来源不明确、装置优化空间难以确定、装置之间高度耦合等问题,给炼化企业的低碳发展带来较大挑战,具体特征如下:

(1) 过程排放大、难核算:炼化一体化全流程碳排放来源主要包括原料运输、生产加工、能源转化等环节,其中降低直接能源消耗和生产资源排碳是炼化厂减排的关键。传统的碳排放计算方法包括自上而下和自下而上两种方法,从微观、中观和宏观尺度分别有实测法、质量平衡法和排放因子法等方法。自上而下的统计方法注重整体尺度的碳排放,缺乏技术细节描述,自下而上的统计方法依赖于历史能耗数据,存在漏算或者重复计算的局限性^[6]。目前,企业开展碳核算工作依赖于碳管理专家经验,需要整合多部门月度/年度统计报表,且能源统计数据经过平衡后与实际值存在偏差,因此缺少适用于过程系统的碳排放量化体系,来精准评估和量化不同能源和技术的环境影响。

(2) 碳源种类多、机理复杂:炼化一体化全流程碳排放涉及40多种原油碳足迹以及70多套生产装置,生产装置又包含大型精馏塔(如炼油装置的常减压塔、烯烃装置的乙烯精馏塔等)、复杂反应器(催化裂化反应器、乙烯裂解炉、制氢装置等)、以及多种类型的锅炉、透平、换热器等,其中仅乙烯裂解炉炉膛燃烧与管内裂解反应的耦合模型就包含数万个反应过程,因此难以对全流程建立准确的碳排机理模型用于指导生产过程降碳调优。

(3) 装置耦合紧、影响广:炼化一体化全流程中的生产装置具有复杂的耦合连接关系,仅从物质流的角度看,乙烯装置涉及来自常减压、加氢裂化、加氢精制等多个装置的原料,以及送至聚乙烯、聚丙烯、乙二醇等装置的中间产品,而这些装置又与多个上游和下游装置相互关联^[7]。单个生产装置碳排放高并非由于其本身的操作水平低所导致,上游或者循环流股携带的高碳足迹也是造成单装置高碳排的原因之一,而优化单个中间产品或者装置的碳排放又会对其能耗、下游装置的负荷以及操作水平产生影响,因此仅凭人工分析难以准确识别炼化一体化全流程碳排放异常的真正原因。

(4) 决策维度高、规模大:炼化一体化全流程资源

配置优化包含上千种原油选择与购买量、数十套装置操作以及40余种产品生产方案的决策,目前只考虑经济效益的传统炼化一体化全流程资源配置优化模型包含3800多个连续变量和3600多个约束,采用现有的求解器难以得到最优解^[8]。为了降低炼化过程全流程碳排放量,引入了碳减排目标和装置操作优化模型,进一步提高了优化模型的规模和复杂度,导致现有的求解方法难以实现高效计算。此外,仅对单个装置进行降碳优化会影响下游以及后续装置的碳排放,且由于装置的负荷和产品产量约束限制,上游的装置负荷以及生产方案也难以单独进行优化^[9]。

综上所述,针对大规模互联炼化一体化过程特点,研究准确的碳足迹建模方法,基于人工智能技术识别碳排异常环节,高效制定经济低碳的全流程资源配置方案,对解决炼化一体化全流程低碳调优中的瓶颈问题,进一步提高炼化过程资源利用和管理水平,推进石化行业智能化低碳化发展,具有重要的科学意义和应用价值。

1 低碳化转型的研究目标与科学问题

1.1 研究目标

以大型炼化一体化全流程为研究对象,利用过程机理、工业大数据和人工智能技术,研究炼化一体化全流程碳足迹建模理论、全流程碳排异常环节溯源理论以及全流程分布式协同优化理论等。解决其中深层次科学问题,破解制约传统石化行业低碳调优的关键技术瓶颈,并在实际炼化一体化全流程企业开展理论研究的验证工作。在为流程工业碳足迹建模、溯源和优化提供新方法的同时,为实际炼化一体化全流程企业高效、低碳、智能生产提供技术支撑。

通过以上问题的分析,可以实现的具体目标:

(1) 针对全流程碳足迹表征问题,研究基于机理/数据融合的关键装置碳排模型,实现工业实际碳排因子校正;为了减少模型复杂度,研究数据驱动的物质流—能量流—碳流集成模型,以描述炼化一体化全流程产品碳足迹。(2) 针对全流程碳排异常环节溯源问题,研究基于集成学习的全流程碳足迹动态分析模型,为了避免传统灵敏度分析需要大量模拟场景的问题,研究利用基于SHAP(SHapley Additive exPlanations)理论的碳排影响因素贡献度衡量方法,实现全流程碳排异常环节追溯。(3) 针对全流程多装置优化问题,研究基于装置代理模型、全流程

碳足迹模型和资源配置模型的装置—全流程一体化优化模型构建;为提高大规模全流程优化问题的求解效率,研究利用基于一致性原理的分布式优化算法求解装置—全流程一体化优化模型,实现装置操作和全流程资源配置协同优化。

1.2 关键科学问题

(1) 碳排机理复杂的炼化一体化全流程碳足迹表征:复杂石化过程碳排放包括来自多种原料的碳足迹、包含多个复杂反应的装置生产过程碳排放以及多种类型能源相关的碳排放,采用数据库中的碳排因子与工业实际运行状况存在较大偏差^[10],为厘清炼化一体化全流程碳足迹带来挑战。通过建立机理/数据融合的关键碳排装置模型,得到符合工业实际生产的碳排放因子,进一步构建数据驱动的物质流—能量流—碳流集成模型,能够实现全流程多维度碳足迹准确描述,从而解决这一关键科学问题。

(2) 耦合互联多装置生产流程碳排异常环节追溯:实际炼化一体化全流程包含数十个装置,且装置之间耦合互联,装置碳排放情况不仅与其操作水平相关,同时受到上下游装置以及原料和循环流股碳足迹的影响。生产过程涉及影响碳排放产生的多个装置以及多个流股,传统的基于灵敏度分析的溯源方法依赖于大量的工况数据,这些特性为复杂全流程碳足迹溯源带来挑战^[11]。研究利用集成学习框架构建考虑全流程装置耦合约束的碳排动态分析模型,进一步开发基于 SHAP 理论的碳排影响特征识别算法,从而解决这一关键科学问题。

(3) 大规模、高维度、非线性全流程优化问题求解:复杂炼化一体化全流程优化模型包含装置操作和全流程资源配置模型,构建装置机理模型会给全流程优化带来额外的非线性,而传统的集中式优化算法在大规模优化问题求解上存在效率低下且容易出现不收敛等问题^[12],为大规模全流程决策方案的快速生成带来挑战。通过采用神经网络构建装置代理模型,结合碳足迹模型和实际约束构建装置—全流程协同优化模型,利用先进的基于一致性的分布式优化算法高效求解,实现全流程多装置协同优化方案快速生成,从而解决这一关键科学问题。

2 炼化过程低碳化转型研究进展

2.1 炼化过程产品碳足迹表征

表征产品碳足迹所依赖的碳排放核算体系包括

自上而下和自下而上两种方法。其中,自上而下的统计方法注重整体尺度的碳排放量,缺乏技术细节描述,自下而上的统计方法依赖于历史能耗数据,存在漏算或者重复计算的局限,难以评估和量化不同能源和技术的环境影响。潘毅群等^[13]、Liu 等^[14]的研究中,碳足迹表征模型的相关研究已经取得了一些进展,主要利用自上而下的统计方法和自下而上的物理方法建立碳足迹模型^[15]。Yao 等^[16]基于乙烯生产系统机理模型,利用自上而下的方法估算利用传统天然气和页岩气生产乙烯的能源消耗和碳排放强度。Langevin 等^[17]基于美国能源信息署(Energy Information Administration, U. S., EIA)年度能源概况定义基准模型构建了自下而上的碳足迹核算模型,用于节能措施评估。炼化过程产品碳足迹表征模型中,碳排放分配方法主要包括从工程视角出发的质量分配法和能量分配法,以及从经济视角出发的经济分配法和附加值分配法。Kranzl 等^[18]将产品价值与能量相同的原料平均值得之差定义为附加值,并制定了原料价格高的产品分配排放量为正,反之为负的分配原则,挖掘了炼厂重型和非轻型产品的碳减排潜力。质量分配法的核心原则是按照质量比例进行分配,张楚珂等^[19]最早提出根据质量、能量以及最终和中间石油产品的市场价值分配的原则,并重点对比汽油、柴油以及石脑油产品的碳排放分配结果。同时提出将总过程细化到子过程级进行 CO₂ 分配,与国际标准组织提倡的方式保持一致。Zhang 等^[20]改进了原有的能量分配方法,加入氢转移项,使其与炼厂实际工况保持一致,并得出汽油馏分比对炼厂 CO₂ 排放没有影响,影响因素主要为原油重度及轻质化程度的结论。传统的碳排放分配法目前还存在可解释性弱,可靠性、适应性差,难以匹配不同生产工况的不足。

目前,针对炼化产品碳足迹的表征与评价尚未制定统一的标准。孙潇磊等^[21]构建了沥青产品碳足迹核算模型,以某企业生产的沥青产品为评价对象,分析了产品的碳足迹分布与影响。于涵等^[22]研究了碳酸二甲酯的生命周期碳足迹,选用“从摇篮到大门”的核算边界,对比了常规反应塔、膜反应塔和反应精馏塔三种不同工艺对碳酸二甲酯碳足迹的影响。田涛等^[23]基于生命周期评价方法,以石油化工行业为边界,以实际运行的工业装置数据为基础,核算了多个制氢过程产品碳足迹,为评价未来氢能产业发展提供参考。这些研究虽然针对石化产品进行了生命周期碳足迹评价,但不同研究之间对系统边

界设定仍有差别。Rojas等^[24]对五种制氢技术进行了详细的碳足迹分析与比较,并评估了电网二氧化碳足迹和二氧化碳价格的影响,以实现制氢技术的低碳化快速扩展。Leclerc等^[25]探索了具有成本效益的部分捕集技术对二氧化碳减排率和总体碳足迹的影响。为每种技术选择定义了直接和间接排放,以及低、中和高碳足迹环境的情景,并利用炼油厂内的网络配置探索了二氧化碳减排率的优化路径。随后,田涛等^[26]在相关国际标准基础上,系统性的分析了目前石化行业产品碳足迹研究进展,依据PAS2050、ISO14067等标准原则建立了核心产品的碳足迹核算模型,并提出石化行业开展产品碳足迹评价的方法和典型应用。

2.2 全流程碳排放量化模型

多装置相互耦合,机理复杂,碳排放源种类繁多等问题为建立适用于石化生产过程的碳排放量化体系带来了诸多挑战。目前,石化行业碳排放核算方法在微观层面主要包括:统计实测法^[27]、排放系数法^[28]、物料平衡法^[29]等,宏观层面包括:清单核算法^[30]和生命周期核算法^[31]等。贾墨等^[32]采用调研统计实测方法构建了碳排放性质传递计算模型,可以实现生产全流程单组分碳排放量的准确计算,结合炼油厂的实际流程和装置能耗,可获取不同炼油厂的各个产品实际碳排放量。牛亚群等^[33]采用物料平衡法估算了炼油工艺全流程的碳排放总量,并从多方面提出炼油企业的减排治理对策。Jia等^[34]以典型的石蜡基原油为例,采用物料平衡法核算了石蜡基原油在炼制过程不同加工单元的环境影响,并探讨了节能减排的途径。这一方法随后被田涛等^[35]应用于催化裂化装置催化剂再生过程蒸汽碳排放量的核算工作中。Liu等^[14]开发了一种针对石油炼制行业VOCs(Volatile Organic Compounds)排放量化清单方法,以实现具体性、准确性和经济性。清单法缓解了对炼油石化一体化行业碳排放进行量化的迫切需要,然而,这种方法难以准确确定炼化生产全流程的碳排放核算边界。Zhao等^[36]基于生命周期视角估算了中国典型石化工厂的二氧化碳排放量,利用第一手数据确定可能的减排措施,并验证了生命周期评估方法比清单方法更适用于炼化过程。Cui等^[37]基于生命周期思想,整合出一套适合当前我国炼油行业发展的清洁生产指标体系。Zhao等^[38]对我国四家典型石化企业的温室气体排放量进行了生命周期评估,以确定可能的减排措施。Shen等^[39]揭示了不同烯烃生产路线的碳足迹影响,

运用生命周期核算法估算了全球烯烃行业的碳排放量和减排潜力。尽管生命周期核算法比清单核算法更适用于炼化一体化生产过程,但其核算精度低的问题仍未得到解决。

数据库中的碳排放因子在实际应用中缺乏一致性和准确性,且采用传统的碳排放核算方法存在遗漏或者重复计算的局限性。如何根据实际能源含碳量等性质和燃料燃烧情况、设备运行效率等系统运行状况,开发符合炼化一体化全流程实际情况的高精度碳排放量化模型是企业进行碳减排的重要基础。

2.3 复杂过程碳足迹溯源

溯源是指在复杂的工业过程中,通过分析和处理过程数据,实现对系统状态的监测、故障的检测、诊断和根源的追踪,从而提高系统的可靠性和安全性。溯源侧重于从系统的角度分析不同组件状态变化之间的关系,侧重于根源事件或原因的传播和发展。目前,针对复杂过程的碳足迹溯源方法研究取得了一定的研究进展。Xu等^[40]基于多地区投入产出表,利用结构路径分析法分解了复杂过程供应链产生的碳排放,并追溯了关键碳排转移路径,发现电力、天然气在过程经济体系中排放占比较大。Han等^[41]利用时空演变法追溯了不同产业的高碳排放环节,指出煤炭是工业能源排放的主要碳来源。Chen等^[42]提出一种评估能源行业供应链复杂性对碳足迹影响的方法,该方法融合了投入产出分析、结构分解分析和生态网络分析,能够识别和量化驱动能源流动的关键因素。Pourakbari等^[43]追溯了碳排放量与碳上限、总量控制与交易以及碳税在复杂工业过程中的变化关系。Wang等^[44]溯源了复杂制造过程中不同生产原材料的碳足迹分布,将煤、石油、废气、电力和蒸汽的碳足迹进行排序比较,以识别关键的碳足迹影响因素。Ivanova等^[45]核算了能源行业供应链中产生的碳排放量,并指出煤炭、石油和天然气的开采和制造过程是导致直接碳排放的关键因素。Yang等^[46]研究了能源产业园区的最优电力组合发展,并追溯了综合能源系统的碳足迹影响因素,指出将能源系统要求(资源和活动)和碳足迹税收纳入决策过程对碳减排活动至关重要。Liu等^[47]提出一种支持遗传算法的替换推荐模型,根据提出的回归网络和相关碳排放数据来追溯导致工业过程高碳排放的关键因素。Delanoe等^[48]采用人工神经网络模型对工业过程温室气体排放进行了估计,并量化了该模型的积极影响和消极影响。传统

的碳排放溯源方法一般根据生产过程碳排放总量或者比例进行溯源,对能源消耗和物料流动进行分析仅能够提供大体上的优化方向,缺乏对真正影响复杂生产过程碳排放因素的追溯。另外,采用投入产出、结构分解、时空演变等方法对石油炼制行业碳排放因素进行追溯,虽能够识别碳增量和相关影响因素之间的规律,但这些基于统计数据的溯源方法仍无法快速识别碳排放异常环节,难以应用于指导实际生产调优。

复杂过程异常环节溯源可分为基于模型的方法和基于数据的方法。基于模型的方法需要建立系统的数学模型,然后利用模型的残差或参数变化来追踪。Chen 等^[49]开发了基于数据驱动的神经网络辅助学习的动态系统异常检测模型,以此避免了对设备本身进行建模。但是这种基于模型的检测方法对模型本身的准确性和鲁棒性要求较高,且难以适应复杂系统的非线性和强耦合性。基于数据的方法不需要建立系统的数学模型,可直接从运行数据中提取特征和信息,然后利用统计分析、机器学习、深度学习等技术来实现异常的检测和诊断。近年来多名学者从运行数据的角度出发,在复杂系统的异常溯源方面取得了一些可观的进展和成果。Chen 等^[50]提出了一种基于分布式典型相关分析的数据驱动异常检测方法来解决全厂过程监控问题。Liu 等^[51]结合模糊证据推理和基于信念规则的方法,用于在故障模式和影响分析中确定故障的优先级。Greyling 等^[52]在 Aspen HYSYS 中开发了气转液(Gas to Liquids, GTL)过程模型,并验证了模型的性能,可以更快地确定系统中潜在存在的异常环节。Marais 等^[53]通过描述系统的能量属性来进行数据抽象,并建立一种基于火用数据抽象的石化过程异常检测混合模型。Hu 等^[54]基于数字孪生技术,详细提出了化工过程状态监测和故障诊断的逻辑结构,提高了石化过程的安全性和可控性。

石油中含有大量的硫、氮和微量金属元素等有害物质,它们是石化生产过程中的主要污染来源。由于这些污染排放源的追踪与溯源工作存在高复杂性,许多学者尝试运用传统故障溯源的方法来应对污染排放源难识别、难追溯的问题。Mhanna 等^[55]提出了一种基于腔增强光谱技术的气体检测方法,可以快速探测到如苯的有毒气体泄漏,有助于对环境污染事件进行追踪和溯源。Fetisov 等^[56]提出了一种结合网络分析技术的溯源方法,通过识别石化工业的污染源(如砷、镍、和硫等重金属),选择适当

的溯源指标,进而动态模拟污染物排放网络。尽管现有的分析方法为石化行业安环管控提供了有力支撑,但针对石化行业碳物质的溯源领域依旧存在较多的研究空白。在未来的研究中,需要进一步完善和发展。

2.4 多装置协同决策优化

装置运行优化是炼厂挖潜增效的重要内容,通过装置运行优化,炼厂在提高产品质量和降低装置能耗等方面取得了显著效果。目前,对单套装置的运行优化研究主要集中在多参数协同优化。Song 等^[57]研究了以 R141B(二氯一氟乙烷)为工质的双集成子系统,并为该系统构建多参数协同优化框架,解决了低品位余热热源占工业余热总量的高效回收问题。薛建成等^[58]从产品分布、操作条件、催化剂活性、装置结构等层面出发,对 2 套催化裂化装置进行多参数协同优化以提高装置生产效率。陈开彬等^[59]在选取催化裂化装置操作参数的基础上,构建了多参数协同优化模型,实现了装置生产效率和利润的提高。值得注意的是,炼化生产系统呈现高复杂性,各装置之间耦合性较强,单纯进行单装置优化的“贪心”操作很难实现整体效益的最大化。

随着技术水平的提升,对全流程的多个装置进行运行优化能挖掘出更大的经济潜能。全流程的多装置运行优化可分为集成优化和分布式优化。集成优化以多装置集成模型为基础,并构建相应的优化框架以实现整体效益最大化。谢毅等^[60]提出了炼化一体化生产过程与公用工程集成的计划优化模型,并针对炼化生产全流程所建立的 MINLP (Mixed Integer Nonlinear Programming) 模型中存在的规模大、求解效率低问题,提出了公用工程氢网络松弛的优化策略。Jiao 等^[61]集成了成品油产运一体化环节,并构建以最小化总成本为目标的集成规划模型,实现了产运一体化物流成本、温室气体排放和单位周转量能耗的降低。Su 等^[62]提出了用于炼油生产全流程的大规模非线性规划模型,解决了从原油操作到炼油过程和调合操作的集成优化问题。崔少辉等^[63]开发了基于分区建模协同优化的氢网络集成优化技术,以某炼油厂氢气网络实际运行优化研究为例,构建了以供应成本最小化为目标函数的集成优化模型。

集成优化框架会花费较长的计算时间,在面对更为严苛的时间要求应用场景时,全过程优化效率不理想。针对这些问题,分布式优化框架体现出了更强的竞争力。Wang 等^[64]将乙烯生产过程能源优

化问题转化为具有输入约束的分布式优化问题,通过将共识机制与梯度跟踪技术相结合,提出了一种自适应步长分布式优化算法,以此来优化乙烯生产过程中的操作变量。分布式协同优化框架的制定为优化大型复杂结构系统提供了一条有效可行的途径。Zhou 等^[65]提出了基于网络通讯分布式系统的协调优化控制和模型预测控制设计方法,在系统闭环稳定动态特性下提高了系统计算和通讯资源的利用率。

能源系统作为炼化工厂各类能源运输和转移的重要枢纽,承担着提高能源利用效率以及减少能源相关碳排放的责任。目前,分布式优化算法已经广泛应用于能源系统的协同决策优化研究中,其中每个装置代理可以与自己的相邻代理共享信息,通过基于网络拓扑结构的本地通信来实现协同决策优化。Hu 等^[66]开发了一种基于分层交互机制的三级分布式能源管理算法,以获得能源系统中运营商、聚合商和用户的纳什均衡,实现运营商交互下的协同决策优化。陈俊先等^[67]构建了多微能网系统多装置协同调度框架,提出一种考虑需求侧碳交易机制的多微能网分布式优化调度方法,兼顾了各微能网利益最大化,实现环境影响最小化。Nikmehr 等^[68]提出了一种基于交替方向乘子法的分布式算法,并采用分布式鲁棒模型精确分析了不确定通信约束下的系统性能,保证了分布式算法的轻计算量和收敛性。然而,以上讨论的工作仍然需要一个中央实体来收集系统的所有信息。对此,Rajaei 等^[69]基于交替方向乘子法构建了具有需求响应的分布式能源管理框架,以协调各能源子系统间的低碳运行。目前,能源系统多装置协同低碳决策优化研究还存在较多尚未被解决的问题。问题涉及复杂系统的动态性、不确

定性和非线性,这些特性给分布式协同优化算法的设计和应用带来了新的挑战。

3 案例分析

本文的案例包含:(1) 集成物流—能流—碳流的全流程碳排放量化模型;(2) 基于可解释机器学习的碳排异常环节溯源;(3) 基于一致性的炼化能源系统分布式协同决策优化。案例一通过结合工业大数据和机器学习建模方法,构建了全流程碳足迹模型。该模型提供了全面的碳排放核算指导,为进一步的研究和优化提供了模型基础。基于此模型,案例二设计了碳排异常环节溯源方法。这一方法的引入有助于识别和定位高碳排放中的重点影响环节,为优化工作提供方向。基于建立的碳足迹模型和高碳排环节溯源方法,案例三采用分布式协同优化框架,实现对炼化一体化能源系统的低碳生产决策优化。

3.1 案例一:集成物质流—能量流—碳流的全流程碳排放量化模型

以某炼化一体化企业生产全流程为研究对象,进行物质流—能量流—碳流分析。如图 1^[8]所示,基于炼化一体化全流程装置物质流、能量流投入产出关系、根据数据库中获取的物质流、能量流相关碳排放因子,建立炼化一体化全流程碳枢纽:

$$C = D^{\circ}R, \quad (1)$$

其中, C 为每个装置物质流和能量流产生 CO_2 排放量的矩阵, D 为物质流和能量流输出的组合矩阵,物质流量和能量流量从实际生产运行数据中获取。 R 为转换系数矩阵,表示单位物质流和能量流所对应的 CO_2 排放量,可从企业排放因子数据库以及公开性的联合国政府间气候变化专门委员会(Intergovernmental

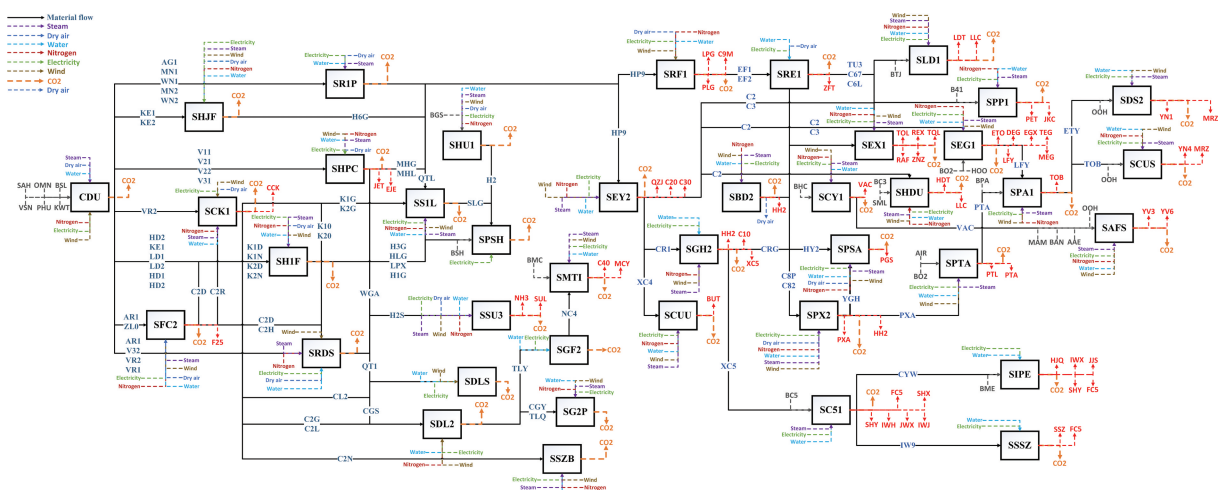


图 1 炼化一体化全流程物质流—能量流—碳流分析示意图

Panel on Climate Change, IPCC) 碳排放因子等数据库^[3, 4]中获取。 \circ 表示 Hadamard 乘积。

炼化一体化全流程碳枢纽矩阵可展开为以下形式：

$$C = \begin{bmatrix} C_1 \\ C_2 \\ \dots \\ C_{(a+b)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{11} & \dots & C_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ C_{(a+b)1} & \dots & C_{(a+b)m} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

其中行向量 C_i 表示物质流或能量流 i 的 CO_2 排放量, C_{ik} 表示为装置 k 的物质流或能量流 i 的 CO_2 排放量, a 为物质流数量, b 为能量流数量, m 为装置数量。转换系数矩阵 R 展开表示为：

$$R_1 = \begin{bmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \dots \\ R_{(a+b)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_{11} & \dots & R_{1m} \\ \dots & \dots & \dots \\ R_{(a+b)1} & \dots & R_{(a+b)m} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

物质流和能量流输出的组合矩阵 D 表示为：

$$D = \begin{bmatrix} P \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_1 \\ \vdots \\ P_a \\ B_1 \\ \vdots \\ B_b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{11} & \dots & P_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{a1} & \dots & P_{am} \\ B_{11} & \dots & B_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ B_{b1} & \dots & B_{bm} \end{bmatrix}, \quad (4)$$

其中, P 表示物质流输出矩阵, B 表示能量流输出矩阵。从而计算出装置 k 的碳排放总量为：

$$c_k = \sum_{i=1}^a c_{ik} + \sum_{j=1}^b c_{jk}, \quad \forall k, \quad (5)$$

炼化一体化全流程碳排放总量为：

$$c^{total} = \sum_{k=1}^m (\sum_{i=1}^a c_{ik} + \sum_{j=1}^b c_{jk}), \quad (6)$$

运用本案例构建的全流程碳排放量化模型对实际炼化一体化过程进行全流程碳排放核算, 并将碳排放强度核算结果与工厂实际碳排放强度进行对比, 误差范围在 3% 以内可以验证模型的有效性。全流程各个生产指标结果如表 1 所示^[8], 图 2 展示了表 1 中不同排放种类的碳排放占比结果。

如表 1 所示, 炼油区的装置产生较多的碳排放量, 占全厂碳排放 74%, 其中过程碳排占比高达 93%。化工区的装置碳排放占比相对较少。化工区装置的生产过程碳排放与能源消耗产生的碳排放相当。如图 2 所示, 炼油区生产装置的碳排放占比最高, 需要承担更多的碳减排责任。同时, 本案例分析中的过程碳排放强度结果为 0.341 t CO_2 eq/t, 与文献^[14]中的 0.332 t CO_2 eq/t 和某实际炼化厂^[8]的

0.348 t CO_2 eq/t 相近, 误差范围均在 3% 以内, 全流程碳排放量化模型的有效性和适用性得到了验证。更详细的核算细节可参考文献^[8]。

3.2 案例二：基于可解释机器学习的碳排异常环节溯源

基于工业历史运行数据, 对炼化一体化全流程进行高碳排放异常环节溯源案例分析。利用 Bootstrap 采样方法随机选取运行数组, 将采用的数据作为输入, 通过案例一构建的“物流—能流—碳流”集成模型计算出装置和全流程的碳排放量, 从而形成多工况数据与碳排放场景之间的映射关系。基于炼化一体化全流程拓扑结构建立节点约束, 利用随机森林建立全流程碳排动态模型。随后采用 TreeSHAP 算法对构建的全流程碳排动态模型进行解释, 依据 SHAP 特征值、SHAP 交互值等识别关键碳排影响因素。技术路线如图 3 所示。

基于随机森林的碳排动态分析模型首先需要收集工业历史运行数据, 运行数据应同时包含正常数据以及异常数据。然后, 将采用的数组作为输入, 通过案例分析一中构建的“物流—能流—碳流”集成模

表 1 全流程各生产指标结果^[8]
(核算依据来源某炼化一体化企业月度生产数据)

生产指标	结果
全流程经济效益(元)	1.317×10^8
原料成本(元)	1.759×10^8 (98.7%)
能源成本(元)	2.322×10^6 (1.3%)
产品收入(元)	3.099×10^8
过程碳排放强度(t CO_2 eq/t)	0.341
全流程碳排放(万吨)	63.034
炼油装置生产过程碳排放(万吨)	43.221
炼油装置能源消耗碳排放(万吨)	3.161
化工装置生产过程碳排放(万吨)	8.279
化工装置能源消耗碳排放(万吨)	8.373

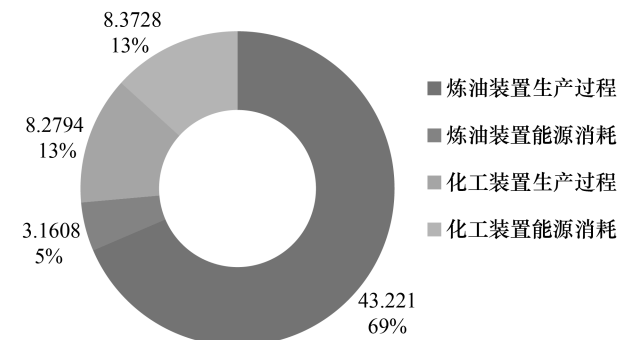


图 2 不同排放种类的碳排放占比示意图

型计算装置和全流程碳排放量,形成多工况数据与碳排放场景的映射,随后采用随机森林方法进行碳排放动态建模。

为了解决机器学习黑箱模型无法进行模型解释的问题,SHAP值已经被广泛用于大规模机器学习模型的特征解释。SHAP通过计算每个特征对预测 y 的贡献来解释实例 x 。SHAP解释方法根据联盟博弈理论计算Shapley值。在联合表示方法中,同一特征的Shapley值在正常运行数据下,会在某一区间内小幅度波动。当该特征的Shapley值远大于或者小于历史计算的Shapley值,即可认定为碳排放

异常因素。

图4展示了全流程各微观碳排放因素的SHAP值概要结果。图5展示了案例中基于SHAP方法的全流程宏观碳排放因素特征分析结果。微观变量包括不同的降碳生产装置、单个装置的多种物料流和多种能源流。其中,降碳生产装置由集合 U_k 表示,单一装置的不同物料流变量由集合 U_i 表示,能源流变量由集合 U_j 表示。宏观变量包括:加工负荷、燃料类型、能源效率和能源消费结构。

如图5所示,实际生产过程中,在加工负荷方面,催化裂化装置碳排放主要来自生产过程的能耗

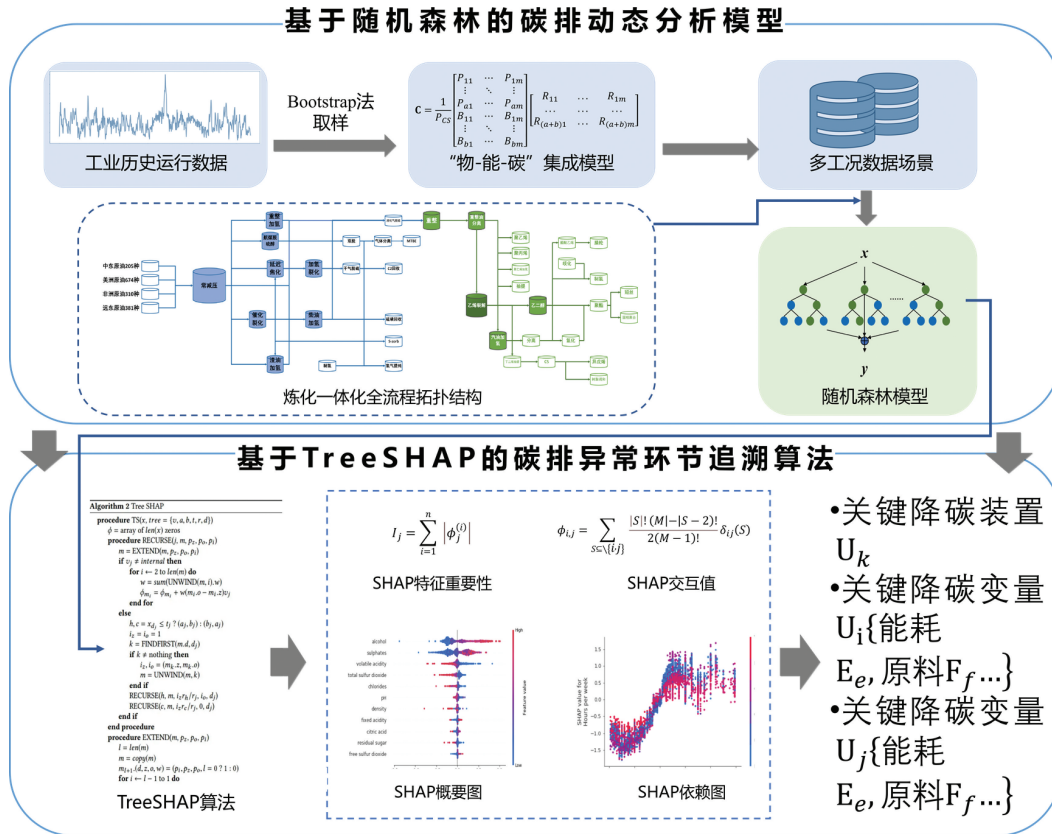


图3 基于可解释机器学习的碳排放异常溯源技术路线

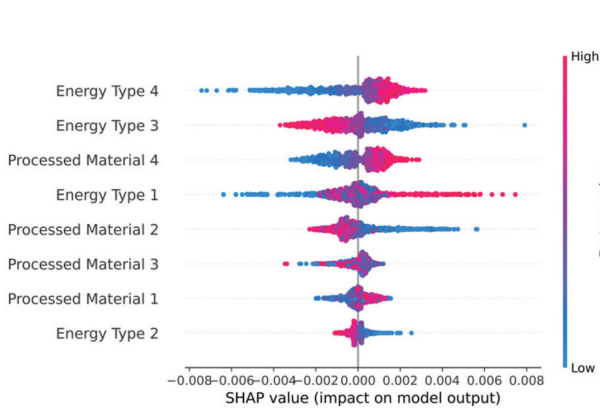


图4 微观碳排放因素SHAP值结果

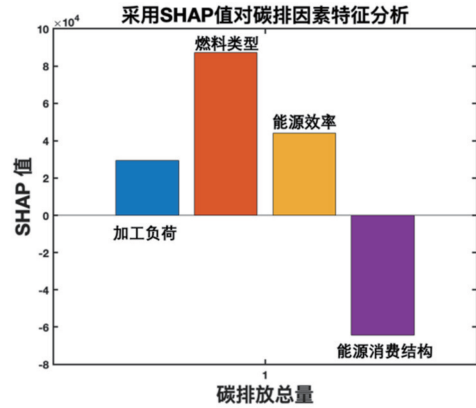


图5 宏观碳排放因素特征分析

以及工艺过程的烧焦,在能量使用方面的最大特点是整个过程的总输入能量大。炼油企业通常用炼油厂综合能耗、原油加工单位综合能耗、单位能量因数耗能(简称“单因耗能”)等单要素能源效率指标评价企业的能源效率。能量因数是反应炼油装置运行复杂性的重要指标,加工流程越愈复杂,炼油企业能量因数也随之增大。总体碳排放强度效应以正向拉动效应为主、能源消费结构效应以负向拉动效应为主。

3.3 案例三:基于一致性的炼化能源系统分布式协同决策优化

能源系统的运行操作情况对全流程低碳优化具有重要影响。传统的集中式优化算法在大规模能源系统优化问题上存在效率低下且容易出现不收敛的问题,为大规模能源调度方案的快速生成带来挑战。对此,研究基于一致性的分布式协同优化算法可实现高效求解。如图 6 所示,通过构建装置代理模型,结合实际物理约束构建优化调度模型,实现多装置协同优化,达到能源系统经济性最优的目标。基于成本微增率准则,选取每个节点的增量成本作为一致性变量,其一致性协议如下:

$$\lambda_i(t) = A\lambda_i(t) + Bf(\lambda_i(t)) - r_i \sum_{j \in N_i} g_{ij} [M(\lambda_j(t))]^\nu - r_i \sum_{j \in N_i} g_{ij} [M(\lambda_j(t))]^o, \quad (7)$$

其中 A 和 B 分别表示为连接矩阵,这里可以被设置为零矩阵, g_{ij} 表示通信权值, $f(\lambda_i(t))$ 表示非线性干扰变量, r_i 表示加权值,由每个机组设备的成本参数组成, $M(\cdot)$ 表示为性能掩码函数, $0 < \nu, o < 1$ 。

此方法采用基于增量成本一致的分布式优化算法来处理能源系统的经济调度问题,在固定时间一致性算法中引入了数据扰动技术,可以实现各代理状态在增量成本信息得到保护的同时完成有限时间一致。具体来说,每个节点储存两个状态变量:当前

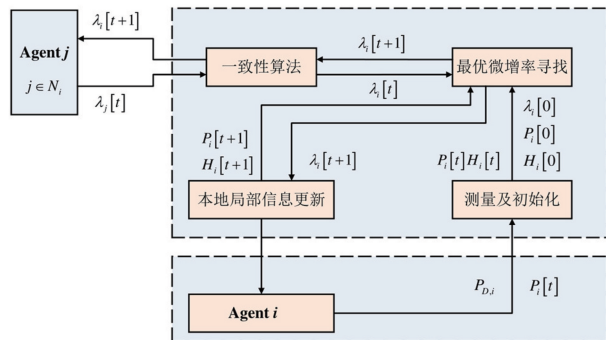


图 6 能源系统的分布式优化框架

电节点增量成本估计解 $\lambda_{P_i}(t)$ 和热节点增量成本估计解 $\lambda_H(t)$ 。在一致性算法执行前,每个节点通过掩码函数对估解进行扰动处理。在每次迭代时,每个节点通过将自身估计解 $\lambda_{P_i}(t), \lambda_H(t)$ 和邻居估计解 $\lambda_{P_i}(t), \lambda_H(t)$ 以某个特定权重结合以获得新一轮的估计解并达到一致性,从而获得最优解。如图 7^[70] 所示,采用炼化一体化能源系统作为研究对象,在有限时间内,热电节点的增量成本分别收敛于 0.095 19 \$/kwh 和 2.338 \$/kwh,从而完成了分布式优化调度,实现经济最优,更详细的优化细节可参考文献^[70]。表 2 给出了总发电成本以及总碳排放量在优化前后的变化结果,该能源系统碳排放总量在优化后降低了 2 300 kg/h。

4 结 论

本文围绕大型炼化企业低碳化生产关键技术中的全流程碳足迹描述、碳排异常环节追溯以及装置操作和生产方案协同决策等科学问题进行了综述。针对炼化一体化全流程低碳调优中的瓶颈问题,研究了炼化一体化全流程碳足迹建模理论、全流程碳排异常环节溯源理论以及全流程装置分布式协同优化理论。本文研究表明,传统的碳排放计算方法存在遗漏或者重复计算的局限性,需要加强开发符合炼化一体化全流程实际情况的碳排放量化模型;针对复杂系统的故障溯源方法已有一定的研究进展,

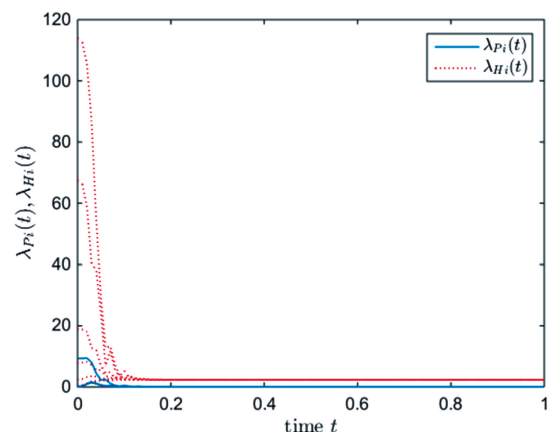


图 7 增量成本值的曲线轨迹

表 2 能源系统分布式协同优化结果

生产指标	结果
优化前总产能成本(\$/h)	7 552 000
优化后总产能成本(\$/h)	521 190
优化前总碳排放量(kg CO ₂ eq/h)	357 020
优化后总碳排放量(kg CO ₂ eq/h)	354 720

但是面对石化行业碳物质污染源的溯源研究依旧存在欠缺,需要进一步补充完善;此外,多装置的集中式优化框架在面对更为严苛的应用场景下存在优化效率不高的问题,需要进一步开发普适性更强的分布式优化算法。本文所展开的研究工作不仅为炼化行业提供了更准确、高效的碳排放评估和管理工具,也对石化行业碳足迹的追踪提供了新的思路和方法。这不仅有助于企业及时发现并纠正导致高碳排放的问题环节,而且对于生产全流程环境风险的预防和控制具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 方丹, 杨谨, 陈绍晴. 城市群多中心发展的碳减排效应及其作用机制. *中国人口·资源与环境*, 2023, 33(9): 45—58.
- [2] Han HW, Han W, Cheng W, et al. Progress in CO₂ emissions accounting and emission reduction technology for petrochemical industry. *Petrochemical Technology*, 2023, 16(35): 23—39.
- [3] Li Y, Wang BX, Xie YL, et al. Cost and potential for CO₂ emissions reduction in China's petroleum refining sector—a bottom up analysis. *Energy Reports*, 2020, 6: 497—506.
- [4] 钱锋, 杜文莉, 钟伟民, 等. 石油和化工行业智能优化制造若干问题及挑战. *自动化学报*, 2017, 43(6): 893—901.
- [5] Zhou HJ, Zhou Y, Xu CM, et al. Exploration of refining and chemical integration under China's dual-carbon target. *Chemical Industry and Engineering Progress*, 2022, 41: 2226—2230.
- [6] 吴晟. 炼化一体化行业的发展分析. *投资与创业*, 2022, 33(11): 60—62.
- [7] Wang YL, Huang FF, Tao SY, et al. Multi-objective planning of regional integrated energy system aiming at exergy efficiency and economy. *Applied Energy*, 2022, 306: 118120.
- [8] Zhang TW, Shen FF, Peng X, et al. Carbon-efficient production planning for long-chain integrated refinery-petrochemical processes: a material-energy-carbon optimization perspective. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 426: 138916.
- [9] Zhang LF, Yuan ZH, Chen BZ. Adjustable robust optimization for the multi-period planning operations of an integrated refinery-petrochemical site under uncertainty. *Computers & Chemical Engineering*, 2022, 160: 107703.
- [10] Yang XH, Leng ZY, Xu SP, et al. Multi-objective optimal scheduling for CCHP microgrids considering peak-load reduction by augmented ϵ -constraint method. *Renewable Energy*, 2021, 172: 408—423.
- [11] Steve G, Sovacool Benjamin K, Jinsoo K, et al. Decarbonizing the oil refining industry: a systematic review of sociotechnical systems, technological innovations, and policy options. *Energy Research & Social Science*, 2022, 89: 102542.
- [12] Lara CL, Bernal DE, Li C, et al. Global optimization algorithm for multi-period design and planning of centralized and distributed manufacturing networks. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, 127: 295—310.
- [13] 潘毅群, 梁育民, 朱明亚. 碳中和目标背景下的建筑碳排放计算模型研究综述. *暖通空调*, 2021, 51(7): 37—48.
- [14] Liu YY, Han F, Liu W, et al. Process-based volatile organic compound emission inventory establishment method for the petroleum refining industry. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 263: 121609.
- [15] Yang X, Pang J, Teng F, et al. The environmental co-benefit and economic impact of China's low-carbon pathways: evidence from linking bottom-up and top-down models. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 136: 110438.
- [16] Yao Y, Graziano DJ, Riddle M, et al. Understanding variability to reduce the energy and GHG footprints of U. S. ethylene production. *Environmental Science & Technology*, 2015, 49(24): 14704—14716.
- [17] Langevin J, Harris CB, Reyna JL. Assessing the Potential to Reduce U. S. Building CO₂ Emissions 80% by 2050. *Joule*, 2019, 3(10): 2403—2424.
- [18] Kranz L, Hummel M, Müller A, et al. Renewable heating: perspectives and the impact of policy instruments. *Energy Policy*, 2013, 59: 44—58.
- [19] 张楚珂, 田涛, 王之茵, 等. 聚丙烯产品碳足迹核算及对比研究. *石油石化绿色低碳*, 2021, 6(6): 17—23.
- [20] Zhang HX, Sun WQ, Li WD, et al. A carbon flow tracing and carbon accounting method for exploring CO₂ emissions of the iron and steel industry: an integrated material-energy-carbon hub. *Applied Energy*, 2022, 309: 118485.
- [21] 孙潇磊, 张志智, 尹泽群. 沥青产品的碳足迹研究. *石油炼制与化工*, 2017, 48(12): 88—92.
- [22] 于涵, 蒋庆哲, 宋昭峥, 等. CO₂-DMC 产业链碳足迹分析. *现代化工*, 2017, 37(3): 9—13.
- [23] 田涛, 曹东学, 黄顺贤, 等. 石化行业不同制氢过程碳足迹核算. *油气与新能源*, 2021, 33(6): 39—45.
- [24] Rojas J, Zhai S, Sun E, et al. Technoeconomics and carbon footprint of hydrogen production. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024, 49: 59—74.
- [25] Leclerc M, Rodrigues G, Dubettier R, et al. Optimized configuration to reduce H₂ carbon footprint in a refinery. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 2022, 118: 103671.

- [26] 田涛, 朱明璋, 姜晔. 石化产品碳足迹评价研究与实践. 油气与新能源, 2022, 34(5): 100—108.
- [27] 李明丰, 吴昊, 沈宇, 等. “双碳”背景下炼化企业高质量发展路径探讨. 石油学报(石油加工), 2022, 38(3): 493—499.
- [28] 李健, 李海霞. 产业转移视角下京津冀石化产业碳排放因素分解与减排潜力分析. 环境科学研究, 2020, 33(2): 324—332.
- [29] 罗占刚, 操建平, 崔宁, 等. 中美石油天然气行业温室气体排放计算方法标准比较研究. 中国石油和化工标准与质量, 2022, 42(20): 4—6.
- [30] Shan YL, Huang Q, Guan DB, et al. China CO₂ emission accounts 2016—2017. Scientific Data, 2020, 7: 54.
- [31] Ramanath T, Foo DCY, Tan RR, et al. Integrated enterprise input-output and carbon emission pinch analysis for carbon intensity reduction in edible oil refinery. Chemical Engineering Research and Design, 2023, 193: 826—842.
- [32] 贾翌, 施大鹏. 炼油过程碳排放量化模型构建及汽油质量升级碳排放测算. 石油炼制与化工, 2021, 52(5): 98—102.
- [33] 牛亚群, 董康银, 姜洪殿, 等. 炼油企业碳排放估算模型及应用. 环境工程, 2017, 35(3): 163—167.
- [34] Jia FR, Jing WT, Liu GX, et al. Paraffin-based crude oil refining process unit-level energy consumption and CO₂ emissions in China. Journal of Cleaner Production, 2020, 255: 120347.
- [35] 田涛, 白凌云, 杜永鑫. FCC装置催化剂再生过程蒸汽CO₂排放因子研究. 石油石化绿色低碳, 2020, 5(2): 72—76.
- [36] Zhao H, Ierapetritou MG, Shah NK, et al. Integrated model of refining and petrochemical plant for enterprise-wide optimization. Computers & Chemical Engineering, 2017, 97: 194—207.
- [37] Cui YY, Yang L, Shi L, et al. Cleaner production indicator system of petroleum refining industry: from life cycle perspective. Journal of Cleaner Production, 2022, 355: 131392.
- [38] Zhao SJ, Zhao DF, Song QB. Comparative lifecycle greenhouse gas emissions and their reduction potential for typical petrochemical enterprises in China. Journal of Environmental Sciences, 2022, 116: 125—138.
- [39] Shen Q, Gu JM, Shang L, et al. Carbon emissions and low-carbon development in Olefin industry. Environmental Research, 2024, 244: 117841.
- [40] Xu DX, Zhang Y, Chen B, et al. Identifying the critical paths and sectors for carbon transfers driven by global consumption in 2015. Applied Energy, 2022, 306: 118137.
- [41] Han XJ, Yu JL, Xia Y, et al. Spatiotemporal characteristics of carbon emissions in energy-enriched areas and the evolution of regional types. Energy Reports, 2021, 7: 7224—7237.
- [42] Chen SQ, Zhu FY, Long HH, et al. Energy footprint controlled by urban demands: how much does supply chain complexity contribute? Energy, 2019, 183: 561—572.
- [43] Pourakbari-Kasmaei M, Lehtonen M, Contreras J, et al. Carbon footprint management: a pathway toward smart emission abatement. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(2): 935—948.
- [44] Wang K, Liu SH, Liu KY, et al. Tracking carbon flows in China's iron and steel industry. Environmental Science & Technology, 2023, 57(31): 11510—11519.
- [45] Ivanova D, Wieland H. Tracing carbon footprints to intermediate industries in the United Kingdom. Ecological Economics, 2023, 214: 107996.
- [46] Yang CH. A hybrid optimisation decision model for a smart green energy industry park: exploring the impact of the carbon tax policy in Taiwan. Computers & Industrial Engineering, 2021, 160: 107567.
- [47] Liu XX, Yuan XL, Ye N, et al. An intelligent low carbon economy management scheme based on the genetic algorithm enabled replacement recommendation model. Technological Forecasting and Social Change, 2023, 193: 122597.
- [48] Delano P, Tchuente D, Colin G. Method and evaluations of the effective gain of artificial intelligence models for reducing CO₂ emissions. Journal of Environmental Management, 2023, 331: 117261.
- [49] Chen HT, Chai Z, Dogru O, et al. Data-driven designs of fault detection systems via neural network-aided learning. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 33(10): 5694—5705.
- [50] Chen ZW, Cao Y, Ding SX, et al. A distributed canonical correlation analysis-based fault detection method for plant-wide process monitoring. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2019, 15(5): 2710—2720.
- [51] Liu HC, Liu L, Lin QL. Fuzzy failure mode and effects analysis using fuzzy evidential reasoning and belief rule-based methodology. IEEE Transactions on Reliability, 2013, 62: 23—36.
- [52] Greyling S, Marais H, van Schoor G, et al. Application of exergy-based fault detection in a gas-to-liquids process plant. Entropy, 2019, 21(6): 565.
- [53] Marais H, van Schoor G, Uren KR. The merits of exergy-based fault detection in petrochemical processes. Journal of Process Control, 2019, 74: 110—119.
- [54] Hu SL, Wang SH, Su NQ, et al. Digital twin based reference architecture for petrochemical monitoring and fault diagnosis. Oil & Gas Science and Technology-Revue D'IFP Energies Nouvelles, 2021, 76: 9.
- [55] Mhanna M, Zhang GL, Kunnummal N, et al. Cavity-enhanced measurements of benzene for environmental monitoring. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(3): 3849—3859.
- [56] Fetisov V, Gonopolsky AM, Davardoost H, et al. Regulation and impact of VOC and CO₂ emissions on low-carbon energy systems resilient to climate change: a case study on an environmental issue in the oil and gas industry. Energy Science & Engineering, 2023, 11(4): 1516—1535.

- [57] Song J, Li Y, Gu CW, et al. Thermodynamic analysis and performance optimization of an ORC (Organic Rankine Cycle) system for multi-strand waste heat sources in petroleum refining industry. *Energy*, 2014, 71: 673–680.
- [58] 薛建成, 李峰, 李吉青. 催化裂化装置工艺的计算及调整优化. *石化技术*, 2023, 30(2): 34–36.
- [59] 陈开彬. 多参数协同优化方法在催化裂化装置中的应用. *化工机械*, 2020, 47(1): 6–10.
- [60] 谢毅. 炼油加氢装置与全厂氢气系统的集成优化. *化学工程与设备*, 2023, 1: 38–40.
- [61] Jiao YQ, Qiu R, Liang YT, et al. Integration optimization of production and transportation of refined oil: a case study from China. *Chemical Engineering Research and Design*, 2022, 188: 39–49.
- [62] Su LJ, Bernal DE, Grossmann IE, et al. Modeling for integrated refinery planning with crude-oil scheduling. *Chemical Engineering Research and Design*, 2023, 192: 141–157.
- [63] 崔少辉, 马佳宁, 于明欣, 等. 某炼油厂氢气网络集成优化研究. *炼油技术与工程*, 2023, 53(2): 60–64.
- [64] Wang T, Ye ZC, Wang XJ, et al. Improved distributed optimization algorithm and its application in energy saving of ethylene plant. *Chemical Engineering Science*, 2022, 251: 117449.
- [65] Zhou YQ, Li DW, Gao F. Optimal synchronization control for heterogeneous multi-agent systems: online adaptive learning solutions. *Asian Journal of Control*, 2021, 24(5): 2352–2362.
- [66] Hu M, Wang YW, Xiao JW, et al. Multi-energy management with hierarchical distributed multi-scale strategy for pelagic islanded microgrid clusters. *Energy*, 2019, 185: 910–921.
- [67] 陈俊先, 贾燕冰, 韩肖清, 等. 考虑需求侧碳交易机制的多微能网分布式协同优化调度. *电网技术*, 2023, 47(6): 2196–2207.
- [68] Nikmehr N. Distributed robust operational optimization of networked microgrids embedded interconnected energy hubs. *Energy*, 2020, 199: 117440.
- [69] Rajaei A, Fattaheian-Dehkordi S, Fotuhi-Firuzabad M, et al. Decentralized transactive energy management of multi-microgrid distribution systems based on ADMM. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, 132: 107126.
- [70] Kong MX, Shen FF, Du PH, et al. Distributed secure consensus for multiagent systems based on removing intra-cluster coupling restrictions and its application to energy systems. *Information Sciences*, 2024, 653: 119579.

A Review of Low-carbon Operation Analysis and Decision Optimization in Large-scale Integrated Refinery-petrochemical Production Processes

Xin Peng Feifei Shen Tingwei Zhang Wei Du Weimin Zhong* Feng Qian*

Key Laboratory of Smart Manufacturing in Energy Chemical Process, Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237

Abstract The large-scale petrochemical industry is a pillar industry of the national economy, characterized by high energy consumption and carbon emissions. In response to the demand for low-carbon and intelligent transformation in the traditional petrochemical industry under the context of dual carbon goals, this study describes the utilization of process mechanisms industrial big data, and artificial intelligence technology. It investigates theoretical frameworks for modeling the carbon footprint of the entire integrated petrochemical process, tracing irregular carbon emissions throughout the process, and achieving distributed collaborative optimization of process units. Meanwhile, this study also offers recommendations for efficient, low-carbon, and intelligent production in real-world integrated petrochemical enterprises.

Keywords integrated refinery-petrochemical process; carbon footprint modeling; low-carbon operation; decision optimization; distributed collaborative optimization

(责任编辑 张强)

* Corresponding Authors, Email: fqian@ecust.edu.cn; wmzhong@ecust.edu.cn