

中国工业部门碳排放核算、建模和预测研究

陈鹏宇, 田立新*

江苏大学 碳中和发展研究院, 镇江 212013



摘要： 作为国民经济的重要支柱，工业部门是中国二氧化碳排放的主要来源，占全国碳排放总量的70%，因此，工业领域的碳减排是实现“双碳”目标的核心环节。工业各部门之间在碳排放上存在显著差异，各行业的减排潜力各不相同。其中，电力、钢铁和水泥等能源密集型行业是工业碳排放的主要贡献者，占工业总排放的76.8%~93.3%。本综述聚焦于中国工业及其子部门碳排放的核算、建模和预测研究，对此类文献中的研究结论进行归纳总结。研究发现：由于碳排放核算存在区域异质性和数据不确定性，传统碳核算方法存在高估碳排放的情况。在碳排放建模方面，建立了“总体-门类-行业”的分析体系，发现东部地区省份工业碳排放效率较西部地区高40%~50%，北方重工业集中区需承担更大减排责任，且各地区工业子部门碳排放存在显著异质性。为实现对碳排放的准确预测，相较于单一的预测模型，本研究提出的组合预测模型框架有望降低15%~20%的预测误差，并能有效应对工业大数据的不确定性。中国工业碳排在2031年有机会实现达峰，但需关注少数滞后省份的碳减排成效，而实施差异化减排策略是实现“双碳”目标的最有效手段。工业碳排放在不同尺度下普遍存在时空异质性，本研究将帮助政策制定者设定更加科学的减排目标，制定出切实有效的碳减排政策与措施。本文在构建文献综述体系的同时也将推动工业碳排放核算、建模和预测方法的创新。

关键词： 工业碳排放；碳排放核算；碳排放建模；组合预测模型

中图分类号： F426; X322 **文献标志码：** A **文章编号：** 2097-4981(2025)02-0174-34

DOI: 10.3724/j.issn.2097-4981.JECC-2025-0002

Carbon Emission Accounting, Modeling and Forecasting Research in China's Industrial Sector

CHEN Pengyu, TIAN Lixin*

Institute of Carbon Neutrality Development, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

Abstract : As the cornerstone of the national economy, the industrial sector is the primary source of carbon dioxide emissions in China, accounting for 70% of the nation's total emissions. Therefore, achieving carbon peak and neutrality hinges on reducing carbon emissions in the industrial sector. There are significant disparities in carbon emissions among different industrial sectors, with varying emission reduction potentials across industries. Among them, energy-intensive industries such as power generation, steel, and cement are the primary contributors to industrial carbon emissions, accounting for 76.8% to 93.3% of total industrial emissions. This review focuses on the accounting, modeling, and forecasting of carbon emissions in China's industrial sector and its sub-sectors, summarizing the research findings from relevant literature. The study

收稿日期： 2025-02-16; **接受日期：** 2025-04-15

基金项目： 国家自然科学基金项目 (72174091); 国家社会科学基金项目 (22&ZD136); 江苏省碳达峰碳中和科技创新专项 (BE2022612)

作者介绍： 陈鹏宇 (1999—), 男, 博士研究生, 研究方向为应用数学、数据科学理论及应用。E-mail: chenpy_0914@163.com

通讯作者： 田立新 (1963—), 男, 二级教授, 博士, 研究方向为碳系统分析及优化、数据科学理论及应用、复杂系统分析及决策。

E-mail: tianlx@ujs.edu.cn

found that: due to regional heterogeneity and data uncertainty in carbon emission accounting, traditional methods tend to overestimate carbon emissions. There are significant differences in carbon emissions among different industrial sectors at the macro level, with industrial carbon emission efficiency in eastern provinces being 40%–50% higher than in the west, and the northern heavy industrial concentration areas need to take greater responsibility for emission reduction. Compared with single prediction models, the proposed composite prediction model framework is expected to reduce forecasting errors by 15%–20% and effectively address the uncertainty of industrial big data. China's industrial carbon emissions are expected to peak in 2031, but attention should be given to the carbon reduction effectiveness in a few lagging provinces, and the implementation of differentiated emission reduction strategies is the most effective means to achieve the “dual carbon” goals. Industrial carbon emissions exist in spatiotemporal heterogeneity at different scales, and this study will help policymakers set more scientifically based emission reduction targets and formulate practical and effective carbon emission reduction policies and measures. This paper will also promote the innovation of methods for industrial carbon emission accounting, modeling, and forecasting.

Key Words : industrial carbon emissions; carbon emission accounting; carbon emission modeling; composite forecasting models

0 引言

根据政府间气候变化专门委员会（Intergovernmental Panel on Climate Change, IPCC）发布的第六次评估报告综合报告《气候变化2023》，当前持续的温室气体排放将导致全球变暖加剧，而全球变暖的每一次恶化都将加剧并发的极端气候灾害。在没有额外减排的情况下，现有化石燃料的碳排放将超过1.5℃目标的剩余碳预算。国际能源署（International Energy Agency）在《2023年世界能源展望》中的核算表明，2023年度全球工业部门分别占全球能源消费总量的38%和碳排放总量的47%，化石燃料消费有望在2030年达到峰值，因此应重点关注工业部门的碳排放问题。未来，全球气候政策体系还需重新制定共同但有区别的责任原则，以期就工业的公平和发展权进行对话，更加注重有关部门的技术开发、部署和升级以减少工业碳排放^[1-2]。

中国工业部门的碳排放占总碳排放的比例高达70%，因此，中国工业部门的节能减排是实现国家低碳转型和碳中和目标的关键^[3]。工业不仅是我国国民经济的主导产业，同时也是能源资源消耗和环境污染排放的集中领域。工业部门在优化产业结构、调整能源消费结构、强化新一代信息技术的工业应用、提高能源资源利用效率等多方面不断努力，对于推进碳减排工作极为重要。中国工业碳排放空间分布不均，南北差距不断扩大，北方的工业增加值占比

下降，碳排放占比上升，南方反之，且2012—2017年制造业的南北产业转移加剧了南北碳排放的不平衡^[4]。随着全国工业结构的优化升级，具有空间异质性的城市工业的节能减排成为研究焦点。中国城市工业部门总体的能源需求增速呈下降趋势，城市工业的碳减排将对实现“双碳”目标做出重要贡献^[5-6]。中国政府还应更多关注碳排放较高的行业，如发电行业、钢铁行业 and 水泥生产行业等，对工业碳排放实施有效的、更严格的统计过程监测有助于及时采取行动控制过度排放^[7-8]。目前，中国已超额完成2020年工业碳减排目标，若保持目前的减排速度，其有能力在2030年完成工业碳减排目标，但在少数滞后省份需要设定更严格的减排标准^[9]。中国工业过程实施节能低碳可以分为内向、内部和外向3个阶段，通过碳排放限额规划可以推动工业过程进行工艺改进和技术创新^[10]。碳捕获与封存（Carbon Capture and Storage, CCS）和负排放技术（Negative Emission Technology）作为国际公认的控制碳排放的有效途径，将成为工业化化石燃料能源与未来可再生能源之间的桥梁^[11-13]。此外，除发电行业外的大多数工业行业均没有现成的低碳替代方案，而CCS可能是其唯一选择^[14-15]。

全方位、多尺度的工业碳排放研究，对实现工业碳达峰和减排目标意义重大，能够为我国工业领域提供坚实的理论支撑和技术指导。此类研究可引导企业综合考虑碳排放影响因素，优化生产要素配

置,主动进行技术创新,从而有效降低碳排放量,提升碳排放效率。科学有效地控制工业碳排放,将有力推动我国经济发展与碳排放脱钩,助力早日实现绿色发展目标。此外,碳排放的核算、建模和预测一直作为研究焦点,但现有综述多聚焦于能源密集型行业或碳排放预测模型,鲜有文献关注工业总体及子部门的碳排放演变特征以及适用于工业的核算和预测方法。文献统计显示,针对钢铁、水泥、石灰、制浆造纸等能源密集型行业的研究较多,而对工业总体及其他较低排放子部门的研究相对较少。与全国总碳排放的研究成果相比,对工业碳排放的关注度仍然较低。综述及研究成果的传播可以使社会了解工业碳排放的现状和趋势,推动相关行业技术革新和能源结构优化,促进低碳技术研发和应用,提高公众认识,增强社会各界环保意识和参与碳减排的积极性。

随着全球对碳排放的关注日益增加,各国开始重视其工业领域的碳排放问题。然而,针对这一领域的综述性文献仍然相对匮乏。大多数综述集中在单一重点行业的碳排放及其预测领域,缺乏包含不同工业对象的碳排放核算和建模的研究综述。本研究的目的为对中国工业及其不同子部门的碳排放核算、建模和预测提供更全面的文献综述,并讨论目前的研究趋势和存在的主要问题,为工业碳排放研究的进一步发展提供一定帮助。余文结构安排如下:第1节构建了一个多尺度研究体系,包括“国家-省份-城市”和“总体-门类-行业”等层级,对不同的工业研究对象进行了有效划分,并分析了中国不同区域工业总体及其子部门的发展现状。第2节讨论了目前工业碳排放核算采取的核算方法,指出了其适用的不同尺度和发展现状,并结合预测模型重点关注各地区工业碳排放的碳达峰情况。第3节在对碳排放进行准确核算的基础上,主要介绍了工业碳排放的常用建模方法,分析了工业碳排放的关键影响因素和影响机制,并归纳了常用方法的最新进展和适用场景。第4节对本文进行总结并对中国工业碳减排事业的发展提出相关政策建议。第5节为一些对未来研究方向的展望。

本文的文献统计和筛选遵循以下原则:检索与工业总体及其子部门的碳排放相关的研究,包括碳排放、碳效率、碳强度等;在中国工业子部门的研

究部分,力求涵盖尽可能多的工业部门,以覆盖中国工业体系中所有主要的、具有显著碳排放的部门;特别关注工业碳排放核算和预测研究的准确性,主要通过与多方核算数据的比较进行验证;同时,聚焦于工业碳排放影响因素分析的时效性,以识别当前碳排放的主要驱动力。文献检索、初步筛选、确认和归纳的具体流程如图1所示。

1 工业研究对象

本节将工业碳排放研究对象划分为3个层次:宏观层面的工业总体、中观层面的工业子部门(包括采矿业、制造业及电力、热力生产供应业)和微观层面的工业重点行业(涵盖钢铁、水泥、化工等12个高耗能行业)。中国工业部门贡献了我国约70%的碳排放总量,其中,制造业碳排放占比超过85%,而钢铁、水泥等重点行业的碳排放量总和占制造业排放量的50%以上,呈现出明显的层级分布特征。对工业总体的碳排放研究,有助于全面理解我国工业发展对环境和气候的影响,进而为制定碳减排政策和推动绿色发展提供科学依据。在此基础上,对工业子部门和工业重点行业的碳排放进行研究,有助于深入剖析不同行业和领域的碳排放特征,实施差异化碳减排策略和推动产业结构优化。对比分析上述3类研究对象,有助于发现碳排放的共性与差异,为构建具有针对性的碳减排体系和技术创新路径提供支持。

上述3个研究层面构成有机联系的分析体系:工业总体研究为子部门和重点行业分析提供宏观框架,子部门研究承担承上启下的衔接作用,重点行业研究为具体实施减排的关键着力点。在排放关联性方面,重点行业碳排放既属于相应子部门的组成部分(如钢铁行业隶属于制造业),其排放特征又直接影响工业总体排放格局。通过建立“总体-门类-行业”的递进分析路径,既能够把握工业碳排放的宏观趋势,又可深入解析不同层级间的传导机制,从而构建起多尺度协同的碳减排研究体系。这种层次划分既保持了各层级的独立性,又通过排放贡献率、技术关联度、产业链耦合等指标建立了联结,有效避免了研究体系的割裂问题。

在“国家-省份-城市”以及“总体-门类-行

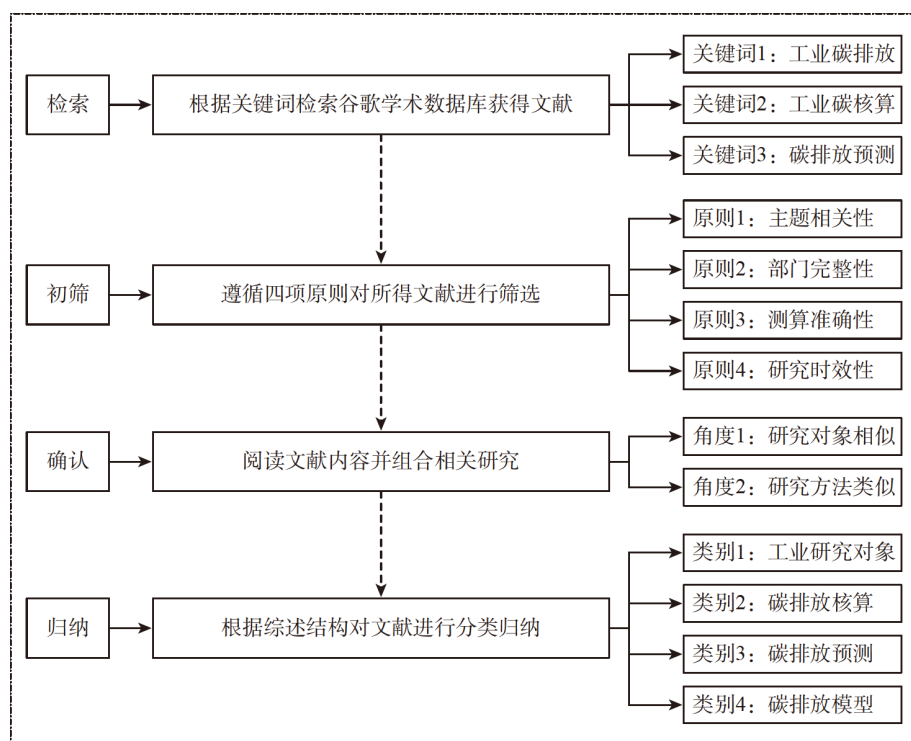


图1 文献检索流程

Fig.1 Literature retrieval process

业”的多维度分析框架下，本文对中国工业碳排放的时间和空间异质性进行了深入研究。研究发现，这种异质性主要由各地区的经济发展水平、产业结构和能源消费模式不同所导致。在国家级、省级和市级3个地理尺度上，以及总体、门类和行业3个部门层级中，工业碳排放的影响因素各不相同，且深受地区发展状况和政策环境的影响。特别是能源密集型工业部门，其碳减排潜力巨大，但需要依托科技创新来探索新的脱碳途径。本节的研究结果表明，国家级层面的碳排放总量与地方经济发展密切相关，而省级和市级层面的碳排放则更多受当地产业结构和能源结构的影响。在行业门类层面，重工业和制造业的碳排放量普遍较高，而高新技术产业的碳排放量相对较低。上述发现为后续碳排放核算和减排策略制定提供了重要的参考依据，明确了在不同层级上需要采取差异化和针对性措施，以确保碳减排工作的有效性和精准性。

1.1 工业总体碳排放

表1为研究中国工业总体碳排放的相关文献，包

括研究尺度、研究对象和研究方法。其中，研究尺度遵循3阶段层层递进，即城市级、省级和国家级。如无特殊说明，本综述所提及的工业仅代表数据可以获取的中国大部分省份的工业部门，包括采矿业，制造业，电力、热力、燃气及水生产和供应业3类行业。

在城市尺度工业碳排放的研究中，Wang和Wei^[16]通过CKC理论验证了城市工业碳排放效率与收入水平之间的非线性关系，发现东部沿海城市凭借全要素工业碳排放效率的显著优势，形成了与西部地区的梯度差异，折射出全国工业发展的严重失衡。随着2006年后区域协调发展战略的推进，这种不平衡态势开始呈现收敛趋势。得益于2010年低碳城市试点政策（Policy of Low Carbon City, PLCC）的实施，东、中部地区城市工业碳排放效率进入持续提升阶段，其中，技术创新被证实为关键驱动因素^[17]。在影响机制方面，Jiang等^[18]指出大约68%城市的碳排放效率仍处于中低水平，宏观经济增长与微观企业转型对效率提升具有全域性促进作用，而城市化进程与信息技术应用的影响则呈现显著的空间异质

表 1 工业总体碳排放研究概览

Table 1 Overview of research on total carbon emissions in the industrial sector

研究尺度	研究对象	研究方法	文献
城市级	工业碳排放效率	数据包络分析 (Data Envelopment Analysis, DEA) 方法	[16]
城市级	工业碳排放效率	超效率松弛测度 (Super-Slacks-Based Measure, Super-SBM) 模型、 双重差分 (Difference-in-Differences, DID) 模型	[17]
城市级	工业碳排放效率及其影响因素	多目标粒子群优化反向传播 (Multi-Objective Particle Swarm Optimization Backpropagation, MOPSO-BP) 模型	[18]
城市级	工业碳排放的影响因素	全局 Moran 指数、层次回归模型	[19]
省级	工业部门碳排放效率、 碳减排潜力	窗口 DEA 方法	[20]
省级	工业部门元前沿全要素 碳排放效率指数	元前沿全要素碳排放效率指数 (Total-Factor Carbon Emission Effi- ciency Index, TCEI)、非径向距离函数 (Non-Radial Directional Distance Function, NDDF)	[21]
省级	工业碳排放的技术进步空间效应	随机环境影响评估 (Stochastic Impacts by Regression on Population, Affluence, and Technology, STIRPAT) 模型、时空地理加权回归 (Geographically and Temporally Weighted Regression, GWTR) 模型	[22]
国家级	碳交易对工业碳减排潜力的影响	基于 DEA 方法的优化模型	[23]
国家级	工业碳排放预测及影响因素分析	对数平均迪氏指数 (Logarithmic Mean Divisia Index, LMDI) 模型、 碳库兹涅茨曲线 (Carbon-Dioxide Kuznets Curve, CKC)	[24]

性——前者在资源型城市表现为抑制作用，在服务型城市则产生正向效应。值得注意的是，数字经济的影响存在动态演变特征，其发展初期因数字基建的能源消耗导致效率抑制，但当数字技术渗透率提升后，智能制造产生显著促进效应将有助于实现数字技术赋能的工业低碳转型^[19,25-27]。

考虑中国省级碳排放效率的空间特征，省际间工业碳排放效率存在显著的空间集聚性，西北地区的省份碳减排潜力最大^[20]。Cheng等^[21]将TCEI应用于2005—2015年的省级碳排放研究，结果表明多数省份的工业TCEI仍有很大提升空间，且存在显著的空间异质性——东部地区省份TCEI最高，西部地区省份最低，也符合相关省份重点城市碳排放效率的空间特征。其次，省级工业部门的TCEI在研究初期显著上升，说明初期的技术进步对该指数主要起促进作用，然而随着时间的推移，技术效率的恶化和技术差距的扩大抑制了TCEI的增长，证实了各省的TCEI具有时间和空间上的异质性。

对于中国总体碳排放而言，根据Chen等^[24]对中国工业碳排放的分析和预测，中国工业碳排放将于2031年达到峰值，经济产出为中国工业碳排放的关键促进因素，而能源强度为中国工业碳排放的主要

抑制因素。考虑到技术进步与工业碳排放之间的关系，Yang等^[22]通过对2000—2017年中国工业技术进步对各省工业碳排放的影响进行分析，发现工业的研发投资对碳排放具有抑制作用；省际技术溢出对工业碳排放有积极影响；外国直接投资则会显著促进碳减排。碳交易是影响中国工业部门碳减排的重要市场工具，碳交易机制的实行可以为整个工业创造一定的减排潜力，并且随着碳交易市场时间的延长，产生的碳减排潜力也会增加^[23]。考虑到中国工业的减排路径、规模效应和效率效应是历史演变路径中最关键的驱动因素，中国工业部门应坚持在近期以成熟能效技术为主、中长期以低碳技术创新为核心的发展方向，走出一条率先达峰及深度脱碳的转型路径^[28-29]。

图2清晰地展示了工业总体碳排放的增长趋势和工业增加值占比的逐年变化。2010年后，工业碳排放增速明显加快，揭示出工业化进程加速对环境造成的影响日益加剧。2006—2020年，尽管中国工业在国民经济中的比重逐年降低，但工业产出的绝对量却持续上升。由于中国仍处于工业化的中阶段，重工业和制造业作为经济增长的关键动力，使碳排放量维持上升态势。然而，随着中国在提升能源效率方

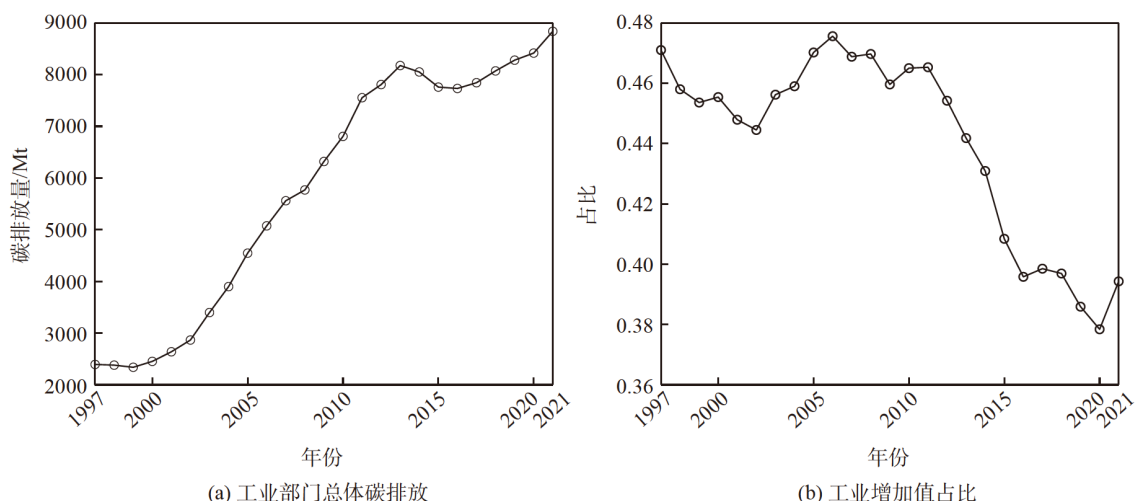


图2 1997—2021年中国工业总体碳排放和增加值占比变化曲线

Fig.2 Change curves of total carbon emissions and value-added proportion in China's industrial sector from 1997 to 2021

面的不断进步,以及政府在节能减排政策上的持续努力,某些时期内工业碳排放量呈现下降趋势。例如,2013—2016年,由于碳减排政策的实施、产业结构的优化调整、能源消费结构的改变、新一代信息技术在工业领域的广泛应用以及能源资源利用效率的显著提升,中国工业碳排放量逐年减少。在城市级、省级尺度上,工业能源和碳排放效率存在显著的时间和空间异质性,这与区域的发展水平和技术进步程度密切相关,其中,沿海地区表现较好,而西部地区通常表现较差。

1.2 工业子部门碳排放

中国工业体系庞大且复杂,其不同子部门在资源禀赋、技术水平、经济贡献等方面存在显著差异,导致其碳排放特征和驱动因素也各不相同。因此,将研究对象细化到工业子部门层面,有助于深入剖析不同行业的碳排放特征,并能够针对性地制定差异化的减排策略,推动产业结构优化。通过深入研究不同部门的碳排放特征、驱动因素和减排潜力,可以制定更加精准的减排措施,从而实现事半功倍的效果。

根据《国民经济行业分类》(GB/T 4754—2017)对中国行业的划分,中国工业总体分为采矿业,制造业及电力、热力、燃气及水生产和供应业3个门类,进一步可以细分为编号06~46的41个大类(其

中,制造业部门编号43的金属制品、机械和设备修理业已被归入服务业)。在后文中,将上述细分类别称为工业子部门。通常,将汽车制造业以及铁路、船舶、航空航天和其他运输设备制造业合并为运输设备制造业,故中国工业可以被划分为38个工业子部门(表2)。此外,通过调查各部门的生产技术状况将其归入新类别,包括采矿业、轻制造业、重制造业、高新技术产业和能源生产业。表3中的文献对工业子部门碳排放研究进行了初步汇总,归纳了各项研究的研究对象、研究内容和研究方法。将表2中的若干基础子部门进行灵活组合,形成了多样的工业子部门研究对象,如制造业及其子部门、重工业及其子部门。

Ren等^[30]将工业经济组合为18个子部门进行了研究,发现在这种情况下工业部门碳排放与工业经济总量呈倒U型的环境Kuznets曲线。Chen和Golley^[31]对工业子部门碳排放的绿色全要素生产率进行了分析,发现中国工业在1980—2010年尚未走上低碳增长的道路。若从碳排放与工业子部门工业增长的脱钩效应角度看,在这一时期化学原料和化学制品制造业、非金属矿物制品业和黑色金属冶炼和压延加工业的碳排放对脱钩影响最为显著^[32]。同时,该时期内的碳强度约束政策(Carbon Intensity Constraint Policy, CICP)对上述工业子部门绿色生产绩效具有先促进后抑制的特征,且CICP在实现碳减排和产业增长的

表2 中国工业子部门分类
Table 2 Classification of China's industrial sub-sectors

序号	工业部门	类别	序号	工业部门	类别
S1	煤炭开采和洗选业	采矿业	S20	化学原料和化学制品制造业	重制造业
S2	石油和天然气开采业	采矿业	S21	医药制造业	高新技术产业
S3	黑色金属矿采选业	采矿业	S22	化学纤维制造业	重制造业
S4	有色金属矿采选业	采矿业	S23	橡胶和塑料制品业	重制造业
S5	非金属矿采选业	采矿业	S24	非金属矿物制品业	重制造业
S6	其他采矿业	采矿业	S25	黑色金属冶炼和压延加工业	重制造业
S7	农副食品加工业	轻制造业	S26	有色金属冶炼和压延加工业	重制造业
S8	食品制造业	轻制造业	S27	金属制品业	重制造业
S9	酒、饮料和精制茶制造业	轻制造业	S28	通用设备制造业	重制造业
S10	烟草制品业	轻制造业	S29	专用设备制造业	重制造业
S11	纺织业	轻制造业	S30	运输设备制造业	重制造业
S12	纺织服装、服饰业	轻制造业	S31	电气机械和器材制造业	高新技术产业
S13	皮革、毛皮、羽毛及其制品和制鞋业	轻制造业	S32	计算机、通信和其他电子设备制造业	高新技术产业
S14	木材加工和木、竹、藤、棕、草制品业	轻制造业	S33	仪器仪表制造业	高新技术产业
S15	家具制造业	轻制造业	S34	其他制造业	高新技术产业
S16	造纸和纸制品业	轻制造业	S35	废弃资源综合利用业	重制造业
S17	印刷和记录媒介复制业	轻制造业	S36	电力、热力生产和供应业	能源生产业
S18	文教、工美、体育和娱乐用品制造业	轻制造业	S37	燃气生产和供应业	能源生产业
S19	石油、煤炭及其他燃料加工业	能源生产业	S38	水的生产和供应业	能源生产业

共同增长方面效果不佳^[33]。工业部门碳排放效率的提升还受到劳动力和能源配置不平衡的制约，而拥有先进创新技术和低能耗的子部门则表现出更高的碳排放效率^[41]。

随着对工业碳排放领域的探索不断深入，近年来的研究文献呈现出几个明显趋势。研究者在保持对直接碳排放进行监管的同时，将注意力转向了包含中间生产和消费环节的隐含碳排放。Gao等^[36]研究发现，在28个具有行业异质性的工业子部门中，隐含碳排放效率的变化呈现出渐进性，且普遍低于直接碳排放效率。进一步，聚焦于碳排放量最高的少数工业子部门，Dong等^[37]揭示了其碳排放与经济发展之间的脱钩指数呈下降趋势，表明能源结构、能源强度和产业结构的变化对碳排放的影响力度较弱。在更宏观的层面上，对于组成工业的三大产业门类中，电力、热力、燃气及水生产和供应业在预期目标下如期实现碳达峰可能存在压力^[39]。在对中

国工业碳排放的增量贡献程度上，Wen等^[40]的研究指出，少数几个主要工业子部门即占据了总增量的绝大部分。其中，投资规模为推动碳排放增长的主要因素，而投资碳强度、能源强度和投资效率则为降低碳排放的关键驱动力。以上发现强调了不同工业子部门在碳排放驱动因素和轨迹上的异质性，从而凸显了分部门层面制定减排策略的重要性。此外，工业子部门间的碳泄漏问题同样需要关注，特别是石油、煤炭及其他燃料加工业和金属冶炼加工业等，确定这些重点部门的责任对于产业结构优化和碳减排具有重要意义^[45]。

中国制造业作为中国国民经济的基础，是工业的重要组成部分，其排放过剩导致中国的碳减排目标长期受阻。Tian等^[34]针对所有制造业子部门碳生命周期变化的关键供应路径进行了研究。结果表明，由于产业链的延伸以及政策的推动，从金属冶炼和加工业及电力和蒸汽的生产和供应业部门开始的高

表 3 中国工业子部门碳排放研究概览
Table 3 Overview of carbon emission research in China's industrial sub-sectors

研究对象	研究内容	研究方法	文献
S1 ~ S38 (→18)	碳排放影响因素分析	投入-产出分析 (Input-Output Analysis, IOA)、经济回归模型、广义矩量法 (Generalized Method of Moments, GMM)	[30]
S1 ~ S38	“绿色”全要素生产率	Malmquist-Luenberger (ML) 生产指数、定向距离函数 (Directional Distance Function, DDF)	[31]
S1 ~ S38 (→36)	碳排放和工业增长脱钩效应	LMDI 模型	[32]
S1 ~ S38 (→36)	绿色生产碳排放绩效	非径向 DEA、DID 方法	[33]
S7 ~ S35 (→18)	碳排放驱动因素分析	环境 IOA、结构路径分解 (Structural Path Analysis, SPA) 方法	[34]
S7 ~ S35 (→31)	碳排放效率及其影响因素分析	Tobit 模型、元前沿 TCEI	[35]
S1 ~ S38 (→35)	碳交易对碳减排潜力的影响	DEA 优化模型	[23]
S1 ~ S38 (→28)	碳排放及其效率分析	非竞争投入-产出模型、松弛测度 (Slacks-Based Measure, SBM) 模型	[36]
S1、S7、S8、S11、S16、S9、S20、S24 ~ S26、S36	碳排放与经济发展解耦状态分析及预测	LMDI 方法、长期能源替代规划 (Long-range Energy Alternatives Planning System, LEAP) 系统	[37]
S7 ~ S35 (→27)	碳排放效率分析	Super-SBM 模型	[38]
S1 ~ S38 (→3)	碳排放峰值预测	自回归分布滞后 (Autoregressive Distributed Lag, ARDL) 方法、蒙特卡罗模拟	[39]
S1 ~ S38	碳排放路径及其驱动力	广义迪氏指数方法 (Generalized Divisia Index Method, GDIM)	[40]
S1 ~ S38 (→32)	碳排放效率的影响因素分析	Super-SBM 模型、Tobit 模型	[41]
S1 ~ S6、S19 ~ S38 (→22)	碳排放峰值预测	反向传播神经网络 (Backpropagation Neural Network, BPNN)	[42]
S1 ~ S6、S19、S21、S24 ~ S38 (→1)	碳排放的影响因素分析	分位数回归 (Quantile Regression, QR) 模型、STIRPAT 模型	[43]
S7 ~ S35 (→1)	碳排放效率分析	DDF、元前沿 DDF	[44]

注：“→”表示若干工业子部门被研究者按照不同标准拆分或组合为不同数量的研究对象。

阶路径导致碳排放显著增加，而化学工业、非金属矿物制品业及金属冶炼和加工业部门的碳排放主要由最终出口需求增加引起。制造业碳排放效率直接决定了总体碳排放水平，而中国制造业存在显著的行业异质性，其中，高新技术产业的随机前沿全要素碳排放效率最高，其次为中低技术产业，表明碳排放效率受管理水平的影响^[35]。通过碳排放与产业增加值的解耦分析发现，固定资产投资为21世纪以来碳排放的主要驱动因素，其次为工业增加值，投资碳强度、投资效率和能源强度为碳排放的缓解因素；制造业脱钩有所改善，尤其是轻工业^[46]。同时，各制造业子部门能源碳排放效率不具有收敛性，但存在规模效应和技术效应，不存在对外开放效应和制度效应^[38]。若考虑技术异质性，通过共同前沿方

法对29个省份（省级行政区，包括省、自治区、直辖市）的制造业碳排放效率进行了评价，发现目前中国制造业的碳排放效率低下且减排潜力巨大，实施节能减排战略可以有效促进制造业绿色转型^[44,47]。数字经济可以有效推进中国制造业的绿色转型，且主要通过技术创新带动碳减排^[48]。

重化工行业指包括能源采选、能源加工、化工、钢铁、有色冶金、建材和机械制造在内的7个子行业。2016年，重化工行业碳排放占总碳排放的60.54%，在缓慢增长的保守情景下，重化工行业及其相应子行业的碳排在2035年可以达到峰值^[42]。重工业包括除化工外的其他6个重化工子行业。Xu和Lin^[43]采用分位数回归模型的实证结果表明，由于固定资产投资和重工业产出的差异，经济增长对第25~50分

位数的省份重工业碳排放影响更大，而城市化对第10~25分位数省份的碳排放影响低于其他省份。对工业废水的处理正在发生范式转变，废弃资源综合利用业可能完全抵消该行业的温室气体足迹，并使其成为负碳排放的重要贡献者，在工业共生中的副产物和废物可以被用来代替其他过程工业生产投入，以减少生产对环境的影响^[49-51]。

根据2021年工业碳排放量的降序排列，分4部分绘制了全部工业子部门1997—2021年的碳排放曲线^①，如图3所示。可以看出，碳排放排名前三的部门分别为电力、热力生产和供应业，非金属矿物制

品业，黑色金属冶炼和压延加工业，约占工业总碳排放的76.8%~93.3%，其他部门多数呈先增后降的发展态势，并且碳排放最终达到较低水平。因此，不仅需要关注工业子部门之间碳排放的异质性，还需聚焦于高排放的能源密集型行业的碳排放路径。

1.3 工业重点行业碳排放

在“双碳”目标背景下，能源密集型的高排放工业部门（发电行业、钢铁工业、水泥工业、石油炼制工业和纸浆造纸工业等）对工业部门碳减排起决定作用^[52]。电力行业为碳排放的主要贡献者（包

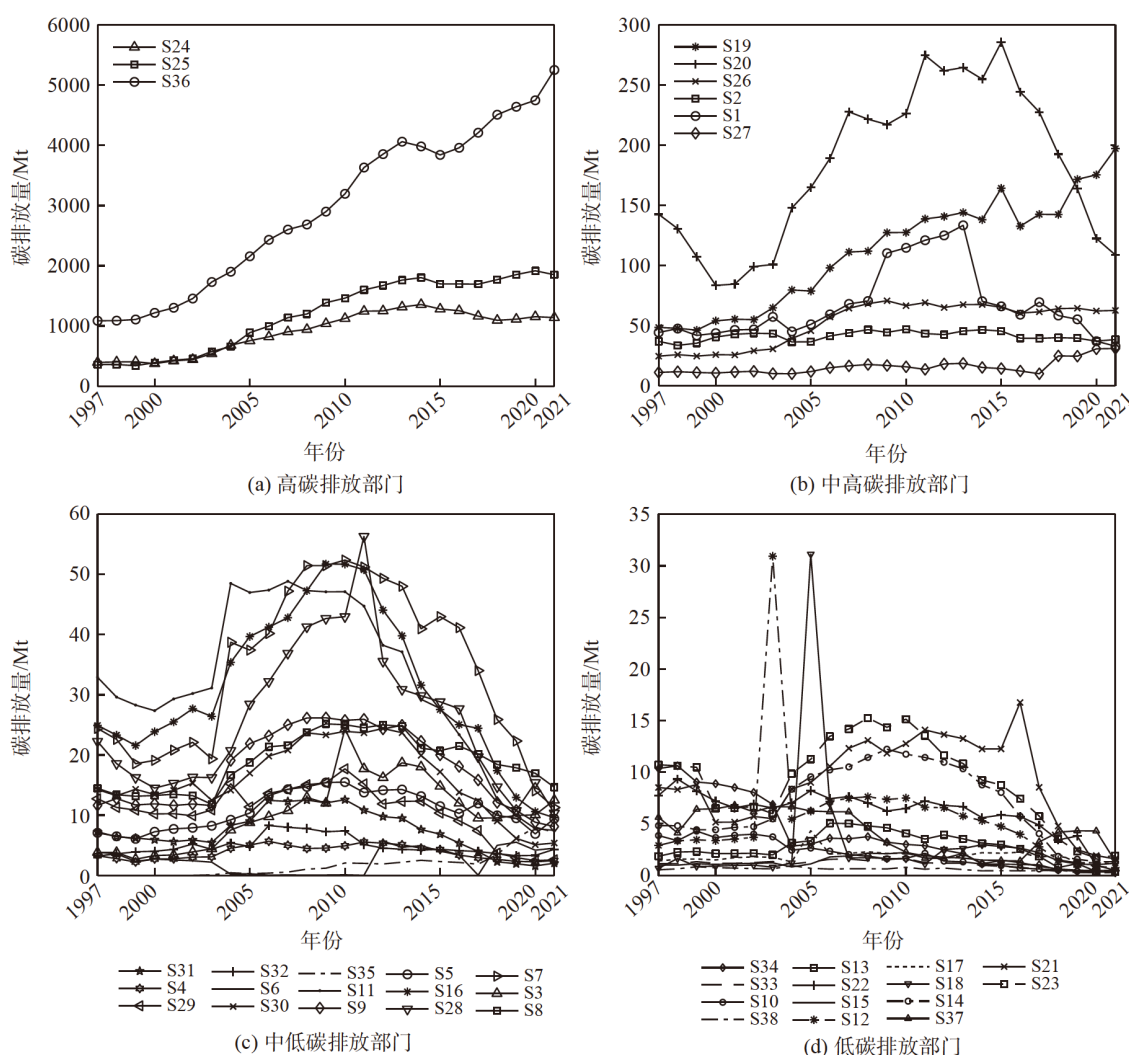


图3 1997—2021年中国38个工业子部门的碳排放变化曲线

Fig.3 Carbon emission change curves for China's 38 industrial sub-sectors from 1997 to 2021

① 数据来源为 www.ceads.net.cn。

含在子部门S36), 其次为钢铁冶炼(包含在子部门S25)和水泥生产(包含在子部门S24)。钢铁行业和电力行业为减排潜力最大的行业, 实现其资源配置需要付出巨大努力。能源密集型工业碳排放强度较高的省份主要集中在北方地区, 特别是东北和华北的部分省份, 这些区域的重工业相对集中^[53]。能源密集型加工工业生产钢铁、铝、化学品、水泥、玻璃、纸张和纸浆, 在碳排放中占很大比例, 需要推动这些行业向深度脱碳过渡以实现减排目标^[54-55]。

1.3.1 电力行业

电力行业是进行能源转换的核心行业。2022年, 中国电力行业的碳排放占工业总排放的50.6%。随着越来越多的国家致力于在21世纪中叶实现碳中和目标以缓解全球气候变化, 有必要使用清洁能源替代电力行业的化石燃料燃烧。太阳能、风能、水电、核能和氢能作为新能源的主要动力, 可以有效帮助电力部门实现低碳排放。中国地域辽阔, 地形多样, 拥有丰富的自然资源, 从而为清洁能源的开发和利用提供了得天独厚的条件^[56-57]。核电和可再生能源也是电力行业实现碳减排的重要依托, 但核能和可再生能源的依赖倾向相互排斥, 必须在发展新能源技术的同时平衡两者的需求关系^[58-59]。可再生能源发展和低碳资源配置将在未来推动实现能源系统净零排放^[60-61]。电力行业的CCS也是被广泛认可地一种气候变化缓解措施, 在实施CCS的同时仍需关注其对区域环境系统的潜在影响^[62]。

中国电力行业的区域碳排放表现极不平衡, 具有空间相关性和聚类效应。中国东部地区电力行业碳排放效率表现最好, 其次为中部地区, 而西部地区则相对不佳^[63]。中国各地区电力行业到2030年实现碳达峰目标存在一定压力, 需要采取先进技术和使用可再生能源积极向目标推进^[64-66]。中国的能源资源分布不均且地区间能源消费不平衡, 同时地区间化石燃料储量和生产能力与能源需求不匹配, 因此电力行业的跨省二次能源交易非常重要^[67]。电力强度、经济活动和产出规模是影响电力行业碳排放的主要因素, 而电力行业的巨大减排潜力也早已得到论证^[68-69]。由于发电行业的减排潜力具有区域和技术异质性, 因而有必要在中国各地区和跨区域技术转让中制定更加差异化的减排法规和政策^[70-72]。例如, 碳监管政策

对碳成本的影响存在较大不确定性, 该政策的实施效果很难辨别^[73-74]; 碳交易政策则显著促进了电力行业的碳减排, 推动了行业的绿色创新发展^[75-76]。

火力发电仍然是当下电力行业的普遍生产模式。中国省级火电行业的总体平均碳排放效率较低, 存在一定的区域差异, 呈由东部向中西部地区递减的特征^[77-78]。火电行业的碳排放效率在地区之间具有显著的空间相关性, 对邻近省份具有正向溢出效应^[79-80]。中国的燃煤发电行业碳排放约占全国总碳排放的50%, 在经济发展和电力煤耗之间实现平衡难度较大, 需积极进行转型以减缓碳排放的增长速度^[81]。燃煤发电行业各种技术的碳排放因子差异较大, 从而导致各省份碳排放的区域异质性。2016—2020年, 仅北京和山东实现了燃煤发电行业碳排放的负增长^[82]。在实施碳排放控制政策和积极的能源规划情形下, 燃煤发电行业有望在2030年前实现碳达峰^[83]。碳捕获、利用与封存(Carbon Capture, Utilization, and Storage, CCUS)对于实现火电行业的碳减排至关重要, 生物质发电与CCUS耦合是实现该行业碳中和的重要负碳技术^[84]。

电力行业的隐含碳排放也不容忽视, 清洁能源发电部门的隐含碳排放低于火力发电, 消费量为隐含碳排放增量的主要驱动因素, 生产结构为清洁能源发电行业隐含排放增加的主要驱动因素^[85]。基础材料生产的逐步电气化也将产生巨额的电力需求, 为实现减排必须充分发挥可再生能源和清洁能源的潜力^[86]。工业智能时代, 数字服务和计算行业会产生大量来源于电力消耗的间接碳排放, Patterson等^[87]指出, 在大型神经网络训练中, 深度神经网络(Deep Neural Network)、数据中心和处理器的最优选择可以显著减少间接碳排放, 最多可以减少约100~1000倍的碳足迹, 能源消耗和间接碳排放在未来将作为评估大型神经网络训练的关键指标。工业机器人是工业自动化生产中影响碳排放的一项关键技术, 工业机器人的应用具有显著的碳减排效果, 但同样会带来巨额的间接碳排放^[88]。

1.3.2 钢铁行业

鉴于全球经济向二氧化碳净零排放转型的紧迫性日益增加, 各国政府和工业界越来越关注较大减排难度行业的脱碳, 包括钢铁行业等。该行业约占

全球碳排放量的6%，通常占能源相关排放的8%（包括电力消耗排放）。2017年以来，全球钢铁生产采用的脱碳技术包括氢注入、固体生物质替代、零碳电力替代、CCS以及以上脱碳方法的组合。高炉-碱性氧炉在生产中仍占据主导地位（71%），并且该生产流程对任何脱碳技术均特别顽固；直接还原铁-电弧炉的产量仅为5%，但具有更好的脱碳潜力，有助于实现净零排放^[89]。从全球钢铁企业的角度看，世界各国企业均积极对冶金行业进行优化，比如焦炭替代及副产物气体处理技术研究项目等，形成了以钢铁企业绩效和企业技术创新为重点的低碳发展趋势^[90-91]。

自20世纪90年代中期以来，中国钢铁行业发展迅猛，是中国重工业的支柱，但地区之间钢铁行业的技术水平和发展规模存在显著差异^[92]。中国作为世界上最大的钢铁生产国和消费国，在节能减排方面责任较大，也因此制定了许多减排策略。随着中国钢铁制造新技术的不断发展和能源效率的提高，钢铁生产的能源强度和碳强度进一步降低^[93]。这与Na等^[94-95]对高炉-碱性氧炉、废铁-电炉和氢冶金3种工艺碳排放的研究结论一致，即通过提高高炉球团比和电炉废渣比、减少粗钢产量可以实现有效的碳减排。将传统的能源枢纽扩展为基于物质流的能源枢纽，发现炼铁厂对整个钢铁生产流程的碳排放贡献最大，物料流和能量流对钢铁生产总碳排放流影响显著^[96]。生产制造阶段为钢铁工业碳排放的主要来源，占钢铁全生命周期总碳排放量的89.84%，而化石燃料对钢铁碳排放的敏感性最高，因此积极推广低碳节能技术、提高废钢比、构建新型电力体系，符合中国政府实现碳中和的目标蓝图^[97]。

钢铁行业应采取逐步淘汰落后产能、调整生产结构增加电弧炉炼钢、推广低碳技术以及采用清洁能源等措施，以控制该行业的碳排放。其中，推广低碳技术为最小成本下的最有效减排策略^[98]。钢铁生产的超低碳技术与国家政策相辅相成，至多可以实现80%~90%的碳减排，故而中国能源系统短期内需要技术改进，长期则应优先发展超低碳技术^[99-100]。Li等^[101]发现生产能力和能源效率为钢铁工业园区碳排放的主要驱动因素，为实现碳中和应逐步淘汰落后产能，同时加快先进技术的部署。此外，政府对该行业的政策干预将起到重要作用。碳排放权交易

方案对中国钢铁行业的碳排放效率具有显著的推动作用，而合理的税收方案也将对该行业的碳减排起到积极影响^[102-103]。

1.3.3 水泥行业

在过去的三十年里，全球工业化和城市化进程使水泥这一重要建筑材料的生产行业蓬勃发展。水泥行业属于非金属矿物制品业，非金属矿物制品业是中国六大高耗能行业之一，约占全国能源消耗的9.5%，对其工业过程进行优化可以实现有效的碳减排^[104]。Chen等^[105]建立了全球水泥碳排放的数据库并评估了各国家和地区水泥行业的碳排放差异。中国水泥行业占世界该行业碳排放总量的50%以上，研究该行业的碳排放和碳减排路径对中国乃至世界具有十分重要的意义。

在水泥生产技术层面，设计需要较少石灰石的新熟料是减少水泥和混凝土二氧化碳排放的一种有效手段^[106]。采用新的波特兰熟料水泥替代品、使用碱活化材料和提高水泥使用效率等方法也同样可以有效促进碳减排^[107-109]。短期内碳减排潜力最大的为使用矿物成分取代熟料，但从2030年起，最佳的长期选择为不同的碳捕获技术、氧化镁和地聚合物水泥^[110]。同时，开发替代工业副产品和燃料，从而替代自然资源，应成为未来中国可持续水泥行业创新工作的主要重点^[111]。

Ruijven等^[112]提出了一个针对钢铁和水泥行业的全局仿真模型，预测未来中国的钢铁和水泥消费量将持续增加，随后需求水平将趋于稳定。对于中国和印度等发展中国家来说，水泥行业的减排方案需要根据住房和基础设施的具体情况进行调整，节能减排和提高效率是目前的重点，而对于欧洲等发达地区来说，更多应关注CCUS技术^[113-115]。不可忽视的是水泥具有海绵效应，一方面，水泥的大规模生产在全世界造成了大量的碳排放；另一方面，它的水化合物在未来会逐渐重新吸收大气中的二氧化碳，可以为碳吸收做出贡献^[116]。Cao等^[117]首次考虑了在水泥循环中存在的这种材料-排放-吸收关系，并量化了需求侧和供给侧的影响，指出了水泥库存的增长对气候的严重威胁。为实现水泥行业的碳达峰和碳中和，Dinga和Wen^[118]设计了一个自下而上的绿色转型路线图模型，在实行绿色转型政策的积极情景

下, 2060年实现碳中和目标是可能的, 但各方面的不确定性将使该目标的实现推迟4~6年。

1.3.4 石油化工行业

石油化工行业以石油和天然气为原料, 专注于石油产品和石油化工产品的生产, 构成了国民经济的重要支柱。该行业产业链条紧密, 产品范围广泛, 对于稳定经济增长、提升民众生活水平、确保国防安全均扮演着不可或缺的角色。石油炼制行业和化工行业是我国能源密集型工业的重要组成部分, 其碳排放问题为我国的减排目标带来了严峻挑战^[119]。

2000—2016年, 投资规模的不断扩张是导致石油炼制行业碳排放量增加的主要驱动力。随着中国经济步入新常态, 这一驱动因素的影响力逐渐减弱, 与固定资产投资增速的放缓同步^[120]。Geng等^[121]通过开发集成交叉特征的卷积神经网络能源优化模型, 对石油化工行业乙烯生产流程进行了优化, 显著提升了能源利用效率并降低了碳排放量。在中国石油炼制行业主要实施的碳减排技术中, 成本效益在各类技术中普遍存在。其中, 新设备技术在减排方面贡献最大, 而新材料技术的贡献相对较小^[122]。筛选和评价污染减排与碳减排协同控制技术是探索石油炼制行业减排路径的关键, 优化石油炼制工艺在降低污染和碳减排方面存在协同效益^[123-124]。

化学工业拥有巨大的累积碳减排潜力, 并且大多数减排措施可实现负成本效益^[125]。化工行业产品种类繁多, 包括先进材料、清洗液、复合材料、染料、油漆、药品、塑料和表面活性剂等, 介于能源密集型和而非能源密集型工业部门之间。未来碳排放的显著降低将主要依赖于关键技术和电力脱碳, 例如使用可再生碳和非化石碳原料^[126-127]。化工行业二氧化碳催化加氢技术和生产电气化有助于减少碳排放, 提升能源效率, 推动经济的可持续发展^[128]。对于煤化工行业而言, 煤化工产品的市场需求为该行业碳排放的重要驱动因素, 现代化生产的煤化工行业具有巨大的碳排放增长潜力, 需要政府对该行业进行严格管控^[129]。

中国石油化工行业碳排放的变化主要受产量、产业经济规模、能源强度和能源结构等因素的影响。能源强度的降低和能源结构的优化在长期有助于减少碳排放, 而产出的增加和工业经济规模的扩大则

为推动碳排放上升的主要动力^[130-131]。石油化工企业的碳排放与原材料的投入密切相关, 规模小的企业在减排方面拥有更大潜力^[132]。为实现减排目标, 该行业还可采取的措施包括提高能源效率、推进工艺电气化、转向使用可再生氢气、充分利用副产品以及应用CCS技术^[133]。

1.3.5 其他重点行业

制浆造纸行业同样为高耗能、高污染的行业, Wang等^[134]在对我国制浆造纸工业的研究中采用当地的碳排放清单, 发现研究期间内碳强度有所下降, 反映出制浆造纸行业能源效率在逐步提高。制浆造纸行业是中国八大碳排放严格监管行业之一, 与水泥行业类似, 其碳排放一直被国际组织严重高估。从生命周期的角度看, 我国在该行业实际生产过程中的能耗已经远优于国家标准, 但国际组织对我国该行业碳排放的高估可达12%~56%^[135]。若现代化造纸厂具备热能储存、风热能转换器和区域木生物质等技术, 相较于传统造纸厂, 其生命周期温室气体减排量最高可达190%^[136]。

21世纪初, 有色金属冶炼和压延加工业的工业经济和能源消耗快速增长。其中, 铜、铝、锌、铅、镁等金属的冶炼为该行业碳排放的主要来源^[137]。对影响该行业碳排放的因素进行分析发现, 1985—2014年碳排放强度对有色金属行业的碳排放影响最大, 其次为能源强度、劳动生产率、产业结构和能源结构^[138]。2000—2014年中国有色金属行业能源消费变化的显著影响因素为劳动生产率^[139]。由于存在社会经济路径(Shared Socioeconomic Pathway, SSP)和金属循环, 金属冶炼行业的温室气体排放放在不同SSP情况下均无法实现将温度变化控制在2℃以下的气候目标, 因此, 除需要向可持续社会路径过渡外, 还需严格控制温室气体排放^[140]。中国金属矿业和冶炼行业实现“双碳”目标还需要采用先进的碳减排技术, 以降低行业的能源消耗、碳排放和提高资源效率^[141-142]。

玻璃作为最广泛用于包装的材料之一, 其制造过程通常为能源密集型, 伴随着大量的碳排放。2004—2014年, 中国玻璃生产行业的累计碳排放约为 1.23×10^8 Mt。其中, 化石燃料燃烧产生的碳排放占67.79%, 具有巨大的减排潜力^[143-144]。玻璃行业的细

分市场,例如容器玻璃或平板玻璃,是非常多样化的,其原因为不同的玻璃产品对产品质量和各种工艺选择有不同的要求。为应对玻璃工业脱碳的挑战,可以使用燃料替代、废热回收和工艺强化等技术构建脱碳方案^[145]。

2 工业碳核算和预测方法

要有效地制定工业各部门的减排策略和预测未来趋势,准确的碳排放核算是关键。承接上述研究,本节将重点探讨工业领域内的碳排放核算方法,以及如何将核算数据应用于碳排放的预测分析。碳排放核算是碳排放研究中至关重要的环节,然而现行的碳排放核算方法存在一定程度的不确定性。不确定性主要源于数据的质量与完整性、排放因子的波动性、活动数据的可靠性以及人为因素等方面的影响。只有在确保碳核算结果相对准确的前提下,才能对未来碳排放的趋势进行有效预测。接下来,将对工业领域内碳排放核算的文献进行综述,并对基于核算数据的碳排放预测技术进行讨论。

2.1 碳排放核算

碳排放核算的方法主要由IPCC制定,包括排放因子法、物料平衡法等,这些方法在2006年整理后经历了多次修订^[146]。然而,这些核算方法各有其适用场景且存在不同的不确定性。例如,IPCC所采用的排放因子法在一定程度上忽视了不同地区和行业之间的差异性,可能导致碳排放核算结果出现偏差^[147]。碳核算的范围主要包括3类:范围1包括组织直接控制的排放源所产生的温室气体排放;范围2包括组织消耗的电力、热力或蒸汽产生的温室气体排放,这些排放源虽然不在组织的直接控制之下,但由组织使用的外部能源供应引起;范围3包括组织活动产生的所有其他间接排放,这些排放源不在组织的直接控制之下,但与组织的活动相关。除工业部门直接和间接碳排放外,还需要关注更广泛存在于产品生命周期内的隐含碳排放^[36]。

针对中国各地区、各行业的具体情况进行更加准确的碳排放核算尤为关键,其对于制定更为精准的减排策略和措施具有深远影响^[148]。表4对本文所提

及的碳核算方向文献进行了汇总,可以看出:对重点行业的碳核算一直为研究者的关注焦点,制定了相当充分的碳排放数据库;排放因子法仍然是当前最普遍的核算方法,在此基础上还开发了生命周期法和投入产出法;在核算的时间和空间尺度上,地理区域上以国家和省份尺度为主,时间细粒度方面除电力行业外集中于年度核算,这主要取决于细粒化数据的可获得性。其中,钢铁、水泥等行业的碳排放核算具有特殊的复杂性,其核心在于碳排放来源的双重性:能源活动排放(燃料燃烧)和工业生产过程排放(化学反应或原料分解)。这两类碳排放的物理机制、核算方法及减排路径均存在显著差异,而核算范围的界定直接影响碳足迹的准确性、政策制定及减排策略的有效性。核算范围的偏差将导致碳足迹失真,在未来需通过标准统一、技术创新及政策协同,确保核算科学性与减排有效性。

从行业异质的角度出发,Shan等^[149]对石灰行业的碳排放进行了重新估算,指出了碳排放因子和活动数据相对不确定性的波动范围。Yang等^[150]从消费端入手,核算了2000—2019年中国造纸行业的碳排放量,并结合情景预测分析了中国造纸行业碳达峰的途径。Shen等^[153]和Shen等^[154]对中国水泥行业的碳排放进行了全面估算,发现由于忽略了从湿法到干法的技术转变、石灰含量和熟料比的差异等因素,中国水泥生产的碳排放容易被高估。为减少对水泥行业碳排放量进行估计存在的相对不确定性,Chen等^[105]建立了1990—2019年全球水泥生产企业的碳排放数据库。Ren和Long^[168]核算了1995—2019年中国能源相关碳排放、水泥生产碳排放和森林碳汇。Andrew^[155,169]也意识到了国际组织对水泥生产行业碳排放的高估,在收集大量数据后,对全球的水泥生产过程中的碳排放重新进行了估算和分析,发现仅2015年的碳排放量就比全球碳排放的报告数值低30%。Meng等^[156]将生物碳纳入生产系统,采用物料平衡法系统核算了钢铁行业的碳排放,并定量分析了新生产机制下的经济可行性。Crippa等^[157]开发了全球食品加工行业碳排放数据库,用于估算温室气体排放量,还讨论了粮食系统温室气体排放的时间趋势和区域贡献。中国作为农业大国,对粮食的需求不断增加,这就要求中国应加大对粮食相关行业

表4 碳排放核算方法文献汇总

Table 4 Overview of carbon emission accounting methods and literature

碳核算对象	碳核算方法	碳核算尺度	文献
中国石灰行业碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[149]
中国造纸行业碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[150]
中国造纸行业隐含碳排放	投入产出法	国家级（年度）	[151]
中国造纸行业碳排放	投入产出法	国家级（年度）	[152]
中国水泥行业碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[147]
中国水泥行业碳排放	排放因子法	省级、工厂级（年度）	[153]
中国水泥行业碳排放	生命周期法	国家级（年度）	[154]
全球水泥行业碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[105]
全球水泥行业碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[155]
中国钢铁行业碳排放	物料平衡法	国家级（年度）	[156]
全球食品加工行业碳排放	排放因子法、生命周期法	国家级（年度）	[157]
中国食品制造行业碳排放	投入产出法	国家级、省级（年度）	[158]
中国燃煤发电行业碳排放	生命周期法	省级（年度）	[82]
中国燃煤发电行业碳排放	生命周期法	国家级（年度）	[159]
美国电力行业隐含碳排放	显式有限差分理论	县级（年度）	[160]
中国电力行业间接碳排放	分布式计算算法	国家级（年度）	[161]
中国电力行业碳排放	深度学习电-碳模型	国家级（分钟）	[162]
中国分行业碳排放	表观能源消耗法	国家级、省级（年度）	[163]
中国工业碳排放	排放因子法、电热分排法	国家级（年度）	[164]
中国城市工业隐含碳排放	投入产出法	国家级（年度）	[165]
中国碳排放	排放因子法	城市级、县级（年度）	[166]
中国碳排放	排放因子法	国家级（年度）	[147]
全球分行业碳排放	近实时碳核算框架	国家级（日度）	[167]

的碳减排力度。Wang等^[158]采用投入产出法对食品生产行业碳排放的核算结果是实现该行业碳监测和减排的重要依据。

电力行业在总碳排放中占据最高比例，其碳核算涉及直接排放和间接排放。然而，现有的核算方法主要基于总用电量，存在不确定性^[170]。Zuo等^[171]强调，平均碳排放因子未能准确反映电力系统的实际排放，而边际碳排放因子更适合政策调控。Li等^[82]和Wu等^[172]分别从投入-产出和生命周期角度出发，对中国燃煤电厂建设阶段和省级燃煤发电行业生命周期进行了碳核算，提供了新的视角。Wang等^[159]应用生命周期模型，核算了燃煤电厂的直接和隐含碳排放。Chen和Wemhoff^[160]提出了新的方法，将行政级别的碳排放量细化为县级，并结合经济投入-产出理论核算了生命周期碳排放。在提高核算准

确性和解释性方面，Wu等^[161]开发了减少时间消耗、保护隐私的分布式计算算法，利用电网节点流矩阵的稀疏性进行了并行计算。针对嵌入式碳排放计算耗时问题，Xia等^[162]提出了两阶段深度学习结构，结合非侵入式负载监测和深度学习算法，构建电-碳模型。Liu等^[173]则利用智能电表数据，通过深度学习框架跟踪了智能电网中工业企业的碳排放。

Liu等^[147]使用更新且更统一的能源消耗和熟料生产数据，以及两套全面测算的中国燃煤碳排放因子重新核算了中国的碳排放，其计算结果低于IPCC的修正默认值。Shan等^[163]首次采用表观能源消耗法并结合更新的排放因子，对2000—2012年中国各省的碳排放量进行了重新计算，成功地解决了国家级与省级能源消费数据不一致的问题，使基于表观能源消耗和更新后的排放因子计算的中国各省碳排放量

总和与全国总碳排放量基本一致。该核算结果比基于传统方法和IPCC默认排放因子计算的全国总二氧化碳排放量小12.69%，其可能与核算方法论、参数估计、排放因子以及活动数据的调整 and 校准措施有关。Shan等^[174-176]对1997—2015年、2016—2017年和2020—2021年3个时期各省各部门的碳排放进行了核算，制定了1997—2021年中国碳核算数据库，并量化了排放因子、活动数据和化石燃料消耗的不确定性。受新型冠状病毒感染影响，与2019年相比，2020年全球二氧化碳排放量减少了6.3%（2232亿吨），2020年上半年每日排放量下降的原因因为大规模减少出行导致全球经济活动减少。随着经济活动的部分重新开放，每日二氧化碳排放量逐渐恢复到2019年的水平，截至2021年，全球碳排放仅比2019年创纪录水平低1%^[177-181]。

为实现更精确的碳排放监测，实现减排政策的持续实施和迭代改进，迫切需要开发更细粒度的时空碳排放数据库。Liu等^[167,182]分析了近实时碳排放技术及其当前的应用趋势，提出了一个可以广泛应用的最新近实时碳排放核算技术框架，建立了近实时碳排放数据库。在全球、国家和省级尺度碳排放核算外，Chen等^[166]对地级市及县级尺度的碳排放进行了核算，构建了县级年度碳排放清单。为加快完善中国的碳核算体系，中国的企业碳核算准则需要设定新的界限，并加快制定产品碳核算准则的速度。

2.2 碳排放预测模型

碳排放预测主要关注对未来碳排放趋势的判断，即根据历史数据和现有信息，预测未来碳排放量或排放强度的发展方向。其侧重于时间维度，并试图揭示碳排放随时间变化的规律。通过分析历史数据，可以识别出碳排放的变化趋势，并预测未来碳排放量或排放强度可能达到的水平。

随着全球对温室效应及其环境影响的认识不断深化，构建有效的碳排放预测模型（Carbon Emission Prediction Model, CEPM）显得尤为关键。本综述所关注的预测模型主要聚焦于机器学习和灰色预测模型，并融合了其他方法或模型的特性，展现出构建多元化、智能化组合模型的发展趋势。神经网络模型的使用频率持续增长，前馈架构的应用尤为突出，

并且大多数CEPM采用了优化策略，绝大多数青睐于元启发式模型^[183]。首先通过灰色关联分析、主成分分析和回归模型对影响因素进行高效筛选，然后结合统计学模型、灰色预测模型等手段以实现精准的预测功能。表5对本节涉及的主要预测方法进行了汇总。对于预测模型而言，研究者多采用划分训练集和测试集的方式衡量训练模型并进行预测测试，然后使用平均绝对百分比误差、均方误差等指标对模型的性能进行量化，但由于研究对象不同，模型之间的优劣很难做出裁断。

2.2.1 灰色预测模型

大量的理论与实证研究已经证实，碳排放与经济增长等因素之间存在非线性和不确定性的关系。灰色预测理论恰好适用于此类非线性模型，并被广泛应用于能源消耗和碳排放预测等研究。Deng^[206]提出了针对“小样本、贫信息”的不确定系统，将其作为灰色系统理论的研究对象，并详细阐述了基于灰色预测模型的基本建模步骤和机理，该理论因其较高的准确性和稳定性而受到广泛认可。

在预测化石能源消费产生的碳排放方面，研究人员开发了许多灰色模型以提高预测的准确性和适用性。Şahin^[185]提出的代谢灰色预测模型、Wu等^[186]发展的分数异质灰色模型以及Gao等^[187]提出的分数阶灰色Riccati模型，均考虑了分数累积、差分和微分信息原理，并通过元启发式算法和优化算法来提高模型性能。若结合多变量灰色预测和Verhulst模型，则可以有效减少Verhulst模型对数据的依赖性，使其更适用于实际预测情况^[188]。基于碳排放的增长趋势和Gompertz定律，Gao等^[189]构建了分数累积灰色Gompertz模型，以更好地适应长周期预测和自然发展规律。Ye等^[191]针对碳排放的时滞特征，提出了动态时滞离散灰色预测模型，而Ding等^[192]通过引入Chquet积分到时滞多元灰色模型中，进一步提高了预测性能。Nie和Duan^[193]在灰色预测模型中引入了微分项，考虑了相关因素变化率的影响，增强了模型的稳定性和自适应性。

以上研究不仅展示了灰色预测模型在碳排放预测领域的持续创新和进步，而且通过引入新的方法和技术，提高了模型的预测能力，使其更好地服务于政策制定和环境管理。这些模型的改进不仅提高

表 5 碳排放预测方法文献概览
Table 5 Overview of carbon emission forecasting methods and literature

预测对象	预测方法	文献
中国化石能源消费碳排放	多阶段非线性多变量灰色模型	[184]
土耳其碳排放	线性和非线性滚动代谢灰色模型	[185]
金砖国家碳排放	分数阶异质灰色模型	[186]
中、美、日三国碳排放	分数阶灰色 Riccati 模型	[187]
中国煤炭消费量	多变量 Verhulst 灰色模型	[188]
美国工业碳排放	分数阶 Gompertz 灰色模型	[189]
中国省份碳排放	Gompertz 灰色模型	[190]
中国工业碳排放	多变量动态时滞灰色模型	[191]
中、美、日三国碳排放	基于时滞和交互效应的多变量模糊灰色模型	[192]
中国工业碳排放	多变量灰色微分动态模型	[193]
安徽省蚌埠市工业碳排放	灰色预测模型	[194]
中国省份碳排放	异质性灰色预测模型	[195]
中等排放国家碳排放	分数阶 Logistic 灰色模型	[196]
中、美、日三国碳排放	改进的高斯过程回归	[197]
中国石油化工消费量	多激活函数的鲁棒集成极限学习机 (Extreme Learning Machine, ELM) 模型	[198]
中国碳排放强度	人工神经网络 (Artificial Neural Network, ANN)	[199]
中国碳排放总量	长短期记忆方法 (Long Short-Term Memory, LSTM)	[200]
中国碳排放总量	鸡群优化 (Chicken Swarm Optimization, CSO) 的快速学习网络 (Fast Learning Network, FLN)	[168]
中国省份碳排放强度	蝙蝠算法 (Bat Algorithm, BA) 优化的 ELM	[57]
中国省份碳排放	多元宇宙搜索-动态模拟系统模型	[201]
中国城市工业碳排放效率	MOPSO-BP 模型	[18]
中国每日碳排放	麻雀搜索算法 (Improved Sparrow Search Algorithm, ISSA) 优化的 ELM	[202]
江苏省无锡市工业碳排放	自回归移动平均 (Autoregressive Integrated Moving Average, ARIMA)、支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 模型	[203]
世界各国碳排放	改进的狮群优化器	[204]
中国西部地区工业碳排放	粒子群-小波神经网络模型	[205]
中国工业碳排放	Lasso 回归、灰狼优化算法和核极限学习机	[164]

了预测的精确度，也增强了模型对现实世界复杂性的适应能力。灰色模型在小样本数据预测中可以保持较好的预测效果，也正符合当前年度碳核算数据特征，但是灰色模型参数往往缺乏直观的实际意义，从而使模型的可解释性较差。对于复杂的系统，特别是具有高度不确定性和多变量交互作用的系统，灰色模型的预测能力可能会受限。

2.2.2 统计模型和机器学习模型

统计模型在此处主要指不包括机器学习在内的统计学模型，涵盖了时间序列模型、回归模型、面板数据分析和指数模型等。回归模型能够揭示不同

因素之间的相互关系，这一过程依赖于大量有效数据的支持以便进行模拟和验证；时间序列模型则着眼于历史数据对当前数据的影响，这就要求所使用的数据必须对时间变化具有较高的敏感性。相比之下，机器学习模型，如神经网络，近年来已成为研究的热点，其通过调整网络结构和参数来学习样本数据的特征。然而，机器学习模型同样需要大量的数据来确定参数，并且存在过拟合的风险，这可能导致模型在模拟时表现出较高的精度，但在实际预测中的效果却不尽如人意。在现有研究中，经典统计模型通常作为组合预测模型中的一个组成部分协

助预测。例如, Fang等^[197]提出了一种基于改进粒子群优化算法的高斯过程回归方法, 该方法能有效优化高斯过程中协方差函数的超参数, 从而实现碳排放的精确预测。

机器学习模型作为当下智能模型研究的焦点, 相较于经典统计模型, 展现出更强大的预测能力, 但同时也面临着参数解释性等方面的挑战。机器学习方法构建的模型是基于数据生成的, 因此, 如SVR、ELM、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)、随机森林 (Random Forest, RF) 以及ANN等机器学习方法在碳排放预测领域具有天然的优势。随着能源建模数据的日益复杂化, 仅依靠单一神经网络构建鲁棒且准确的能源分析模型变得越来越困难, 许多研究者在这方面做出了进一步地探索。Zhang等^[198]提出了一种结合ELM与多种激活函数的鲁棒集成模型, 将多个具有不同非线性激活函数的ELM组合起来, 形成了一个集成模型, 显著提升了模型的精度和稳定性。Qiao等^[204]提出了一种新的混合算法, 将狮子群优化器和遗传算法相结合, 对传统的最小二乘SVM模型进行了优化。Acheampong和Boateng^[199]利用ANN建立了一个包含9个输入变量的碳排放强度预测模型, 并通过训练、验证和迭代过程确定了符合预定标准的最佳预测模型。

2.2.3 组合预测模型

构建组合模型已成为当前碳排放分析和预测领域的重要研究趋势。图4为一种先进的组合预测模型研究框架。该框架系统地整合了数据处理、特征筛选、模型构建和参数求解等多个关键步骤, 以实现碳排放数据进行综合分析和精准预测。该框架首先对原始数据进行清洗和预处理, 以确保数据的质量和可用性; 接着, 运用统计和机器学习方法对数据进行特征筛选, 识别出对碳排放影响显著的关键因素; 然后, 根据筛选出的特征构建多个互补的子模型, 这些子模型可以是基于不同算法和理论的统计模型或机器学习模型; 最后, 通过优化算法对组合模型的参数进行求解, 以实现各子模型的最优组合, 从而提高整体模型的预测性能和可靠性。

例如, Liu等^[81]将灰色预测模型、ARIMA模型和二阶多项式回归模型进行组合, 预测了未来火力发电的碳排放。Huang等^[200]根据碳排放的发展特征提

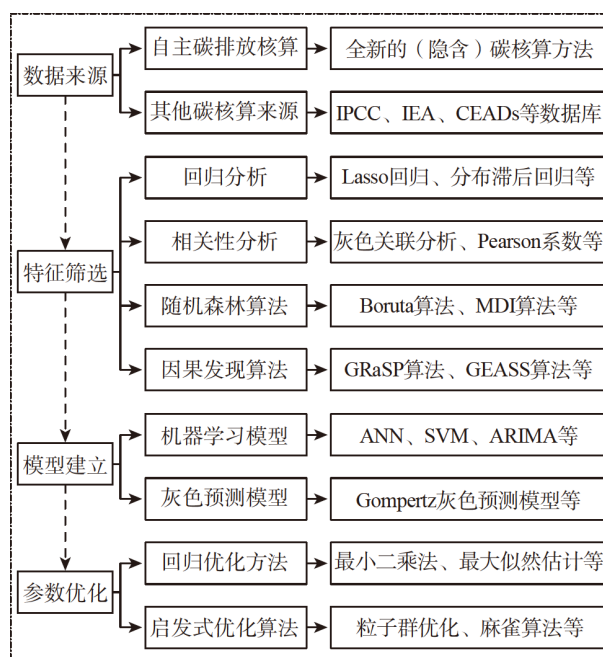


图4 组合预测模型框架

Fig.4 Framework of the composite forecasting model

出了多个潜在的影响因素, 运用灰色关联分析法识别出了与碳排放相关性较强的因素。然后采用主成分分析提取主成分, 减少了输入数据的冗余, 建立LSTM方法对碳排放进行了预测。Ren和Long^[168]开发了CSO-FLN预测算法, 用以预测2020—2060年中国碳排放的总量。从碳排放效率和碳排放强度的角度出发, 通过随机前沿分析 (Stochastic Frontier Analysis, SFA) 筛选出主要影响因素后, 再结合因子分析和ELM构建组合预测模型对上述两个指标进行预测, 效果更佳^[57]。Jiang等^[18]构建了MOPSO-BP模型, 对4个地区工业碳排放效率的未来趋势进行了预测, 并通过地理探测器 (Geographic Detector, GD) 和多尺度地理加权回归 (Geographically Weighted Regression, GWR) 分析了不同区域的碳减排驱动力和策略。Ye等^[203]利用Lasso回归算法筛选掉预测能力较弱的指标, 并最终建立了一个结合ARIMA模型和SVR的混合预测模型, 以分别捕捉线性和非线性特征进行碳排放预测。针对中国的每日碳排放量, Kong等^[202]构建了多阶段的组合预测模型, 首先通过改进的自适应噪声完全集成经验模态分解方法将每日碳排放数据分解为一系列完全无噪声的模态函数, 然后应用由偏自相关函数和ReliefF组成的两阶段特征选择方

法,为下一个预测过程选择合适的输入变量,最后使用ISSA-ELM进行预测。

类似的组合预测模型往往拥有更优秀的预测性能,尤其是在每日碳排放这种更复杂的数据预测方面。大数据技术的发展为碳排放分析和预测提供了丰富的数据资源,未来组合模型将充分利用大数据技术,挖掘海量碳排放相关数据,实现实时、动态的碳排放监测与预测。同时,通过对历史数据的深度分析,能够揭示碳排放的时空分布特征,从而为政策制定提供有力支持。组合模型还将促进跨学科、跨领域的合作研究。例如,将环境科学、经济学、社会学等多学科知识融入组合模型,实现碳排放与经济发展、社会进步等多目标的协同优化。

3 工业碳排放的建模和分析

碳排放建模分析侧重于探究碳排放的驱动因素和内在机制,即分析由什么因素导致了碳排放量的变化。其通过构建数学模型,分析影响碳排放的各种因素及其相互关系,从而揭示碳排放变化的根本原因。

本节旨在梳理和归纳研究工业碳排放领域的通用分析方法和建模框架,涵盖前沿分析、数据包络分析、统计模型以及网络科学方法等。机器学习在环境科学研究中越来越多地被用于处理大型数据集和分析系统变量之间的复杂关系^[207]。在现实研究中,单一的分析方法往往难以全面揭示问题的复杂性,存在一定的局限性。鉴于此,当前的研究趋势倾向于融合多种分析手段,构建综合分析模型。进而可以深入挖掘碳排放变化的内在规律,为我国工业碳排放控制策略的制定提供有力的科学依据,助力实现绿色低碳发展。

3.1 前沿分析

前沿分析作为一种评估生产过程效率的方法,广泛应用于经济学、管理学和环境科学等领域。其基于生产理论,通过构建生产可能性边界,将实际生产点与边界进行比较,从而判断生产单元的效率。前沿分析主要包括参数方法和非参数方法两大类。参数方法以SFA为代表,通过设定具体的生产函数形

式,估计生产过程中的技术效率。而非参数方法以DEA为代表,无需预设生产函数形式,直接利用实际数据构建生产前沿。然而,以上两种原始方法在处理数据时可能会忽略数据的静态和动态特征,因此学者们不断对前沿分析进行改进,以求更准确地评估生产效率。表6为一些考虑数据特征的前沿分析方法及其在碳排放效率研究中的应用。

3.1.1 元前沿和随机前沿分析

元前沿分析和随机前沿分析在评估生产效率和碳排放效率方面扮演着关键角色,尤其是在考虑技术异质性和随机误差的情况下。元前沿分析通过构建一个包含多个技术环境的综合前沿,允许比较不同群体在统一标准下的效率表现。而随机前沿分析则侧重于生产过程中的随机性和无效率因素,通过设定具体的生产函数和误差项来估计真实的生产前沿。

鉴于DEA和SFA方法容易忽略数据的静态和动态特征,Lin和Du^[208]引入考虑统计噪声的参数Malmquist指数方法,该方法采用固定效应面板的随机前沿模型,可以处理区域异质性,对省级碳排放绩效进行了动态分析。结果表明,2000—2010年东部地区省份的碳排放绩效表现最好,其次为中部地区,但西部地区的碳排放绩效有恶化的趋势。Cheng等^[21]将一种新的元前沿TCEI应用于省份碳排放效率的研究。许多省份的元前沿TCEI仍有较大的提升空间,区域异质性与前述研究相一致。Hu等^[209]利用改进的Shephard碳距离函数,提出了一种同时考虑技术异质性和数据噪声的元前沿碳排放效率指标,同时指出了制造业总体碳排放效率低下的根源在于子部门之间技术差距较大。进一步地,构造出CQR-NDDF方法,在考虑低效率和数据噪声情形下讨论了二氧化碳的边际减排成本^[210]。

城市化的复杂影响和碳减排的巨大压力是中国城市发展面临的两大挑战。为应对挑战并找到适合我国国情的碳减排路径,Sun和Huang^[211]提出了结合超对数生产函数的随机前沿模型,并分析了城市化水平与碳排放效率之间的相关性。结果表明,2000—2016年中国碳排放效率稳步提升,城市化水平与其呈倒U型关系。全要素碳排放绩效可以用于研究气候政策的有效性,Li和Cheng^[35]基于改进的NDDF,构建了一个新的元前沿TCEI用于度量制造业部门的技

表6 碳排放建模的前沿方法文献概览

Table 6 Overview of literature on frontier analysis methods for carbon emission modeling

研究内容	研究方法	文献
中国各省碳排放绩效	Malmquist 指数、固定效应面板的随机前沿模型	[208]
中国各省碳排放效率	元前沿 TCEI 方法	[21]
中国各行业排放效率	改进的 Shephard 碳距离函数、元前沿碳排放效率指数	[209]
中国各行业边际碳减排成本	凸分位数非径向定向距离函数 (Convex Quantile Regression Non-Radial Directional Distance Function, CQR-NDDF) 方法	[210]
城市化水平与碳排放效率的相关性	超对数生产函数的随机前沿模型	[211]
中国制造业各部门碳排放效率	改进的 NDDF、元前沿 TCEI	[35]
中国各省全要素碳排放绩效	Shephard 距离函数和随机前沿模型	[212]
中国制药行业碳排放效率与减排潜力	非激进元前沿 Malmquist 碳排放绩效指数	[213]
中国工业各部门绿色全要素生产率	ML 生产指数、DDF 模型	[31]
中国各省工业碳排放效率	改进的基于信息熵的环境 DEA 交叉模型	[214]
中国石油化工工业碳排放效率	基于亲和性传播聚类算法的 DEA 模型	[215]
中国各省工业能源和环境效率	改进的 DEA 模型	[216]
产业结构对工业碳排放效率的影响	多目标优化综合分析模型、非支配排序遗传算法、Super-DEA 模型	[217]
碳交易对工业碳排放效率的影响	DEA 优化模型	[23]
中国高耗能行业碳排放效率	零和增益数据包络分析模型	[218]
中国火电行业碳排放效率	三阶段 DEA 模型	[78]
固定约束下的或火电行业碳排放效率	两阶段 DEA 模型	[79]
中国能源密集型行业碳排放效率	三阶段 DEA 模型	[219]
中国工业碳排放效率	全要素非径向定向距离函数 (Total Non-Radial Directional Distance Function, TNDDF) 模型	[220]
中国工业企业碳排放效率	数据包络分析-物料平衡原理 (Data Envelopment Analysis-Material Balance Principle, DEA-MBP) 模型	[221]
中国能源密集型行业碳排放效率	SBM 模型、元前沿 ML 生产指数 (Meta-Frontier ML Productivity Index, MF-MLPI)	[222]
低碳城市项目对工业碳排放效率的影响	超效率 SBM 模型、ML 指数	[17]
贵州工业碳排放效率	超效率 SBM 模型、ML 指数	[223]
中国云计算行业碳排放效率	超效率 SBM 模型、Tobit 模型	[224]
中国工业各部门碳排放效率	超效率 SBM 模型、Tobit 模型	[41]
中国城市工业碳排放效率	超效率 SBM 模型	[225]
中国城市工业碳排放效率	超效率 SBM 模型	[18]
数字经济与城市工业碳排放效率的相关性	SBM 模型、阈值效应、空间计量模型	[226]

术效率。结果表明，随着制造业工业技术的提高，管理效率低下的占比逐渐增加，而技术效率低下所占比例逐渐下降。Lv等^[212]结合环境生产技术、Shephard 距离函数和随机前沿模型，衡量了中国全要素碳排放绩效的演变趋势。结果表明，持续碳排放绩效的范围大于短期碳排放绩效的范围，说明各省之间的差异主要归因于长期过程，且技术效应对碳排放绩

效具有显著的积极作用。Xu和Tan^[213]构建非激进元前沿Malmquist碳排放绩效指数量化了制药行业的减排潜力。结果表明，技术效率、技术先进性和技术领先性是影响该指数的3个重要因素。

3.1.2 数据包络分析

DEA方法作为一种基于边际效率的面板数据分析方法，主要应用于评价决策单元 (Decision Making

Units, DMUs)的相对效率,被广泛应用于碳排放效率等方面的研究^[227]。Charnes-Cooper-Rhodes模型和Bank-Charnes-Cooper模型是基于DEA方法的两类径向模型,SBM模型则是一类非径向、非角度的模型,能够识别并改进冗余的DMUs,以保证最终的结果是强有效的。DEA还发展出多阶段的网络DEA模型,在处理特定类型的DMUs,如具有多阶段的火力发电过程的发电厂时,具有更好的效率评估效果^[78-79]。

Chen和Golley^[31]将碳排放作为非期望产出纳入DDF模型,结合ML生产指数研究了中国工业部门1980—2010年绿色全要素生产率(Green Total Factor Productivity, GTFP)的变化规律。GTFP的增速表明中国工业在这一阶段尚未走上低碳发展道路,但实施国有企业改革、推动私营企业发展、持续推动对外开放和提高科研投入可以进一步提高工业尤其是能源密集型行业的GTFP。Zhu等^[216]提出了一种改进的DEA模型,不仅考虑了数据的动态性,还将技术异质性和最接近目标纳入模型。

Zhu和Shan^[217]研究了产业结构调整对工业节能减排的影响,建立了多目标优化综合分析模型,利用衡量经济与环境协调程度的超DEA模型选择最优方案。结果表明,产业结构调整可以使经济增长达到政府规划的速度,碳强度和能源强度超过了“十三五”规划的目标。Zhang等^[23]使用优化DEA模型探究了碳交易对中国工业碳减排的影响。通过三阶段DEA模型,Zhu等^[219]从省级层面估算了中国能源密集型行业的能源成本和碳排放量,并利用空间自相关分析和Tobit模型分析了能源成本和排放的时空分布及其影响因素。Xie和Zhang^[220]基于省级数据,构建TNDDF模型对工业部门碳排放效率进行测度,证实了数字经济对工业碳排放效率的积极影响。Chen和Wang^[221]将物料平衡原理(Material Balance Principle, MBP)与DEA相结合建立了一系列DEA-MBP模型,描述了12种情景下中国工业企业的额外碳减排量和额外生产成本,再次核实了工业碳减排显著的产业异质性和区域异质性。

Chen和Wu^[222]使用SBM模型计算了能源密集型产业的碳排放效率,构建了MF-MLPI,研究发现不同经济区域碳排放技术差距较大,东部地区碳减排潜力持续下降,高耗能行业碳排放效率增速和减排

潜力总体趋势呈先降后升。Shi和Xu^[17]从工业碳排放效率的角度对PLCC项目进行了评价,基于Super-SBM模型和ML指数测算了2006—2018年中国城市的工业碳排放效率,研究了PLCC项目对工业碳排放效率显著的提升作用。Yu等^[224]将间接碳排放作为不良产出纳入到超效率SBM模型中,发现对云计算行业宽松的碳排放交易政策和较高的减排技术水平能够起到促进该行业绿色发展的作用。Zhang等^[41]也证实了劳动力和能源配置的不平衡对碳排放效率的制约效应。

3.2 经典统计模型

在探讨提高工业碳排放效率的重要性之后,为深入理解碳排放的驱动因素并制定有效的减排策略,研究者们采用了多种统计模型来分析碳排放与各种社会经济指标之间的关系。其中,STIRPAT模型、因子分解模型等在研究碳排放影响因素方面得到了广泛应用。表7为使用经典统计模型对碳排放进行建模分析的文献汇总,在后文将对这类方法进行简要介绍。

3.2.1 STIRPAT模型

在前述研究基础上,进一步探讨特定行业对碳排放的影响以及实现碳减排的关键因素具有重要研究意义。STIRPAT模型因其能够考虑区域差异而成为研究此类问题的有力工具。

STIRPAT模型允许在考虑区域差异的前提下,研究通信行业技术发展对中国碳排放的影响程度^[228]。实现碳减排需找到碳排放的关键影响因子。Shuai等^[229-230]使用STIRPAT模型结合相关分析、偏相关分析和逐步回归进行了研究。结果表明,在全球尺度上,碳排放的关键影响因子为富裕程度,其次为技术和人口;在国家尺度上,中国碳排放的最显著贡献因子为实际人均GDP,最显著抑制因子为城市化。选取六大产业部门作为研究对象,Dong等^[231]使用扩展STIRPAT分解模型、Tapio解耦模型和灰色关联分析,探讨了各部门之间的关系。Tang等^[232]利用扩展STIRPAT模型和PSO-BP预测模型分析了中国金属冶炼行业减少碳排放的对策。金属冶炼行业碳排放的关键影响因素按敏感性由高到低排序依次为:人口、煤炭消耗量、城镇化率、金属总产量、碳强度、第二产业比重、人均GDP。

表7 碳排放建模的经典统计方法文献概览

Table 7 Overview of literature on classic statistical methods for carbon emission modeling

研究内容	研究方法	文献
通信行业技术进步对碳排放的影响	STIRPAT 模型	[228]
全球碳排放的关键影响因子	STIRPAT 模型、相关分析	[229]
中国碳排放的关键影响因子	STIRPAT 模型、偏相关分析	[230]
六大产业部门之间的联动关系	扩展 STIRPAT 分解模型、Tapio 解耦模型、灰色关联分析	[231]
金属冶炼行业碳排放的关键影响因素	扩展 STIRPAT 模型、PSO-BP 预测模型	[232]
造纸行业碳排放情景分析	扩展 STIRPAT 模型	[233]
电力行业隐含碳排放的驱动因素	结构分解分析 (Structural Decomposition Analysis, SDA)	[85]
碳排放强度的影响因素	产出分解分析 (Production Decomposition Analysis, PDA)	[234]
碳排放量和碳排放强度的驱动因素	LMDI 模型	[235]
火力发电能源效率和碳减排关系分析	LMDI 模型	[236]
电力行业碳排放与国内生产总值 (Gross Domestic Product, GDP) 的解耦分析	LMDI 模型、Tapio 脱钩指数	[237]
造纸行业隐含碳排放的影响因素	LMDI 模型	[152]
碳排放重心转移和碳排放强度的影响因素	LMDI 模型、重心理论	[238]
工业碳排放的驱动因素	LMDI 模型	[239]
工业碳减排成本的影响因素	LMDI 模型	[240]
工业碳排放与经济增长解耦分析	LMDI 模型、Tapio 脱钩指数	[241]
工业碳排放驱动因素与脱钩路径	LMDI 模型、Tapio 脱钩指数	[242]
数字化投入对工业碳排放的影响	LMDI 模型	[243]
工业结构变动对碳排放的影响	LMDI 模型	[244]
8 个经济区域碳排放的影响因素	LMDI 模型	[245]
工业碳排放与水陆资源的时空匹配	LMDI 模型	[246]
碳排放与产业增加值的解耦分析	GDIM	[40]
制造业碳排放的影响因素	GDIM	[46]
电力行业碳排放与经济增长的解耦关系	GDIM-D、Tapio 脱钩指数	[64]
碳排放的驱动因素	GD 方法	[247]
工业碳排放效率及其演化特征	IOA 方法	[248]
产业链结构与制造业碳排放的联动关系	结构路径分析法	[249]
城市碳排放强度的影响因素	动态空间面板模型	[250]
技术进步对工业碳排放效率的影响	动态空间面板模型	[251]
工业碳排放的影响因素	在碳排放峰值-工业绿色转型模型	[252]
区域碳排放差异的影响因素	基于二次分配过程的面板模型	[253]
智能制造对碳强度的影响	面板数据分析	[254]
绿色信贷政策与重工业碳排放强度的关系	双重差分模型	[255]
数字经济对城市工业碳排放效率的影响	层次回归模型	[19]
工业智能对碳排放的影响、机制和阈值	熵权法和回归模型	[256]
工业智能对碳排放的影响和机制	固定效应模型、调节效应模型	[257]

3.2.2 因子分解模型

因子分解法已被广泛应用于分析二氧化碳排放和能源消耗的变化，该方法有助于厘清不同情景下

这些变化背后的驱动力。分解法主要包括指数分解分析 (Index Decomposition Analysis, IDA)、SDA与PDA。例如，Luo等^[85]利用SDA分析了每个电力行业

子部门隐含碳排放变化的驱动因素；Chen等^[234]采用PDA方法构建了综合分解框架，从国家、区域和行业3个层面对过去3个五年规划的碳排放强度进行分析。相比于SDA和PDA方法，IDA方法基于指数理论，仅需要行业级的数据，且乘法和加性分解形式在IDA方法中都很普遍，因此该方法在碳排放和能耗研究中得到了更广泛的应用^[258]。

碳排放强度对实现碳中和起着关键作用，Zhang和Da^[235]从能源和产业结构的角度使用LMDI模型对中国碳排放量和碳强度进行了分解，研究碳排放及其强度的驱动因素。Zhou等^[236]从区域电网层面对中国火力发电的能源效率和碳减排的关系进行了分析，通过LMDI模型分析发现强度效应和能源组合效应对碳排放具有正向影响，而结构效应和碳排放因子的影响不显著。为研究如何实现中国电力行业碳排放与GDP的强解耦关系，Xie等^[237]首先利用Tapio脱钩指标对中国的脱钩状态进行量化，然后采用LMDI模型和Kaya恒等式对解耦指数进行分解，探讨了影响解耦的驱动因素。Li等^[238]将LMDI模型与重心理论相结合进行了分解分析，实证表明东西部地区经济发展水平差异是造成碳排放重心及其强度由东向西转移的重要因素。Zhang等^[239]和Yang等^[240]采用LMDI方法将工业碳排放分解为能源强度、能源结构、产业结构、经济效率和人口规模5个影响要素进行分析。

LMDI模型的分解结果在某些情况下过于依赖因素间的依存关系，并不完全符合经济学常识，Wen等^[40]采用GDIM模型代替LMDI模型进行分析，该模型不仅包含了相互关联的因素，还允许纳入任何定量的相关指标。Jin和Han^[46]采用GDIM将制造业的影响因素进行分解，探究了碳排放与产业增加值的解耦状态。Wang等^[64]使用基于GDIM的解耦指数（GDIM-D）研究了中国8个区域电力部门的碳排放与经济增长之间的解耦关系。

3.2.3 其他经典统计模型

研究者们还通过其他的统计和计量模型，如GD方法、能源消耗法、投入产出法、结构路径分析法、动态空间面板模型等，进一步揭示了产业链结构、技术进步、政策实施方式等因素对工业碳排放效率的影响。若采用改进的GD方法从分层异质性的角度对碳排放的主要驱动因素进行分析，则经济活动为

中国碳排放的主要驱动力，能源强度对中国碳排放具有控制作用^[247]。Wang等^[248]采用能源消耗法和投入产出法对中国工业碳排放效率及其演化特征进行了计算和分析。为探讨产业链结构对制造业经济发展和碳减排的联动效应，Lin和Teng^[249]运用结构路径分析法对产业链结构中的供给驱动和需求拉动进行了比较分析，发现产业链结构为导致经济与碳排放脱钩的重要因素。

Zhang等^[250]基于精细化指标和动态空间面板模型对中国地级市碳排放强度（Carbon Emission Intensity, CEI）的影响因素进行了分析，讨论了城市间CEI的空间自相关性和异质性，证实了技术变革和效率提高是CEI变化背后的两大主导因素。中国工业碳效率提升的瓶颈之一为碳排放技术的贡献小于能源技术，中性技术的贡献小于资本型技术。You和Zhang^[251]采用动态面板数据模型深入分析了技术进步对中国省级工业的工业碳效率的影响。Zhang等^[255]利用中国行业层面的面板数据和双重差分模型探讨了绿色信贷政策与重污染工业CEI之间的关系，发现资源配置效应和绿色创新效应是GCP降低高绩效企业CEI的两个途径。Geng等^[254]使用世界投入产出数据库和环境数据库，对制造业部门的面板数据进行了分析，解释了智能制造如何影响碳强度。上述面板模型均基于时间序列数据或面板数据从一维连续变量的角度探讨碳排放的影响因素。Zheng等^[253]还提出了基于二次分配过程的面板模型来研究区域碳排放差异的影响因素。

Jun等^[19]尝试识别不同发展阶段城市工业碳排放效率的时空变化及其影响因素，以中国城市均衡面板数据为研究对象，利用全局Moran指数分析了中国城市工业碳排放效率的聚集特征，并建立了面板数据的层次回归模型，评估了数字经济对城市工业碳排放效率的非线性影响。工业智能为“工业4.0时代”的关键驱动力。Tian等^[257]通过固定效应模型、两阶段检验和调节效应模型探讨了工业智能对碳排放的影响、异质性特征和传导机制，以及人力资本的调节作用，揭示了工业智能可以显著减少碳排放，且在中国中西部地区和资源型地区的碳减排力度更为明显的结论。产业结构升级和技术创新为产业智能化减排的主要途径。

3.3 机器学习和网络科学方法

上述研究展示了经典统计学模型在碳排放分析中的重要作用。从STIRPAT模型到层次回归模型，其通过对大量社会经济指标的深入挖掘，为理解碳排放的驱动因素提供了有力的工具。然而，随着大数据时代的到来，传统的统计学模型在处理复杂、高维数据方面存在一定的局限性。接下来，将对一些新兴的机器学习和网络科学方法进行介绍，这些方法在处理复杂系统中的碳排放问题时，展现出了独特的优势和潜力。

3.3.1 机器学习方法

随着能源建模数据的日益复杂，使用单个神经网络构建鲁棒性和精确性高的能量分析模型变得越来越重要。Zhang等^[198]提出了一种新的鲁棒集成模型，该模型集成了具有多激活函数的极值学习机，确保了模型的鲁棒性和准确性。Geng等^[259]使用基于ELM的模糊均值层次分析法，准确预测了石油化工生产的产量和客观分析了石油化工企业的能源状况，能够促进资源合理配置并减少碳排放。Han等^[260]构建出一种基于ELM的综合解释结构模型对复杂石油化工工业系统进行了优化，从而促进节能减排。

Costantini等^[261]提出了分别基于多元回归和随机森林回归的两个全球碳排放建模框架，在碳排放、经济福利、绿色和复杂经济学、能源使用和消费等12个社会经济指标的驱动下，对碳排放进行了预测。Wang等^[158]在食品生产行业碳核算的基础上，基于随机森林筛选了食品生产行业的影响因素，通过K-均值-SHAP分析影响因素在不同集群中对食品生产行业碳排放的异质效应，探讨了食品生产行业的碳排放潜力。

3.3.2 网络科学方法

社会网络分析（Social Network Analysis, SNA）等网络科学方法常被用于研究城市、省份（隐含）碳排放网络和子部门碳排放网络中的关联性特征^[165,262-263]。基于网络理论中的碳排放流，Wang等^[67]提出了一种通过二次能源交易解决省级能源供需分布不均的实施方案。结合SNA方法和投入-产出分析方法探究了产业结构对相关碳排放的影响；Li等^[264]研究发现中国的产业结构已从独立运营转向循环网络。在生产的过程中，间接碳排放占总碳排放

的比例很大，结合投入-产出模型和复杂网络理论，可以建立间接碳排放流网络，且该网络符合小世界性质^[265]。Cheng等^[266]利用SNA方法和修正的引力模型估算了城市的碳排放效率，然后使用空间关联网和政策量化分析（Quadratic Assignment Procedure, QAP）模型对碳排放的影响因子进行了研究，分析了中国城市网络能源碳排放的时空特征。随着城市群的集聚和驱动效应持续增强，依靠城市群内部的网络关系协调减排成为一种有效途径，Dong和Li^[267]结合重力模型和SNA方法，对中国7个城市群整体及各城市群碳排放空间关联网的结构特征进行测度，分析了城市间、城市群间的相互作用机制，最后通过QAP分析法探讨了碳排放空间关联的影响因素。He等^[268]利用改进的重力模型和电力部门碳排放数据，构建了中国各省电力部门碳排放的空间关联网。采用SNA和二次分配法分析空间关联特征及其影响因素，发现城市化水平并不影响电力行业碳排放的空间关联网。

3.4 其他分析方法

情景分析通常作为一种辅助方法出现在各类研究中，结合碳排放模型可以对未来碳排放变化趋势进行模拟和预测，例如，结合因子分解模型分析预测未来电力行业的碳排放发展趋势和减排潜力^[68]。Zhang等^[269]对中国工业碳排放强度和工业碳排放进行了回溯分解和预测轨迹研究，将动态蒙特卡罗模拟与情景分析相结合，从特定行业的角度确定目标能否实现以及如何实现减排目标。

为有效减少制造业碳排放，促进绿色可持续发展，进化博弈论也得到了广泛应用。Xu等^[270]构建了政府、民间环保组织、制造企业和消费者参与的四方博弈演化模型。采用局部鲁棒性分析和数值模拟评估了各方战略行为达到理想状态的稳定性条件，并进一步分析了政府参数变化对博弈系统的影响。

由于统计学模型很少涉及碳排放、固碳、人口、经济和能源等多个方面，Zhan等^[271]利用系统动力学建立了碳中和模拟模型，并结合情景分析确定了研究区域的最优发展情景和碳中和路径。Zhao等^[272]使用系统动力学结合生命周期评估方法研究了石油炼制工业的碳排放机制。Mostafaeipour等^[273]使用系统动力学研究了可再生能源对碳排放的影响。

4 总结

本综述对中国工业碳排放的现状和趋势进行了深入分析。研究结果显示,中国工业碳排放与经济发展之间存在复杂的相互作用。其中,城市级、省级和国家级的研究尺度展现了工业碳排放的空间和时间异质性。中国工业部门碳排放总量庞大,占全国碳排放的70%,且区域分布不均,北方占比更高。这与工业结构、能源消费结构和技术水平等因素密切相关。工业化进程加速导致碳排放量持续上升,但政府减排政策和产业结构调整初见成效,部分年份碳排放量有所下降,表明减排政策和产业结构调整对降低碳排放具有积极作用。中国工业碳排放将在2030年左右达到峰值,但实现碳中和目标仍面临挑战,需要政府、企业和公众共同努力,制定和采取更严格的碳减排措施。不同工业子部门在碳排放效率和减排潜力上存在显著差异,需要实施差异化减排策略。制造业作为中国国民经济的基础,其碳排放效率直接决定了总体碳排放水平,而高新技术产业的碳排放效率最高。能源密集型行业如钢铁、水泥、电力等是碳排放的主要来源,具有巨大的减排潜力,需要重点关注和减排,以上行业的技术改造和转型升级是降低碳排放的关键。此外,工业子部门间的碳排放存在碳泄漏问题,确定各重点部门的责任对优化产业结构具有重要意义。

对于碳排放核算,现行的核算方法存在相对不确定性,本研究强调了架设更精确的核算体系和建成更完备的数据库的重要性,并指出目前的方法存在不确定性,其主要来源于数据质量、排放因子波动、活动数据可靠性和人为因素。为提高核算结果的准确性,建议根据各地区和行业的具体情况,在未来实施更准确透明的碳排放核算。

在碳排放预测方面,回顾了基于统计模型和机器学习模型的预测技术,以及灰色预测模型在碳排放预测中的应用。同时讨论了构建组合预测模型的趋势,以及大数据技术在预测模型中的应用前景。对于碳排放模型的构建,介绍了随机前沿分析、数据包络分析、经典统计模型和机器学习方法等在碳排放影响因素分析中的应用,并强调了融合多种分析手段构建综合分析模型的重要性,以及这种方法

在揭示碳排放内在规律和为政策制定提供支持方面的潜力。经济发展、能源结构、技术进步、产业结构、城市化等因素对工业碳排放具有重要影响。其中,经济发展和能源消耗为主要驱动力,而技术进步和能源效率提升则为降低碳排放的关键,调整能源结构和优化效率两种措施并举是进行能源密集型行业碳减排的第一步。

精确的碳排放核算、有效的预测技术和深入的影响因素分析构成了理解和控制工业碳排放的三大基石。这些方法的运用,不仅有助于深入洞察碳排放的内在机制和驱动因素,而且提供了预测未来碳排放趋势的强大工具,从而能够前瞻性地制定出切实可行的减排策略。在这个过程中,精确的碳排放核算确保了对于工业碳排放量的准确把握,避免了因数据不准确而导致的政策失误;有效的预测技术则使我们能够预见未来可能的排放路径,为政策制定提供时间上的缓冲和调整空间;而深入的碳排放建模则揭示了经济发展、能源结构、技术进步、产业结构和城市化等因素与碳排放之间的复杂关系,为制定针对性的减排措施提供了科学依据。这些技术手段的发展和应用,不仅对于当前工业碳排放的控制具有重要意义,而且为我国实现绿色低碳发展的长远目标提供了坚实的科学支撑。推动我国向更加高效、清洁和可持续的工业生产模式转型,促进产业结构优化升级,加快新能源和低碳技术的研发与应用,从而在应对全球气候变化中发挥积极作用,为构建人类命运共同体贡献中国力量。

5 未来研究方向

在中国工业各子部门之间存在显著异质性的背景下,现有研究对于全部工业子行业的碳排放特征、减排路径及技术创新关注不足。考虑到工业子部门之间的上、下游产业联系,运用网络科学方法探究它们之间的关联特性,将成为一个有益的尝试。未来的研究应不仅局限于工业总体和关键部门,更应细化至国家、省份层面的所有工业子部门。

未来碳核算研究方向将聚焦于方法学的深入研究,包括开发更精确的碳排放因子、完善生命周期评价方法以及利用大数据和人工智能提升数据处理

效率。同时,将构建分行业碳核算标准,研究行业间碳排放关联,并建立完善的行业碳排放数据库。在区域层面,将开展碳排放清单编制、分析时空分布特征,并探索适合各地区的碳减排路径。此外,将致力于完善碳排放权交易机制,推动碳金融市场发展,并建立交易数据库。国际合作与交流也是重要方向,包括参与国际碳核算标准制定、开展技术交流合作以及共同应对全球气候变化,以推动全球绿色低碳发展。

基于可靠的碳排放数据,构建合适的组合预测模型和综合分析模型进行碳排放的预测和分析,是推动碳排放研究的关键环节。随着低碳技术的不断进步和新兴技术的发展,未来不仅需要在传统模型上进行创新,而且需要将清洁能源的应用、碳移除技术、碳汇功能以及CCUS等新兴影响因素纳入到模型中,以增强模型的现实适用性和预测准确性。神经网络等数据科学的前沿技术中数据驱动的机器学习模型在碳排放预测和建模方面展现出卓越性能。然而,由于机器学习方法的广泛使用,数据的不确定性往往会导致预测模型具有较高的不确定性和较差的泛化能力,在一定程度上限制了预测模型在精度提升和数据特征提取方面的进一步发展^[274]。为解决这些问题,可以引入深度学习技术,其强大的特征学习能力有助于从复杂数据中提取有用信息,提高预测的精确度和模型的泛化能力。如何有效地将先进的深度学习技术与碳排放研究相结合是未来需要重点研究的问题。这包括但不限于开发新的深度学习架构以更好地处理时间序列数据,优化模型参数以提高预测的稳定性,以及设计能够自适应环境变化的动态预测模型。此外,研究者还需关注如何利用深度学习技术来识别和量化碳排放的关键驱动因素,以及如何通过这些技术为政策制定者提供更为精准的决策支持,从而推动全球低碳经济的发展。

随着工业智能和数字技术的迅猛发展,碳减排面临着新的机遇与挑战。一方面,数字技术的应用和智能机器人自动化生产的推广将为碳减排贡献力量;另一方面,数字服务和计算行业的电力消耗也将带来大量的间接碳排放。智能化技术的发展与应用将对各行业产生深远影响,未来不仅需要持续推

进技术研发,还需要从宏观层面加强对碳排放相关指标的调控。

参考文献

- [1] Heede R. Tracing anthropogenic carbon dioxide and methane emissions to fossil fuel and cement producers, 1854–2010[J]. *Climatic Change*, 2014, 122(1–2): 229–241.
- [2] Åhman M, Nilsson L J, Johansson B. Global climate policy and deep decarbonization of energy-intensive industries[J]. *Climate Policy*, 2017, 17(5): 634–649.
- [3] Ouyang X L, Lin B Q. An analysis of the driving forces of energy-related carbon dioxide emissions in China's industrial sector[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 45: 838–849.
- [4] Jiang X M, Ouyang J, Zhang X Y, et al. The North-South industrial transfer of manufacturing and the pattern of carbon emissions in China[J]. *Structural Change and Economic Dynamics*, 2024, 70: 516–529.
- [5] Cai L Y, Luo J, Wang M H, et al. Pathways for municipalities to achieve carbon emission peak and carbon neutrality: A study based on the LEAP model[J]. *Energy*, 2023, 262: 125435.
- [6] Zhong S, Wu Y Q, Li J Z. The carbon emission reduction effect of China's national high-tech industrial development zones[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 18963.
- [7] Jiang T Y, Huang S J, Yang J. Structural carbon emissions from industry and energy systems in China: An input-output analysis[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 240: 118116.
- [8] Shamsuzzaman M, Shamsuzzoha A, Maged A, et al. Effective monitoring of carbon emissions from industrial sector using statistical process control[J]. *Applied Energy*, 2021, 300: 117352.
- [9] Wang Y, Yang H X, Sun R X. Effectiveness of China's provincial industrial carbon emission reduction and optimization of carbon emission reduction paths in "lagging regions": Efficiency-cost analysis[J]. *Journal of Environmental Management*, 2020, 275: 111221.
- [10] Sinha R K, Chaturvedi N D. A review on carbon emission reduction in industries and planning emission limits[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2019, 114: 109304.
- [11] Zou C N, Xiong B, Xue H Q, et al. The role of new energy in carbon neutral[J]. *Petroleum Exploration and Development*, 2021, 48(2): 480–491.
- [12] Haszeldine R S, Flude S, Johnson G, et al. Negative emissions technologies and carbon capture and storage to achieve the Paris Agreement commitments[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2018, 376(2119): 20160447.
- [13] Raza A, Gholami R, Rezaee R, et al. Significant aspects of carbon capture and storage—A review[J]. *Petroleum*, 2019, 5(4): 335–340.

- [14] Bains P, Psarras P, Wilcox J. CO₂ capture from the industry sector[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2017, 63: 146–172.
- [15] Langie K M G, Tak K, Kim C, et al. Toward economical application of carbon capture and utilization technology with near-zero carbon emission[J]. *Nature Communications*, 2022, 13 (1): 7482.
- [16] Wang K, Wei Y M. China's regional industrial energy efficiency and carbon emissions abatement costs[J]. *Applied Energy*, 2014, 130: 617–631.
- [17] Shi X Y, Xu Y Z. Evaluation of China's pilot low-carbon city program: A perspective of industrial carbon emission efficiency[J]. *Atmospheric Pollution Research*, 2022, 13(6): 101446.
- [18] Jiang H T, Yin J, Wei D Q, et al. Industrial carbon emission efficiency prediction and carbon emission reduction strategies based on multi-objective particle swarm optimization-backpropagation: A perspective from regional clustering[J]. *Science of The Total Environment*, 2024, 906: 167692.
- [19] Jun L, Lu S, Li X, et al. Spatio-temporal characteristics of industrial carbon emission efficiency and their impacts from digital economy at Chinese prefecture-level cities[J]. *Sustainability*, 2023, 15(18): 13694.
- [20] Zhang Y J, Hao J F, Song J. The CO₂ emission efficiency, reduction potential and spatial clustering in China's industry: Evidence from the regional level[J]. *Applied Energy*, 2016, 174: 213–223.
- [21] Cheng Z H, Li L S, Liu J, et al. Total-factor carbon emission efficiency of China's provincial industrial sector and its dynamic evolution[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 94: 330–339.
- [22] Yang X H, Jia Z, Yang Z M, et al. The effects of technological factors on carbon emissions from various sectors in China—A spatial perspective[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 301: 126949.
- [23] Zhang Y J, Liang T, Jin Y L, et al. The impact of carbon trading on economic output and carbon emissions reduction in China's industrial sectors[J]. *Applied Energy*, 2020, 260: 114290.
- [24] Chen X, Shuai C Y, Wu Y, et al. Analysis on the carbon emission peaks of China's industrial, building, transport, and agricultural sectors[J]. *Science of The Total Environment*, 2020, 709: 135768.
- [25] 李柏桐, 李健, 唐燕, 等. 数字经济对工业碳排放绩效的影响——基于异质型环境规制的门槛效应[J]. *中国环境科学*, 2024, 44(9): 5263–5274.
- [26] 黄贇琳, 蒋鹏程. 数字低碳之路: 工业机器人与城市工业碳排放[J]. *财经研究*, 2023, 49(10): 34–48.
- [27] 陈慧灵, 杨雪珂, 王振波. 数字经济对工业碳排放强度的影响及溢出效应[J]. *环境科学研究*, 2024, 37(4): 672–685.
- [28] 陈诗一, 王畅, 郭越. 面向碳中和目标的中国工业部门减排路径与战略选择[J]. *管理科学学报*, 2024, 27(4): 1–20.
- [29] 刘俊伶, 夏侯沁蕊, 王克, 等. 中国工业部门中长期低碳发展路径研究[J]. *中国软科学*, 2019, (11): 31–41+54.
- [30] Ren S G, Yuan B L, Ma X, et al. International trade, FDI (foreign direct investment) and embodied CO₂ emissions: A case study of China's industrial sectors[J]. *China Economic Review*, 2014, 28: 123–134.
- [31] Chen S Y, Golley J. 'Green' productivity growth in China's industrial economy[J]. *Energy Economics*, 2014, 44: 89–98.
- [32] Zhao X R, Zhang X, Shao S. Decoupling CO₂ emissions and industrial growth in China over 1993–2013: The role of investment[J]. *Energy Economics*, 2016, 60: 275–292.
- [33] Yang Z B, Fan M T, Shao S, et al. Does carbon intensity constraint policy improve industrial green production performance in China? A quasi-DID analysis[J]. *Energy Economics*, 2017, 68: 271–282.
- [34] Tian Y S, Xiong S Q, Ma X M, et al. Structural path decomposition of carbon emission: A study of China's manufacturing industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 193: 563–574.
- [35] Li J X, Cheng Z H. Study on total-factor carbon emission efficiency of China's manufacturing industry when considering technology heterogeneity[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 260: 121021.
- [36] Gao P, Yue S J, Chen H T. Carbon emission efficiency of China's industry sectors: From the perspective of embodied carbon emissions[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 283: 124655.
- [37] Dong J, Li C B, Wang Q Q. Decomposition of carbon emission and its decoupling analysis and prediction with economic development: A case study of industrial sectors in Henan Province[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 321: 129019.
- [38] Liu D D. Convergence of energy carbon emission efficiency: Evidence from manufacturing sub-sectors in China[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(21): 31133–31147.
- [39] Fang K, Li C L, Tang Y Q, et al. China's pathways to peak carbon emissions: New insights from various industrial sectors[J]. *Applied Energy*, 2022, 306: 118039.
- [40] Wen H X, Chen Z, Yang Q, et al. Driving forces and mitigating strategies of CO₂ emissions in China: A decomposition analysis based on 38 industrial sub-sectors[J]. *Energy*, 2022, 245: 123262.
- [41] Zhang S, Yu R, Wen Z H, et al. Impact of labor and energy allocation imbalance on carbon emission efficiency in China's industrial sectors[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2023, 184: 113586.
- [42] Lu C, Li W, Gao S B. Driving determinants and prospective prediction simulations on carbon emissions peak for China's heavy chemical industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 251: 119642.
- [43] Xu B, Lin B Q. Investigating drivers of CO₂ emission in China's heavy industry: A quantile regression analysis[J]. *Energy*, 2020, 206: 118159.

- [44] Bian H Y, Meng M. Carbon emission reduction potential and reduction strategy of China's manufacturing industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2023, 423: 138718.
- [45] Xia Q, Tian G L, Wu Z. Examining embodied carbon emission flow relationships among different industrial sectors in China [J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, 29: 100–114.
- [46] Jin B L, Han Y. Influencing factors and decoupling analysis of carbon emissions in China's manufacturing industry[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2021, 28(45): 64719–64738.
- [47] Cai W, Lai K H, Liu C H, et al. Promoting sustainability of manufacturing industry through the lean energy-saving and emission-reduction strategy[J]. *Science of The Total Environment*, 2019, 665: 23–32.
- [48] 张子墨, 王舒乐, 郝爱民. 绿色转型视角下数字经济与制造业碳排放绩效[J]. *会计之友*, 2024, (23): 84–91.
- [49] Lu L, Guest J S, Peters C A, et al. Wastewater treatment for carbon capture and utilization[J]. *Nature Sustainability*, 2018, 1 (12): 750–758.
- [50] Gast L, Cabrera Serrenho A, Allwood J M. What contribution could industrial symbiosis make to mitigating industrial greenhouse gas (GHG) emissions in bulk material production?[J]. *Environmental Science & Technology*, 2022, 56(14): 10269–10278.
- [51] Abood S A, Lee J S H, Burivalova Z, et al. Relative contributions of the logging, fiber, oil palm, and mining industries to forest loss in Indonesia[J]. *Conservation Letters*, 2015, 8(1): 58–67.
- [52] Leeson D, Mac Dowell N, Shah N, et al. A Techno-economic analysis and systematic review of carbon capture and storage (CCS) applied to the iron and steel, cement, oil refining and pulp and paper industries, as well as other high purity sources [J]. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 2017, 61: 71–84.
- [53] Tong Y L, Wang K, Liu J Y, et al. Refined assessment and decomposition analysis of carbon emissions in high-energy intensive industrial sectors in China[J]. *Science of The Total Environment*, 2023, 872: 162161.
- [54] Napp T A, Gambhir A, Hills T P, et al. A review of the technologies, economics and policy instruments for decarbonising energy-intensive manufacturing industries[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, 30: 616–640.
- [55] Wesseling J H, Lechtenböhmer S, Åhman M, et al. The transition of energy intensive processing industries towards deep decarbonization: Characteristics and implications for future research[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 79: 1303–1313.
- [56] Zhao X L, Cai Q, Zhang S F, et al. The substitution of wind power for coal-fired power to realize China's CO₂ emissions reduction targets in 2020 and 2030[J]. *Energy*, 2017, 120: 164–178.
- [57] Sun W, Huang C C. Predictions of carbon emission intensity based on factor analysis and an improved extreme learning machine from the perspective of carbon emission efficiency[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 338: 130414.
- [58] Abdallah L, El-Shennawy T. Reducing carbon dioxide emissions from electricity sector using smart electric grid applications[J]. *Journal of Engineering*, 2013, 2013(1): 845051.
- [59] Sovacool B K, Schmid P, Stirling A, et al. Differences in carbon emissions reduction between countries pursuing renewable electricity versus nuclear power[J]. *Nature Energy*, 2020, 5(11): 928–935.
- [60] Ang B W, Su B. Carbon emission intensity in electricity production: A global analysis[J]. *Energy Policy*, 2016, 94: 56–63.
- [61] Jenkins J D, Luke M, Thernstrom S. Getting to zero carbon emissions in the electric power sector[J]. *Joule*, 2018, 2(12): 2498–2510.
- [62] Eldardiry H, Habib E. Carbon capture and sequestration in power generation: Review of impacts and opportunities for water sustainability[J]. *Energy, Sustainability and Society*, 2018, 8(1): 6.
- [63] Wang X P, Du L. Carbon emission performance of China's power industry: Regional disparity and spatial analysis[J]. *Journal of Industrial Ecology*, 2017, 21(5): 1323–1332.
- [64] Wang Y, Su X L, Qi L, et al. Feasibility of peaking carbon emissions of the power sector in China's eight regions: Decomposition, decoupling, and prediction analysis[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2019, 26(28): 29212–29233.
- [65] Meng M, Jing K Q, Mander S. Scenario analysis of CO₂ emissions from China's electric power industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 3101–3108.
- [66] Tang B J, Li R, Yu B Y, et al. How to peak carbon emissions in China's power sector: A regional perspective[J]. *Energy Policy*, 2018, 120: 365–381.
- [67] Wang F, Shackman J, Liu X. Carbon emission flow in the power industry and provincial CO₂ emissions: Evidence from cross-provincial secondary energy trading in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 159: 397–409.
- [68] Yang L S, Lin B Q. Carbon dioxide-emission in China's power industry: Evidence and policy implications[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 60: 258–267.
- [69] Wu X Y, Xu C X, Ma T L, et al. Carbon emission of China's power industry: Driving factors and emission reduction path [J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29 (52): 78345–78360.
- [70] Qin Q D, Liu Y, Huang J P. A cooperative game analysis for the allocation of carbon emissions reduction responsibility in China's power industry[J]. *Energy Economics*, 2020, 92: 104960.
- [71] Xian Y J, Wang K, Shi X P, et al. Carbon emissions intensity reduction target for China's power industry: An efficiency and productivity perspective[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 197: 1022–1034.

- [72] Wang W J, Tang Q, Gao B. Exploration of CO₂ emission reduction pathways: Identification of influencing factors of CO₂ emission and CO₂ emission reduction potential of power industry[J]. *Clean Technologies and Environmental Policy*, 2023, 25(5): 1589–1603.
- [73] Li J J, Zhang Y L, Tian Y J, et al. Reduction of carbon emissions from China's coal-fired power industry: Insights from the province-level data[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 242: 118518.
- [74] An Y F, Zhou D Q, Wang Q W. Carbon emission reduction potential and its influencing factors in China's coal-fired power industry: A cost optimization and decomposition analysis[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2022, 24(3): 3619–3639.
- [75] Liu L L, Feng T T, Kong J J. Can carbon trading policy and local public expenditures synergize to promote carbon emission reduction in the power industry?[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2023, 188: 106659.
- [76] Zhao X G, Lu W J, Wang W, et al. The impact of carbon emission trading on green innovation of China's power industry[J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2023, 99: 107040.
- [77] Gryparis E, Papadopoulos P, Leligou H C, et al. Electricity demand and carbon emission in power generation under high penetration of electric vehicles. A European Union perspective[J]. *Energy Reports*, 2020, 6: 475–486.
- [78] Xu G Q, Feng S W, Guo S C, et al. The spatial-temporal evolution analysis of carbon emission of China's thermal power industry based on the three-stage SBM—DEA model[J]. *International Journal of Climate Change Strategies and Management*, 2023, 15(2): 247–263.
- [79] Li F, Zhang D L, Zhang J Y, et al. Measuring the energy production and utilization efficiency of Chinese thermal power industry with the fixed-sum carbon emission constraint[J]. *International Journal of Production Economics*, 2022, 252: 108571.
- [80] Liu Y, Guo R T, Pan W G. Evaluation of carbon emission efficiency and spatial relevance in the thermal power industry: Evidence from China[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2024, 26(9): 22715–22745.
- [81] Liu L W, Zong H J, Zhao E D, et al. Can China realize its carbon emission reduction goal in 2020: From the perspective of thermal power development[J]. *Applied Energy*, 2014, 124: 199–212.
- [82] Li J J, Wang Y G, Xu D P, et al. High-resolution analysis of life-cycle carbon emissions from China's coal-fired power industry: A provincial perspective[J]. *International Journal of Greenhouse Gas Control*, 2020, 100: 103110.
- [83] Tong D, Zhang Q, Liu F, et al. Current emissions and future mitigation pathways of coal-fired power plants in China from 2010 to 2030[J]. *Environmental Science & Technology*, 2018, 52(21): 12905–12914.
- [84] Cai L Y, Duan J L, Lu X J, et al. Pathways for electric power industry to achieve carbon emissions peak and carbon neutrality based on LEAP model: A case study of state-owned power generation enterprise in China[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2022, 170: 108334.
- [85] Luo F, Guo Y, Yao M T, et al. Carbon emissions and driving forces of China's power sector: Input-output model based on the disaggregated power sector[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 268: 121925.
- [86] Lechtenböhmer S, Nilsson L J, Åhman M, et al. Decarbonising the energy intensive basic materials industry through electrification—Implications for future EU electricity demand[J]. *Energy*, 2016, 115: 1623–1631.
- [87] Patterson D, Gonzalez J, Le Q, et al. Carbon emissions and large neural network training[EB/OL]. (2021-04-21)[2025-01-31]. <https://arxiv.org/abs/2104.10350v3>.
- [88] Li Y Y, Zhang Y R, Pan A, et al. Carbon emission reduction effects of industrial robot applications: Heterogeneity characteristics and influencing mechanisms[J]. *Technology in Society*, 2022, 70: 102034.
- [89] Fan Z Y, Friedmann S J. Low-carbon production of iron and steel: Technology options, economic assessment, and policy[J]. *Joule*, 2021, 5(4): 829–862.
- [90] Zhang X Y, Jiao K X, Zhang J L, et al. A review on low carbon emissions projects of steel industry in the World[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 306: 127259.
- [91] Lei T Y, Wang D P, Yu X, et al. Global iron and steel plant CO₂ emissions and carbon-neutrality pathways[J]. *Nature*, 2023, 622(7983): 514–520.
- [92] Zhang Y J, Yue Q, Wang H Y, et al. Analysis of carbon emission and energy consumption transfer characteristics of China's iron and steel industry[J]. *Energy*, 2025, 318: 134924.
- [93] Chen W Y, Yin X, Ma D. A bottom-up analysis of China's iron and steel industrial energy consumption and CO₂ emissions[J]. *Applied Energy*, 2014, 136: 1174–1183.
- [94] Na H M, Qiu Z Y, Sun J C, et al. Revealing cradle-to-gate CO₂ emissions for steel product producing by different technological pathways based on material flow analysis[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2024, 203: 107416.
- [95] Na H M, Yuan Y X, Du T, et al. Multi-process production occurs in the iron and steel industry, supporting 'dual carbon' target: An in-depth study of CO₂ emissions from different processes[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2024, 140: 46–58.
- [96] Zhang H X, Sun W Q, Li W D, 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[J]. *Applied Energy*, 2022, 309: 118485.
- [97] Song X C, Du S, Deng C N, et al. Carbon emissions in China's steel industry from a life cycle perspective: Carbon footprint insights[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2025, 148: 650–664.

- [98] An R, Yu B, Li R, et al. Potential of energy savings and CO₂ emission reduction in China's iron and steel industry[J]. *Applied Energy*, 2018, 226: 862–880.
- [99] Ren L, Zhou S, Peng T D, et al. A review of CO₂ emissions reduction technologies and low-carbon development in the iron and steel industry focusing on China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2021, 143: 110846.
- [100] Wang X Y, Yu B Y, An R Y, et al. An integrated analysis of China's iron and steel industry towards carbon neutrality[J]. *Applied Energy*, 2022, 322: 119453.
- [101] Li W, Zhang S H, Lu C. Research on the driving factors and carbon emission reduction pathways of China's iron and steel industry under the vision of carbon neutrality[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 361: 132237.
- [102] Wu R X, Tan Z Z, Lin B Q. Does carbon emission trading scheme really improve the CO₂ emission efficiency? Evidence from China's iron and steel industry[J]. *Energy*, 2023, 277: 127743.
- [103] Li Z L, Dai H C, Song J N, et al. Assessment of the carbon emissions reduction potential of China's iron and steel industry based on a simulation analysis[J]. *Energy*, 2019, 183: 279–290.
- [104] Lin B Q, Ouyang X L. Analysis of energy-related CO₂ (carbon dioxide) emissions and reduction potential in the Chinese non-metallic mineral products industry[J]. *Energy*, 2014, 68: 688–697.
- [105] Chen C H, Xu R C, Tong D, et al. A striking growth of CO₂ emissions from the global cement industry driven by new facilities in emerging countries[J]. *Environmental Research Letters*, 2022, 17(4): 044007.
- [106] Barcelo L, Kline J, Walenta G, et al. Cement and carbon emissions[J]. *Materials and Structures*, 2014, 47(6): 1055–1065.
- [107] Xu J H, Fleiter T, Fan Y, et al. CO₂ emissions reduction potential in China's cement industry compared to IEA's Cement Technology Roadmap up to 2050[J]. *Applied Energy*, 2014, 130: 592–602.
- [108] Miller S A, John V M, Pacca S A, et al. Carbon dioxide reduction potential in the global cement industry by 2050[J]. *Cement and Concrete Research*, 2018, 114: 115–124.
- [109] Maddalena R, Roberts J J, Hamilton A. Can Portland cement be replaced by low-carbon alternative materials? A study on the thermal properties and carbon emissions of innovative cements[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 186: 933–942.
- [110] Kajaste R, Hurme M. Cement industry greenhouse gas emissions—management options and abatement cost[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2016, 112: 4041–4052.
- [111] Gao T M, Shen L, Shen M, et al. Evolution and projection of CO₂ emissions for China's cement industry from 1980 to 2020[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 74: 522–537.
- [112] van Ruijven B J, van Vuuren D P, Boskaljon W, et al. Long-term model-based projections of energy use and CO₂ emissions from the global steel and cement industries[J]. *Resources, Conservation and Recycling*, 2016, 112: 15–36.
- [113] Cheng D Y, Reiner D M, Yang F, et al. Projecting future carbon emissions from cement production in developing countries[J]. *Nature Communications*, 2023, 14: 8213.
- [114] Guo Y Y, Luo L, Liu T T, et al. A review of low-carbon technologies and projects for the global cement industry[J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2024, 136: 682–697.
- [115] Cavalett O, Watanabe M D B, Voldsund M, et al. Paving the way for sustainable decarbonization of the European cement industry[J]. *Nature Sustainability*, 2024, 7(5): 568–580.
- [116] Schneider M. The cement industry on the way to a low-carbon future[J]. *Cement and Concrete Research*, 2019, 124: 105792.
- [117] Cao Z, Myers R J, Lupton R C, et al. The sponge effect and carbon emission mitigation potentials of the global cement cycle [J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 3777.
- [118] Dinga C D, Wen Z G. China's green deal: Can China's cement industry achieve carbon neutral emissions by 2060?[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 155: 111931.
- [119] Zhao F, Fan Y, Zhang S H. Assessment of efficiency improvement and emission mitigation potentials in China's petroleum refining industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 280: 124482.
- [120] Lin B Q, Wang M. Dynamic analysis of carbon dioxide emissions in China's petroleum refining and coking industry[J]. *Science of The Total Environment*, 2019, 671: 937–947.
- [121] Geng Z Q, Zhang Y H, Li C F, et al. Energy optimization and prediction modeling of petrochemical industries: An improved convolutional neural network based on cross-feature [J]. *Energy*, 2020, 194: 116851.
- [122] Li Y, Wang B X, Xie Y L, et al. Cost and potential for CO₂ emissions reduction in China's petroleum refining sector—A bottom up analysis[J]. *Energy Reports*, 2020, 6: 497–506.
- [123] Takht Ravanchi M, Sahebdelfar S. Carbon dioxide capture and utilization in petrochemical industry: Potentials and challenges [J]. *Applied Petrochemical Research*, 2014, 4(1): 63–77.
- [124] Liu D D, Li X Y, Wang D, et al. An evaluation method for synergistic effect of air pollutants and CO₂ emission reduction in the Chinese petroleum refining technology[J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 371: 123169.
- [125] Talaei A, Ahiduzzaman M, Kumar A. Assessment of long-term energy efficiency improvement and greenhouse gas emissions mitigation potentials in the chemical sector[J]. *Energy*, 2018, 153: 231–247.
- [126] Griffin P W, Hammond G P, Norman J B. Industrial energy use and carbon emissions reduction in the chemicals sector: A UK perspective[J]. *Applied Energy*, 2018, 227: 587–602.
- [127] Galán-Martín Á, Tulus V, Díaz I, et al. Sustainability footprints of a renewable carbon transition for the petrochemical sector within planetary boundaries[J]. *One Earth*, 2021, 4(4): 565–583.
- [128] Schiffer Z J, Manthiram K. Electrification and decarbonization

- of the chemical industry[J]. *Joule*, 2017, 1(1): 10–14.
- [129] Zhang Y, Yuan Z W, Margni M, et al. Intensive carbon dioxide emission of coal chemical industry in China[J]. *Applied Energy*, 2019, 236: 540–550.
- [130] Fan T J, Luo R L, Xia H Y, et al. Using LMDI method to analyze the influencing factors of carbon emissions in China's petrochemical industries[J]. *Natural Hazards*, 2015, 75(2): 319–332.
- [131] Lin B Q, Long H Y. Emissions reduction in China's chemical industry—Based on LMDI[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, 53: 1348–1355.
- [132] Chen Y X, Han Y M, Zhu Q X. Energy and environmental efficiency evaluation based on a novel data envelopment analysis: An application in petrochemical industries[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 119: 156–164.
- [133] Lange J P. Towards circular carbo-chemicals—The metamorphosis of petrochemicals[J]. *Energy & Environmental Science*, 2021, 14(8): 4358–4376.
- [134] Wang Y T, Yang X C, Sun M X, et al. Estimating carbon emissions from the pulp and paper industry: A case study[J]. *Applied Energy*, 2016, 184: 779–789.
- [135] Man Y, Yan Y K, Wang X, et al. Overestimated carbon emission of the pulp and paper industry in China[J]. *Energy*, 2023, 273: 127279.
- [136] Yamaki A, Fujii S, Kanematsu Y, et al. Life cycle greenhouse gas emissions of cogeneration energy hubs at Japanese paper mills with thermal energy storage[J]. *Energy*, 2023, 270: 126886.
- [137] Shao C F, Guan Y, Wan Z, et al. Performance analysis of CO₂ emissions and energy efficiency of metal industries in China [J]. *Journal of Environmental Management*, 2014, 134: 30–38.
- [138] Benjamin N I, Lin B Q. Quantile analysis of carbon emissions in China metallurgy industry[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 243: 118534.
- [139] Wang M, Feng C. Decomposing the change in energy consumption in China's nonferrous metal industry: An empirical analysis based on the LMDI method[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, 82: 2652–2663.
- [140] Yokoi R, Watari T, Motoshita M. Future greenhouse gas emissions from metal production: Gaps and opportunities towards climate goals[J]. *Energy & Environmental Science*, 2022, 15 (1): 146–157.
- [141] Zheng J, Chen A K, Yao J K, et al. Combination method of multiple molding technologies for reducing energy and carbon emission in the foundry industry[J]. *Sustainable Materials and Technologies*, 2022, 34: e00522.
- [142] Guo Q F, Xi X, Yang S T, et al. Technology strategies to achieve carbon peak and carbon neutrality for China's metal mines[J]. *International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials*, 2022, 29(4): 626–634.
- [143] Hu P P, Li Y Z, Zhang X Z, et al. CO₂ emission from container glass in China, and emission reduction strategy analysis[J]. *Carbon Management*, 2018, 9(3): 303–310.
- [144] Xian Y J, Hu Z H, Wang K. The least-cost abatement measure of carbon emissions for China's glass manufacturing industry based on the marginal abatement costs[J]. *Energy*, 2023, 284: 129159.
- [145] Zier M, Stenzel P, Kotzur L, et al. A review of decarbonization options for the glass industry[J]. *Energy Conversion and Management*: X, 2021, 10: 100083.
- [146] Eggleston H S, Buendia L, Miwa K, et al. 2006 IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories[M]. Kanagawa: Institute for Global Environmental Strategies, 2006.
- [147] Liu Z, Guan D B, Wei W, et al. Reduced carbon emission estimates from fossil fuel combustion and cement production in China[J]. *Nature*, 2015, 524(7565): 335–338.
- [148] Yan H S, Tan X C, Zeng A, et al. China's carbon accounting system in the context of carbon neutrality: Current situation, challenges and suggestions[J]. *Advances in Climate Change Research*, 2023, 14(1): 23–31.
- [149] Shan Y L, Liu Z, Guan D B. CO₂ emissions from China's lime industry[J]. *Applied Energy*, 2016, 166: 245–252.
- [150] Yang J M, Hua Y C, Ye J R, et al. CO₂ emissions accounting and carbon peak prediction of China's papermaking industry [J]. *Forests*, 2022, 13(11): 1856.
- [151] 杨本晓, 姜涛, 刘夏青. 基于投入产出法的中国造纸工业碳排放核算[J]. *中国造纸*, 2023, 42(6): 120–125.
- [152] 梁湘瑶, 何正磊. 中国造纸工业隐含碳排放测算及其影响因素分析[J]. *中国造纸*, 2025, 44(2): 72–80.
- [153] Shen L, Gao T M, Zhao J N, et al. Factory-level measurements on CO₂ emission factors of cement production in China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014, 34: 337–349.
- [154] Shen W G, Cao L, Li Q, et al. Quantifying CO₂ emissions from China's cement industry[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 50: 1004–1012.
- [155] Andrew R M. Global CO₂ emissions from cement production, 1928–2018[J]. *Earth System Science Data*, 2019, 11(4): 1675–1710.
- [156] Meng F, Rong G Q, Zhao R J, et al. Incorporating biochar into fuels system of iron and steel industry: Carbon emission reduction potential and economic analysis[J]. *Applied Energy*, 2024, 356: 122377.
- [157] Crippa M, Solazzo E, Guizzardi D, et al. Food systems are responsible for a third of global anthropogenic GHG emissions[J]. *Nature Food*, 2021, 2(3): 198–209.
- [158] Wang Y P, Hu L, Hou L C, et al. Study on Carbon Emission Influencing Factors and carbon emission reduction potential in China's food production industry[J]. *Environmental Research*, 2024, 261: 119702.
- [159] Wang N, Ren Y X, Zhu T, et al. Life cycle carbon emission modelling of coal-fired power: Chinese case[J]. *Energy*, 2018, 162: 841–852.
- [160] Chen L, Wemhoff A P. Predicting embodied carbon emissions

- from purchased electricity for United States counties[J]. *Applied Energy*, 2021, 292: 116898.
- [161] Wu X P, Yang W, Zhang N, et al. A distributed computing algorithm for electricity carbon emission flow and carbon emission intensity[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2024, 9(2): 138–146.
- [162] Xia Y Q, Sun G C, Wang Y F, et al. A novel carbon emission estimation method based on electricity-carbon nexus and non-intrusive load monitoring[J]. *Applied Energy*, 2024, 360: 122773.
- [163] Shan Y, Liu J, Liu Z, et al. New provincial CO₂ emission inventories in China based on apparent energy consumption data and updated emission factors[J]. *Applied Energy*, 2016, 184: 742–750.
- [164] 张新生, 魏志臻, 陈章政, 等. 基于LASSO-GWO-KELM的工业碳排放预测方法研究[J]. *环境工程*, 2023, 41(10): 141–149.
- [165] 周晓艳, 张雪莹, 吴炫匡, 等. 中国城市工业贸易隐含碳排放转移网络结构及影响机制[J/OL]. *中国环境科学*, 1–13 [2025-02-10]. <https://doi.org/10.19674/j.cnki.issn1000-6923.20250206.001>.
- [166] Chen J D, Gao M, Cheng S L, et al. County-level CO₂ emissions and sequestration in China during 1997–2017[J]. *Scientific Data*, 2020, 7(1): 391.
- [167] Liu Z, Ciaia P, Deng Z, et al. Carbon Monitor, a near-real-time daily dataset of global CO₂ emission from fossil fuel and cement production[J]. *Scientific Data*, 2020, 7(1): 392.
- [168] Ren F, Long D H. Carbon emission forecasting and scenario analysis in Guangdong Province based on optimized Fast Learning Network[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 317: 128408.
- [169] Andrew R M. Global CO₂ emissions from cement production, 1928–2017[J]. *Earth System Science Data*, 2018, 10(4): 2213–2239.
- [170] Li Y W, Yang X X, Du E S, et al. A review on carbon emission accounting approaches for the electricity power industry[J]. *Applied Energy*, 2024, 359: 122681.
- [171] Zuo J, Zhong Y S, Yang Y, et al. Analysis of carbon emission, carbon displacement and heterogeneity of Guangdong power industry[J]. *Energy Reports*, 2022, 8: 438–450.
- [172] Wu X D, Guo J L, Chen G Q. The striking amount of carbon emissions by the construction stage of coal-fired power generation system in China[J]. *Energy Policy*, 2018, 117: 358–369.
- [173] Liu J J, Liu G L, Zhao H, et al. Real-time industrial carbon emission estimation with deep learning-based device recognition and incomplete smart meter data[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 127: 107272.
- [174] Shan Y L, Guan D B, Zheng H, et al. China CO₂ emission accounts 1997–2015[J]. *Scientific Data*, 2018, 5: 170201.
- [175] Shan Y L, Huang Q, Guan D B, et al. China CO₂ emission accounts 2016–2017[J]. *Scientific Data*, 2020, 7: 54.
- [176] Xu J H, Guan Y R, Oldfield J, et al. China carbon emission accounts 2020–2021[J]. *Applied Energy*, 2024, 360: 122837.
- [177] Liu Z, Ciaia P, Deng Z, et al. Near-real-time monitoring of global CO₂ emissions reveals the effects of the COVID-19 pandemic[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1): 5172.
- [178] Davis S J, Liu Z, Deng Z, et al. Emissions rebound from the COVID-19 pandemic[J]. *Nature Climate Change*, 2022, 12(5): 412–414.
- [179] Liu Z, Deng Z, Zhu B Q, et al. Global patterns of daily CO₂ emissions reductions in the first year of COVID-19[J]. *Nature Geoscience*, 2022, 15(8): 615–620.
- [180] Liu Z, Deng Z, Davis S J, et al. Monitoring global carbon emissions in 2021[J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2022, 3(4): 217–219.
- [181] Liu Z, Deng Z, Davis S J, et al. Global carbon emissions in 2023[J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2024, 5(4): 253–254.
- [182] Liu Z, Sun T C, Yu Y, et al. Near-real-time carbon emission accounting technology toward carbon neutrality[J]. *Engineering*, 2022, 14: 44–51.
- [183] Jin Y K, Sharifi A, Li Z S, et al. Carbon emission prediction models: A review[J]. *Science of The Total Environment*, 2024, 927: 172319.
- [184] Wang Z X, Ye D J. Forecasting Chinese carbon emissions from fossil energy consumption using non-linear grey multivariable models[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 142: 600–612.
- [185] Şahin U. Forecasting of Turkey’s greenhouse gas emissions using linear and nonlinear rolling metabolic grey model based on optimization[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 239: 118079.
- [186] Wu W Q, Ma X, Zhang Y Y, et al. A novel conformable fractional non-homogeneous grey model for forecasting carbon dioxide emissions of BRICS countries[J]. *Science of The Total Environment*, 2020, 707: 135447.
- [187] Gao M Y, Yang H L, Xiao Q Z, et al. A novel fractional grey Riccati model for carbon emission prediction[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 282: 124471.
- [188] Duan H M, Luo X L. A novel multivariable grey prediction model and its application in forecasting coal consumption[J]. *ISA Transactions*, 2022, 120: 110–127.
- [189] Gao M Y, Yang H L, Xiao Q Z, et al. A novel method for carbon emission forecasting based on Gompertz’s law and fractional grey model: Evidence from American industrial sector[J]. *Renewable Energy*, 2022, 181: 803–819.
- [190] Cai K, Wu L F. Using grey Gompertz model to explore the carbon emission and its peak in 16 provinces of China[J]. *Energy and Buildings*, 2022, 277: 112545.
- [191] Ye L, Yang D L, Dang Y G, et al. An enhanced multivariable dynamic time-delay discrete grey forecasting model for predicting China’s carbon emissions[J]. *Energy*, 2022, 249: 123681.
- [192] Ding Q, Xiao X P, Kong D K. Estimating energy-related CO₂ emissions using a novel multivariable fuzzy grey model with time-delay and interaction effect characteristics[J]. *Energy*, 2023, 263: 126005.

- [193] Nie W G, Duan H M. A novel multivariable grey differential dynamic prediction model with new structures and its application to carbon emissions[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 122: 106174.
- [194] Dai D W, Zhou B, Zhao S H, et al. Research on industrial carbon emission prediction and resistance analysis based on CEI-EGM-RM method: A case study of Bengbu[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 14528.
- [195] Zhao K, Yu S J, Wu L F, et al. Carbon emissions prediction considering environment protection investment of 30 provinces in China[J]. *Environmental Research*, 2024, 244: 117914.
- [196] He X Q, Song Y X, Yu F M, et al. Applications of fractional order logistic grey models for carbon emission forecasting[J]. *Fractal and Fractional*, 2024, 8(3): 145.
- [197] Fang D B, Zhang X L, Yu Q, et al. A novel method for carbon dioxide emission forecasting based on improved Gaussian processes regression[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 173: 143–150.
- [198] Zhang X H, Zhu Q X, He Y L, et al. A novel robust ensemble model integrated extreme learning machine with multi-activation functions for energy modeling and analysis: Application to petrochemical industry[J]. *Energy*, 2018, 162: 593–602.
- [199] Acheampong A O, Boateng E B. Modelling carbon emission intensity: Application of artificial neural network[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 225: 833–856.
- [200] Huang Y S, Shen L, Liu H. Grey relational analysis, principal component analysis and forecasting of carbon emissions based on long short-term memory in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 209: 415–423.
- [201] Luo J, Zhuo W Y, Liu S Y, et al. The optimization of carbon emission prediction in low carbon energy economy under big data[J]. *IEEE Access*, 2024, 12: 14690–14702.
- [202] Kong F, Song J B, Yang Z Z. A daily carbon emission prediction model combining two-stage feature selection and optimized extreme learning machine[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(58): 87983–87997.
- [203] Ye L, Du P, Wang S B. Industrial carbon emission forecasting considering external factors based on linear and machine learning models[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2024, 434: 140010.
- [204] Qiao W B, Lu H F, Zhou G, et al. A hybrid algorithm for carbon dioxide emissions forecasting based on improved lion swarm optimizer[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 244: 118612.
- [205] 邹艳, 李佳佳, 王淑平. 西部地区工业碳排放达峰预测与减排潜力分析[J/OL]. *环境工程*, 1–8[2025-02-10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2097.x.20240827.1447.015>.
- [206] Deng J. Introduction to Grey system theory[J]. *Journal of Grey System*, 1989, 1: 1–24.
- [207] Zhu J J, Yang M Q, Ren Z J. Machine learning in environmental research: Common pitfalls and best practices[J]. *Environmental Science & Technology*, 2023, 57(46): 17671–17689.
- [208] Lin B Q, Du K R. Modeling the dynamics of carbon emission performance in China: A parametric Malmquist index approach[J]. *Energy Economics*, 2015, 49: 550–557.
- [209] Hu S, Yuan Z, Wang A L. Improving carbon emission efficiency in Chinese manufacturing: A study considering technological heterogeneity and noise[J]. *Energy*, 2024, 291: 130392.
- [210] Hu S, Wang A L, Lin B Q. Marginal abatement cost of CO₂: A convex quantile non-radial directional distance function regression method considering noise and inefficiency[J]. *Energy*, 2024, 297: 131323.
- [211] Sun W, Huang C C. How does urbanization affect carbon emission efficiency? Evidence from China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 272: 122828.
- [212] Lv Y L, Liu J N, Cheng J Q, et al. The persistent and transient total factor carbon emission performance and its economic determinants: Evidence from China's province-level panel data [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 316: 128198.
- [213] Xu M M, Tan R P. How to reduce CO₂ emissions in pharmaceutical industry of China: Evidence from total-factor carbon emissions performance[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 337: 130505.
- [214] Han Y M, Long C, Geng Z Q, et al. Carbon emission analysis and evaluation of industrial departments in China: An improved environmental DEA cross model based on information entropy [J]. *Journal of Environmental Management*, 2018, 205: 298–307.
- [215] Geng Z Q, Zeng R F, Han Y M, et al. Energy efficiency evaluation and energy saving based on DEA integrated affinity propagation clustering: Case study of complex petrochemical industries[J]. *Energy*, 2019, 179: 863–875.
- [216] Zhu Q Y, Li X C, Li F, et al. The potential for energy saving and carbon emission reduction in China's regional industrial sectors [J]. *Science of The Total Environment*, 2020, 716: 135009.
- [217] Zhu B, Shan H Y. Impacts of industrial structures reconstructing on carbon emission and energy consumption: A case of Beijing [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 245: 118916.
- [218] Wu F, Huang N Y, Zhang F, et al. Analysis of the carbon emission reduction potential of China's key industries under the IPCC 2 °C and 1.5 °C limits[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2020, 159: 120198.
- [219] Zhu R M, Zhao R Q, Sun J, et al. Temporospatial pattern of carbon emission efficiency of China's energy-intensive industries and its policy implications[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 286: 125507.
- [220] Xie N Y, Zhang Y. The impact of digital economy on industrial carbon emission efficiency: evidence from Chinese provincial data[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2022, 2022 (1): 6583809.
- [221] Chen M, Wang K. The combining and cooperative effects of carbon price and technological innovation on carbon emission reduction: Evidence from China's industrial enterprises[J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 343: 118188.

- [222] Chen Y, Wu J. Changes in carbon emission performance of energy-intensive industries in China[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(29): 43913–43927.
- [223] 尹剑, 姜洪涛, 焦露, 等. 基于Geodetector和MGWR的贵州工业碳排放效率时空演化及影响因素分析[J]. *地理科学*, 2024, 44(7): 1217–1227.
- [224] Yu X Y, Hu Y Z, Zhou D Q, et al. Carbon emission reduction analysis for cloud computing industry: Can carbon emissions trading and technology innovation help?[J]. *Energy Economics*, 2023, 125: 106804.
- [225] 尹剑, 孟艺妮, 姜洪涛. 珠江流域城市工业碳排放效率时空动态特征及影响因素研究[J/OL]. *环境工程*, 1–9[2025-02-10]. <https://link.cnki.net/urlid/11.2097.X.20241220.0903.003>.
- [226] Li Z, Chen X D, Ye Y Y, et al. The impact of digital economy on industrial carbon emission efficiency at the city level in China: Gravity movement trajectories and driving mechanisms[J]. *Environmental Technology & Innovation*, 2024, 33: 103511.
- [227] Banker R D, Charnes A, Cooper W W. Some models for estimating technical and scale inefficiencies in data envelopment analysis[J]. *Management Science*, 1984, 30(9): 1078–1092.
- [228] Zhang C G, Liu C. The impact of ICT industry on CO₂ emissions: A regional analysis in China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 44: 12–19.
- [229] Shuai C Y, Shen L Y, Jiao L D, et al. Identifying key impact factors on carbon emission: Evidences from panel and time-series data of 125 countries from 1990 to 2011[J]. *Applied Energy*, 2017, 187: 310–325.
- [230] Shuai C Y, Chen X, Wu Y, et al. Identifying the key impact factors of carbon emission in China: Results from a largely expanded pool of potential impact factors[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 175: 612–623.
- [231] Dong B Y, Ma X J, Zhang Z L, et al. Carbon emissions, the industrial structure and economic growth: Evidence from heterogeneous industries in China[J]. *Environmental Pollution*, 2020, 262: 114322.
- [232] Tang X F, Liu S, Wang Y H, et al. Study on carbon emission reduction countermeasures based on carbon emission influencing factors and trends[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2024, 31(9): 14003–14022.
- [233] 王红平, 杨建州. 基于扩展STIRPAT模型的广东省造纸工业碳排放情景预测[J/OL]. *环境科学*, 1–17[2025-02-10]. <https://link.cnki.net/doi/10.13227/j.hjxx.202409169>.
- [234] Chen H, Qi S Z, Tan X J. Decomposition and prediction of China's carbon emission intensity towards carbon neutrality: From perspectives of national, regional and sectoral level[J]. *Science of The Total Environment*, 2022, 825: 153839.
- [235] Zhang Y J, Da Y B. The decomposition of energy-related carbon emission and its decoupling with economic growth in China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2015, 41: 1255–1266.
- [236] Zhou G H, Chung W, Zhang Y X. Carbon dioxide emissions and energy efficiency analysis of China's regional thermal electricity generation[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2014, 83: 173–184.
- [237] Xie P J, Gao S S, Sun F H. An analysis of the decoupling relationship between CO₂ emission in power industry and GDP in China based on LMDI method[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 211: 598–606.
- [238] Li X, Wang J M, Zhang M, et al. Regional differences in carbon emission of China's industries and its decomposition effects[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 270: 122528.
- [239] Zhang L, Yan Y, Xu W, et al. Carbon emission calculation and influencing factor analysis based on industrial big data in the “double carbon” era[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 2022(1): 2815940.
- [240] Yang Y, Yuan Z Q, Yang S N. Difference in the drivers of industrial carbon emission costs determines the diverse policies in middle-income regions: A case of northwestern China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022, 155: 111942.
- [241] Yasmeen R, Padda I U H, Shah W U H. Untangling the forces behind carbon emissions in China's industrial sector - A pre and post 12th energy climate plan analysis[J]. *Urban Climate*, 2024, 55: 101895.
- [242] 沈叶, 刘中侠, 邓翠翠, 等. 工业部门低碳化驱动因素与脱钩路径分析——以安徽省为例[J]. *长江流域资源与环境*, 2022, 31(12): 2597–2607.
- [243] 胡雨朦, 杨丹辉. “双碳”目标下数字化投入对我国工业碳排放的影响研究——基于LMDI分解模型的分析[J]. *价格理论与实践*, 2024, (1): 203–208.
- [244] 黄勤, 杨理珍. 成渝地区双城经济圈工业结构变动对碳排放的影响研究[J]. *经济体制改革*, 2023, (6): 72–81.
- [245] Wu X, Zhou S L, Xu G W, et al. Research on carbon emission measurement and low-carbon path of regional industry[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2022, 29(60): 90301–90317.
- [246] Jiang P, Gong X J, Yang Y R, et al. Research on spatial and temporal differences of carbon emissions and influencing factors in eight economic regions of China based on LMDI model [J]. *Scientific Reports*, 2023, 13(1): 7965.
- [247] Jiang X T, Wang Q, Li R R. Investigating factors affecting carbon emission in China and the USA: A perspective of stratified heterogeneity[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 199: 85–92.
- [248] Wang S, Yu Y, Jiang T Y, et al. Analysis on carbon emissions efficiency differences and optimization evolution of China's industrial system: An input-output analysis[J]. *PLoS One*, 2022, 17(3): e0258147.
- [249] Lin B Q, Teng Y Q. Decoupling of economic and carbon emission linkages: Evidence from manufacturing industry chains[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 322: 116081.
- [250] Zhang F, Deng X Z, Phillips F, et al. Impacts of industrial structure and technical progress on carbon emission intensity: Evidence from 281 cities in China[J]. *Technological Forecasting*

- and Social Change, 2020, 154: 119949.
- [251] You J M, Zhang W. How heterogeneous technological progress promotes industrial structure upgrading and industrial carbon efficiency? Evidence from China's industries[J]. *Energy*, 2022, 247: 123386.
- [252] Zhou S Y, Li W, Lu Z G, et al. A technical framework for integrating carbon emission peaking factors into the industrial green transformation planning of a city cluster in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 344: 131091.
- [253] Zheng H L, Gao X Y, Sun Q R, et al. The impact of regional industrial structure differences on carbon emission differences in China: An evolutionary perspective[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 257: 120506.
- [254] Geng W, Liu X Q, Liao X C. Mechanism analysis of the influence of intelligent manufacturing on carbon emission intensity: Evidence from cross country and industry[J]. *Environment, Development and Sustainability*, 2024, 26(6): 15777–15801.
- [255] Zhang A X, Deng R R, Wu Y F. Does the green credit policy reduce the carbon emission intensity of heavily polluting industries? -Evidence from China's industrial sectors[J]. *Journal of Environmental Management*, 2022, 311: 114815.
- [256] Wang L H, Chen Q, Dong Z Q, et al. The role of industrial intelligence in peaking carbon emissions in China[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2024, 199: 123005.
- [257] Tian H, Qin J Q, Cheng C Y, et al. Towards low-carbon sustainable development under Industry 4.0: The influence of industrial intelligence on China's carbon mitigation[J]. *Sustainable Development*, 2024, 32(1): 455–480.
- [258] 赵涛, 田莉, 许宪硕. 天津市工业部门碳排放强度研究: 基于LMDI-Attribution分析方法[J]. *中国人口·资源与环境*, 2015, 25(7): 40–47.
- [259] Geng Z Q, Qin L, Han Y M, et al. Energy saving and prediction modeling of petrochemical industries: A novel ELM based on FAHP[J]. *Energy*, 2017, 122: 350–362.
- [260] Han Y M, Zhu Q X, Geng Z Q, et al. Energy and carbon emissions analysis and prediction of complex petrochemical systems based on an improved extreme learning machine integrated interpretative structural model[J]. *Applied Thermal Engineering*, 2017, 115: 280–291.
- [261] Costantini L, Laio F, Mariani M S, et al. Forecasting national CO₂ emissions worldwide[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14(1): 22438.
- [262] 胡玉杰, 王彬力. “双碳”背景下区域隐含碳排放及其产业关联——以贵州省电力行业为例[J]. *北京理工大学学报(社会科学版)*, 2025, 27(1): 88–102.
- [263] 杨顺顺. 中国工业部门碳排放转移评价及预测研究[J]. *中国工业经济*, 2015, (6): 55–67.
- [264] Li Z L, Sun L, Geng Y, et al. Examining industrial structure changes and corresponding carbon emission reduction effect by combining input-output analysis and social network analysis: A comparison study of China and Japan[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 162: 61–70.
- [265] Du Q, Xu Y D, Wu M, et al. A network analysis of indirect carbon emission flows among different industries in China[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2018, 25(24): 24469–24487.
- [266] Cheng H, Wu B Y, Jiang X K. Study on the spatial network structure of energy carbon emission efficiency and its driving factors in Chinese cities[J]. *Applied Energy*, 2024, 371: 123689.
- [267] Dong J, Li C B. Structure characteristics and influencing factors of China's carbon emission spatial correlation network: A study based on the dimension of urban agglomerations[J]. *Science of The Total Environment*, 2022, 853: 158613.
- [268] He Y Y, Wei Z X, Liu G Q, et al. Spatial network analysis of carbon emissions from the electricity sector in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2020, 262: 121193.
- [269] Zhang X, Zhao X R, Jiang Z J, et al. How to achieve the 2030 CO₂ emission-reduction targets for China's industrial sector: Retrospective decomposition and prospective trajectories[J]. *Global Environmental Change*, 2017, 44: 83–97.
- [270] Xu J Z, Tong B J, Wang M M, et al. How to systematically reduce the carbon emissions of the manufacturing industry? Evidence from four-party evolutionary game analysis[J]. *Environmental Science and Pollution Research*, 2024, 31(2): 2614–2639.
- [271] Zhan J Y, Wang C, Wang H H, et al. Pathways to achieve carbon emission peak and carbon neutrality by 2060: A case study in the Beijing-Tianjin-Hebei region, China[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2024, 189: 113955.
- [272] Zhao S J, Song Q B, Liu L L, et al. Uncovering the lifecycle carbon emissions and its reduction pathways: A case study of petroleum refining enterprise[J]. *Energy Conversion and Management*, 2024, 301: 118048.
- [273] Mostafaeipour A, Bidokhti A, Fakhrazad M B, et al. A new model for the use of renewable electricity to reduce carbon dioxide emissions[J]. *Energy*, 2022, 238: 121602.
- [274] Hu Y, Man Y. Energy consumption and carbon emissions forecasting for industrial processes: Status, challenges and perspectives[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2023, 182: 113405.