

# 工业机器人推动隐含碳排放效率提升 ——基于行业面板数据的研究

殷绪龙

(湖南师范大学, 湖南省长沙市, 410006)

**摘要:** 在全球低碳转型与“双碳”目标深入推进的背景下, 工业机器人作为智能制造的核心载体, 其对碳排放效率的影响已成为学术界与政策制定者关注的焦点。本研究基于 2007—2020 年中国 28 个行业的面板数据, 首先运用投入产出法测算各行业的隐含碳排放量, 进而构建包含非期望产出的超效率 SBM 模型测算隐含碳排放效率, 最后采用双向固定效应模型实证检验工业机器人渗透度对隐含碳排放效率的影响及其作用机制。研究表明: 第一, 样本期内中国各行业隐含碳排放效率均值为 0.56, 整体呈“U 型”演变特征, 行业间效率差距呈现先扩大后缩小的趋势; 第二, 工业机器人渗透度的提升显著促进了隐含碳排放效率的提高, 机器人渗透度每提高 1%, 隐含碳排放效率平均提升 5.6%。本研究为理解智能制造与低碳经济的协同机制提供了新的理论视角, 也为政府制定差异化减排政策、企业优化技术投资决策提供了实证支撑。**关键词:** 工业机器人; 隐含碳排放效率; 低碳转型

**中图分类号:** F8      **文献标识码:** A

## 一、引言

在全球气候日益变暖的背景下, 碳排放问题已成为制约可持续发展的核心问题。联合国政府间气候变化专门委员会 (IPCC) 的第六次评估报告指出, 若全球温升超过 1.5°C, 将引发极度严重的生态灾难。为应对这一危机, 全球 150 多个国家提出“碳中和”目标, 而中国作为全球最大的碳排放国, 于 2020 年提出“双碳”目标 (碳达峰、碳中和), 并将其纳入“十四五”规划的核心任务。这一战略不仅体现了我国在全球气候治理中的责任担当, 更通过政策引导推动产业转型, 如《工业能效提升行动计划》明确要求到 2025 年规模以上工业单位增加值能耗较 2020 年下降 13.5%。

党的二十大提到: 十八大后, 我们坚决遏制住了生态环境破坏的势头, 生态环境保护发生历史性、转折性、全局性的变化, 习总书记“绿水青山就是金山银山”的理念已经深入人心, 并融入了我们的制度、政策和文化之中。但是, 刘波等学者认为相对于发达国家而言, 我国的碳排放量过高, 这会影响到我国的碳平等地位<sup>[1]</sup>。但在推进碳达峰和碳中和的过程中, 我们不仅要关注显性的直接排放, 更要深入关注隐含碳排放——即商品和服务全生命周期中通过供应链传递的温室气体, 这些排放不仅包括直接排放, 如生产过程的能源消耗, 也包括生产所用的电力、燃料在其生产过程中产生的排放。研究表明, 全球贸易隐含碳排放占总排放量的 25%—30%, 而中国作为“世界工厂”, 其出口隐含碳排放占全国总量的 15%—20%。这一缺口可能导致减排政策“漏出效应”, 即政策仅约束直接排放, 却忽视供应链中隐含碳的转移。因此, 从全产业链视角优化碳效率路径, 已成为实现“双碳”目标的核心议题。工业机器人作为智能制造的核心载体, 其应用规模与技术迭代正在重塑全球制造业格局。国际机器人联合会 (IFR) 预测, 2025 年全球工业机器人密度 (每万名工人机器人数量) 将达到 500 台, 中国作为最大市场, 其工业机器人产量预计突破 55 万台, 国产化率超过 53%。这一进程不仅推动生产效率提升, 更通过智能化、精准化生产减少资源错配与能源浪费。现有研究多聚焦机器人对劳动力市场或生产效率的影响, 却缺乏对其在隐含碳排放效率中作用的系统性分析。基于此, 本文试图回答以下核心问题: 工业机器人如何影响隐含碳排放效率。考虑到隐含碳排放效率作为衡量经济系统碳代谢效率的核心指标, 其测算需综合考量资本、

劳动、能源等多要素投入与全供应链排放输出的非线性关系。本文先利用国家统计局颁布的投入产出表进行计算得到我国 28 个行业 7 年的隐含碳排放量，其次运用超效率 SBM 模型测算了这 28 个行业相对真实客观的隐含碳排放效率并对这一结果进行分析，再次运用面板数据固定效应模型实证分析了工业机器人对碳排放效率的影响，最后根据实证结果提出对策建议。

本文的创新之处主要体现在：一是现有文献多聚焦于工业机器人对生产效率或劳动力市场的单一维度影响，而本文首次构建了“工业机器人技术扩散—隐含碳排放效率”的跨学科分析框架。二是在传统 DEA 模型基础上，引入非期望产出（隐含碳排放）和松弛变量调整。这一改进有效解决了传统径向 DEA 高估效率值的问题，显著提升了测算结果的科学性与稳健性。本文的研究不仅深化了对智能制造与低碳经济协同机制的理论认知，也为政府制定行业精准减排政策、企业优化技术投资决策提供了科学支撑。后续章节将基于中国 28 个行业的面板数据，系统检验机器人与隐含碳排放效率的关系及其作用。

## 二、文献综述

### （一）碳排放效率及测算方法

#### 1. 碳排放效率的定义与重要性

碳排放效率作为衡量碳排放与经济增长关系的关键指标，受到学术界和政策制定者的广泛关注。近年来，碳排放效率的研究主要集中在如何在减少碳排放的同时保持经济增长，通过优化资源配置和技术创新，提升各行业的隐含碳排放效率。胡剑波等定义碳排放效率：即考虑各种投入要素（资本、劳动等）的相互作用下，用相同或更少的碳排放获得更多的产出<sup>[2]</sup>。进一步，隐含碳排放效率则是指在考虑资本、劳动等多种生产要素相互作用的基础上，在供应链全生命周期单位产出所需的碳排放量，因此其测算与分析对于实现绿色低碳转型具有重要意义。

#### 2. 二氧化碳排放量的测算方法

当前，二氧化碳排放量的测算方法主要包括能源消耗法、生命周期评价法（LCA）和投入产出法（I-O）。刘宇等学者认为投入产出法的计算准确度相较于前两种方法有所不足，但其在隐含二氧化碳排放的测算中具有优势<sup>[3]</sup>。众多学者基于投入产出法从不同角度对隐含碳排放转移进行了测度，如蒋雪梅等基于投入产出法，从区域间产业转移和贸易的角度对京津冀地区的直接贸易和间接贸易隐含碳排放转移进行了测度<sup>[4]</sup>；欧阳小讯等建立了投入产出模型分析了中国农产品出口的隐含碳排放量及其部门分布<sup>[5]</sup>；Lu 等通过多尺度投入产出模型分析了中国 31 个省份与 64 个“一带一路”国家之间的贸易隐含碳排放<sup>[6]</sup>；而 Livne 则采用了环境扩展的多区域投入产出（MRIO）模型，评估了中国信息与通信技术行业的隐含 CO2 排放<sup>[7]</sup>。

#### 3. 碳排放效率的评价指标及测算方法

在碳排放效率的评价指标方面，可以分为单要素指标和全要素指标。单要素指标，如单位能源消费的二氧化碳排放量、单位 GDP 的二氧化碳排放量和工业化过程中累计的二氧化碳排放量，局限于从单方面反映二氧化碳效率。杨红亮等通过比较单要素方法和全要素方法，指出全要素方法能够更好地揭示地区要素禀赋结构对能效的影响，特别是在能源与其他要素结合进行生产时，全要素指标提供了更加全面的效率评估<sup>[8]</sup>。全要素指标考虑了多个投入要素的综合效应，包括劳动力、资本、能源等，因此能够更准确地反映在一定产出下的碳排

放效率,尤其是在复杂生产环境中,这对于制定有效的碳减排政策及实现绿色发展目标具有重要意义。

全要素碳排放效率的衡量方法多种多样,其中常见的包括以随机前沿分析法(SFA)为代表的参数方法和以数据包络分析法(DEA)为代表的非参数方法。非参数方法不依赖于总体数据的分布,而是根据样本数据对总体的性质或者关系进行推断,因此本文更加适用数据包络分析法。基于不同前沿面设定的需求,可以构建出不同的DEA模型:全局DEA、普通DEA、基期DEA、序列DEA及网络DEA等。最初的数据包络模型是由Charnes等提出的基于规模报酬不变的CCR模型<sup>[9]</sup>,但在现实生活中,规模报酬并非总是恒定,因此,Banker等构建了BBC模型<sup>[10]</sup>。而当存在投入过度或者产出不足,即存在投入或产出的松弛(Slack)时,径向DEA会高估DMU的效率值,计算出的结果并不符合客观实际,因此Tone提出了基于松弛变量的非径向SBM—DEA模型<sup>[11]</sup>。SBM模型不需要产出和投入按照一个固定的比例进行调节,所以SBM—DEA模型可以最大限度改进模型中的测算,有效解决存在松弛变量的问题,更加准确的测量全要素碳排放效率值。Huihui等从投入产出角度构建模型,利用SBM—DEA模型评价抗旱效率,揭示不同地区抗旱时空异质性<sup>[12]</sup>。

## (二) 工业机器人的演进及其影响

### 1. 工业机器人的演进

自工业机器人兴起以来,智能设备的发展对全球经济社会产生了深刻的影响,随之而来的是众多学者对机器人应用所展开的各种研究。Mohd提到机器人技术是工业4.0的一项重要技术,在制造领域提供了广泛的能力,并增强了自动化系统,能够精确、低成本地做重复性工作<sup>[13]</sup>。胡晟明进一步强调人工智能驱动的机器人技术已成为新一轮科技革命中智能化生产的标志性特征<sup>[14]</sup>。工业机器人作为推动行业智能化、自动化的重要载体,其在发达国家和发展中国家的应用大幅增长。国际机器人联盟(IFR)发布的工业机器人数据显示,2016年中国工业机器人存量首次超越日本,成为全球最大市场<sup>[15]</sup>。

### 2. 工业机器人的影响

目前,关于工业机器人的研究主要聚焦于劳动力、企业创新以及工资薪酬方面<sup>[15-16]</sup>。例如,Liu分析了人工智能对技术创新的影响,发现人工智能通过加速知识创造和技术溢出、提高学习和吸收能力,同时增加研发和人才投入,以此促进技术创新<sup>[17]</sup>。冯玲等通过实证发现,机器人可以降低企业的边际生产成本,提高创新边际收益,进而激励企业创新,形成高技能劳动者和其他资本品、机器人之间的“人机协同”和“资机协同”效应<sup>[18]</sup>。此外,工业机器人可以通过提升生产效率、优化资源利用和减少人工成本的方式推动经济效益的提升,张佩文在研究人工智能对制造业贸易的影响中发现人工智能对长三角地区制造业贸易额的增长有促进作用,尤其在市场和销售、生产和采购等方面<sup>[19]</sup>。Wang试图从工业机器人的视角和基于工业的视角对能源强度的决定因素提供新的视角,作者发现工业机器人能显著提高制造业能源强度<sup>[20]</sup>。

在就业结构方面,工业机器人对劳动力市场的影响可以归结为对低技能劳动力的替代效应以及高技能岗位的需求变化。毛日昇发现机器人的广泛应用显著增强了在位企业的市场优势,促进了市场在位企业总体就业增长,并推动了劳动力在不同部门之间的转移,劳动力会倾向于转移到企业平均规模较大的行业<sup>[21]</sup>;刘金东等学者研究发现人工智能并未加剧青年失业,反而在一定程度上显著降低了青年失业率<sup>[22]</sup>。Acemoglu等在2019年的研究表明,自动化使资本能够替代劳动,由于位移效应,生产的任务内容相对于劳动发生了转移,导致劳

动份额在增加值中减少,并可能降低劳动需求<sup>[23]</sup>。2020年,Acemoglu研究了法国采用机器人的公司层面的影响,发现采用机器人的企业在劳动力份额上经历了显著下降<sup>[24]</sup>。机器人与环境相关的研究也陆续涌现。任晓聪与郭金花等学者认为工业机器人有利于促进企业降低污染排放和碳排放,推进企业实现减污降碳协同增效<sup>[25-26]</sup>。朱冠平等的研究则发现工业机器人的应用有助于企业绿色创新<sup>[27]</sup>。Long等研究结果表明,工业机器人的集成显著地促进了一带一路国家的低碳绿色绩效<sup>[28]</sup>。仲崇阳等学者研究的结果发现工业机器人能够通过推动技术创新、赋能产业升级、促进数字化转型等途径助力城市碳减排<sup>[29]</sup>,张偲认为工业智能化的应用能够显著抑制碳排放强度<sup>[30]</sup>。Wang等以上市公司为样本进行研究,结果表明工业机器人能够有效降低企业碳排放,而技术创新和内部控制促进了这一效应的发挥<sup>[31]</sup>。杨春蕾等基于1993—2019年51个国家的平衡面板数据分析了工业智能化对全球碳减排的影响,研究发现工业智能化能够显著推动全球碳减排<sup>[32]</sup>。

通过对上述文献的系统梳理,可以得出以下结论:隐含碳排放效率作为衡量低碳经济发展的重要指标,其研究主要集中在碳排放量和效率的测算方法上,投入产出法因其适应复杂链条碳排放的分析需求成为主流,而全要素碳排放效率测算则展现出比单要素指标更全面的评价能力,基于SBM—DEA模型的效率测算方法因其精确性和适用性受到广泛关注。工业机器人作为智能制造的核心工具,其应用不仅显著推动了生产效率和经济效益的提升,还通过绿色技术创新和产业升级优化了资源利用,降低了碳排放强度。此外,机器人在劳动力市场中的影响表现为对低技能劳动力的替代和对高技能劳动力需求的增加,其多维度作用凸显了机器人技术在推动经济增长与环境保护协同发展中的重要地位。因此,将工业机器人的应用与隐含碳排放效率结合研究,不仅能够深化对低碳发展的理解,也为实现“双碳”目标提供了理论支持和政策建议。

### 三、理论基础与研究假设

在全球低碳转型与绿色发展的背景下,如何在推动经济增长的同时有效控制碳排放已成为学界与政策制定者关注的焦点。工业机器人技术作为智能制造的重要组成部分,其在优化生产流程、提高资源利用效率以及降低能源浪费等方面的作用已得到广泛验证。国内外学者的研究表明,机器人技术不仅能提高生产自动化水平,还能够在一定程度上推动绿色技术创新和产业升级,从而改善企业和行业的碳排放效率水平。

基于上述理论与文献综述,本研究构建了以工业机器人技术推动隐含碳排放效率提升的分析框架,并进一步考虑行业能源利用状况、数字化转型水平及市场结构对该关系的影响。具体论证及假设如下:

首先,工业机器人在降低单位产出能源消耗和碳排放方面发挥着关键作用。由于机器人具备高精度和高重复性的作业能力,可以有效减少人为操作失误和废品率,从而降低能源浪费。此外,工业机器人可以助力企业实现技术升级和数字化转型,通过智能化管理从而精准调控各环节能耗,进一步降低碳排放强度。随着数字化与机器人技术的融合,可以构建高效的智能系统,实现资源配置的最优配置。由此,本文提出假设:工业机器人与隐含碳排放效率之间存在正向关系。

### 四、研究设计

#### (一) 数据来源

本研究核心数据来源于国际机器人联合会(IFR)构建的世界机器人统计数据库。作为全球机器人产业最权威的监测机构,IFR通过年度普查机制采集全球头部机器人数据,形成

覆盖“国家-行业-年度”三维度的面板数据。其统计口径严格遵循 ISO 8373 国际标准，完整涵盖工业机器人的存量、新增安装量及技术参数指标，被学术界公认为机器人领域最具国际可比性的基准数据源。关于投入产出数据，基于中国国民经济核算体系的行业关联分析需求，本研究基于 2007-2020 年的投入产出表，具体包括 2007 年、2010 年、2012 年、2015 年、2017 年、2018 年、2020 年，进而构建了这 7 年的面板数据进行分析。数据标准化过程中，采用《国民经济行业分类（GB/T 4754-2017）》对 28 个细分行业进行跨期可比性调整，确保产业技术系数的时间序列一致性。使用的其他数据包括：国家统计局、《中国统计年鉴》、《中国投入产出表》、《中国能源统计年鉴》《中国科技统计年鉴》以及国泰安（CSMAR）与万得（Wind）数据库。

## （二）变量设定

### 1. 隐含碳排放效率投入产出变量

投入产出变量方面。本文选取资本存量、劳动力、能源消耗作为投入指标，各行业的增加值作为期望产出，CO<sub>2</sub> 的排放量作为非期望产出。通过参考张军、单豪杰以及钦晓双等学者使用永续盘存法计算资本存量，资本存量的计算包括基期资本存量、投资价格指数、当年投资数据以及折旧率四个部分<sup>[33-35]</sup>。本文选择用 2003 年的固定资本形成总额除以折旧率与 2002-2007 年固定资本形成总额的平均增长率之和，得到 2002 年的资本存量作为基期；投资价格指数选取统计局公布的固定资产投资价格指数，以 2002 年的数据为基期；投资数据选取固定资本形成总额；折旧率通过当年三类投资品的权重计算各自的折旧，得到当年的折旧率。劳动力在统计局总并没有公布各行业的数，本文用行业分城镇非私营单位就业人数与各行业 GDP 权重及总就业人口得到每一个行业的细分劳动人数。能源消耗量通过统计年鉴中的数据将其他能源消耗全部换算成煤的消耗来表示各行业的能源消耗量。通过选取各行业的增加值作为期望产出指标，并通过价格指数消除通货膨胀的影响，换算成 2002 年的不变价。非期望产出选择各行业的隐含 CO<sub>2</sub> 排放量。

外部环境变量方面。环境变量应与效率水平或无效率项具有显著的关联性，并且不能与生产要素或产出变量重合，否则会导致模型的多重共线性问题。这些环境变量包括技术进步、环境管制、禀赋结构、贸易规模、外商直接投资等。

### 2. 工业机器人渗透度对隐含碳排放效率影响的变量

被解释变量：隐含碳排放效率。基于全生命周期视角，通过超效率 SBM 模型测算得到的隐含碳排放效率值。

核心解释变量：工业机器人渗透度。机器人渗透度代表工业机器人的分布密度，即每万人拥有的工业机器人数量。借鉴 Acemoglu 等的方法，先将行业层面的工业机器人数据按照《国民经济行业分类（GB/T 4754-2017）》合并划分成口径一致的 28 个细分行业部门，再与各行业就业人数进行比较得到各行业的工业机器人渗透度<sup>[36]</sup>，具体公式如下：

$$erob_{it} = rob_{it} / L_{it} \quad (1)$$

$rob_{it}$  表示行业  $i$  在第  $t$  年的机器人存量， $L_{it}$  为对应行业就业人数。该指标直接反映机器人对劳动力的替代强度，值越大表明自动化水平越高。

控制变量：引入对外开放程度、行业结构、人口规模、经济发展程度、资本密集度、研发投入作为控制变量。其中，对外开放程度使用实际利用外商直接投资占各行业 GDP 的比值衡量；行业结构采用各行业产值占总产值的比重衡量；人口规模采用各行业就业人员数量衡

量；经济发展程度使用各行业 GDP 衡量；资本密集度采用资本存量占就业人数的比值衡量；研发投入使用各行业研究与发展支出经费衡量。相关变量的描述性统计结果如表 1 所示。

表 1 变量描述性统计结果

变量名	变量解释	均值	标准差	最小值	最大值
ice	隐含碳排放效率	0.589	0.255	0.044	1.882
robot	机器人渗透度	1.241	1.525	0	5.592
fdi	对外开放程度	0.012	0.009	0	0.032
is	行业结构	0.034	0.054	0.001	0.331
pop	人口规模	6.602	1.527	3.384	10.333
gdp	经济发展程度	17.953	1.225	14.369	21.48
cap	资本密集度	3.278	1.069	0.163	5.223
rd	研发投入	12.357	2.579	0	16.83

### (三) 模型建立

#### 1. 隐含碳排放的测算

投入产出法 (IOA) 是一种常用的经济计量工具, 是研究经济体系各个部分之间投入与产出的相互依存关系的数量分析方法。尤其在环境研究中, 它能够有效地追踪产品和服务的生产链, 估算二氧化碳等污染物的排放。因此, 我们可以用投入产出法来计算各行业所产生的直接和间接排放的 CO<sub>2</sub>, 从而得到所需要的隐含二氧化碳排放量。剔除了进口影响后的隐含碳排放系数为:

$$T = F(I - A^d)^{-1} \quad (1)$$

#### 2. 隐含碳排放效率值的测算

为了更全面地评估各行业的隐含碳排放效率, 本文采用包含非期望产出的 SBM 模型计算各行业的隐含碳排放效率, 可以全面的考虑到松弛变量和非期望产出。在传统的 DEA 模型中, 所有效率值等于 1 的决策单元都会被视为是有效的, 但这些有效决策单元之间可能仍然存在差异。超效率 SBM 模型能够对这些效率值为 1 的决策单元进行比较, 计算出超过 1 的效率值, 帮助更细致地评估各个决策单元的相对效率水平。本文参考张玲富文中的公式, 使用带有非期望产出的超效率 SBM 模型评估各行业的碳排放效率值<sup>错误!未找到引用源。</sup>。

设总共有  $n$  个决策单元, 每个决策单元有  $m$  个投入,  $s_1$  个期望产出和  $s_2$  个非期望产出。X 表示投入向量, Y 表示期望产出向量, Z 表示非期望产出向量, 且  $x, y, z > 0$ 。则非期望产出的超效率 SBM 模型为:

其中,  $s_r^-$  是投入的松弛变量, 表示实际投入与最优投入的差异;  $s_r^+, s_k^-$  分别是期望产出和非期望产出的松弛变量, 表示实际产出与目标产出的差异。通过该模型, 可以计算得到包含非期望产出的初始隐含碳排放效率值。

$$\rho = \min_{\lambda, s^-, s^+} \frac{1 + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{s_i^-}{x_{io}^t}}{1 - \frac{1}{s_1 + s_2} \left( \sum_{r=1}^{s_1} \frac{s_r^+}{y_{ro}^t} + \sum_{k=1}^{s_2} \frac{s_k^-}{z_{ko}^t} \right)}$$

$$s.t. \begin{cases} x_{io} \geq \sum_{t=1}^T \sum_{j=1, j \neq 0}^n \lambda_j^t x_{ij}^t - s_i^-, \forall i \\ y_{ro}^t \leq \sum_{t=1}^T \sum_{j=1, j \neq 0}^n \lambda_j^t y_{rj}^t + s_r^+, \forall r \\ z_{ko}^t \geq \sum_{t=1}^T \sum_{j=1, j \neq 0}^n \lambda_j^t z_{kj}^t - s_k^-, \forall k \\ 1 - \frac{1}{s_1 + s_2} \left( \sum_{k=1}^{s_1} \frac{s_k^y}{y_{ko}} + \sum_{l=1}^{s_2} \frac{s_l^z}{z_{lo}} \right) > 0 \\ s_i^- \geq 0, s_r^+ \geq 0, s_k^- \geq 0, \lambda_j^t \geq 0, \forall i, r, k, j \end{cases} \quad (2)$$

### 3. 双向固定效应回归模型

为检验工业机器人影响隐含碳排放效率的机制,构建如下模型检验工业机器人渗透度变化对隐含碳排放效率的影响:

$$ice_{it} = \alpha + \beta Inerob_{it} + \lambda_i X_{it} + \rho_i + \theta_t + \varepsilon_{it} \quad (3)$$

式中  $X_{it}$  表示一系列控制变量,  $\rho_i$  表示行业固定效应,  $\theta_t$  表示时间固定效应,  $\varepsilon_{it}$  表示随机误差。

为了避免截面相关、异方差和序列相关对模型回归带来的影响,在这基础上,使用Hoechle提出的Driscoll-Kraay标准误的固定效应模型回归方法来进行计量回归<sup>[38]</sup>。

## 五、实证研究

### (一) 隐含碳排放效率的测算

在探讨工业机器人技术对隐含碳排放效率的影响之前,我们先来审视一下中国各行业关于隐含碳排放效率的表现。通过构建三阶段DEA模型,2007-2020年中国28个行业的隐含碳排放效率测算结果如表2所示,其整体均值为0.589,表明样本期内各行业隐含碳效率存在显著改进空间。在时间维度上呈现“波动上升”特征:2007-2015年年均增速为-0.4%,呈现波动;而2015-2020年效率增速为3.4%,显著提升,2015年后效率提升与高强度环境规制和市场化减排工具(碳市场)密切相关,这段时间正好处于“十三五”规划期间。

#### 1. 各行业隐含碳排放效率水平分析

为了识别不同行业在隐含碳排放效率上的异质性,从而更精准地分析其成因,并为差异化的政策制定提供科学依据,可以根据效率均值进行聚类分析。

根据效率均值聚类分析,将行业划分为三类:

①高效组:石油和天然气开采业、批发零售及餐饮业等5个行业,其共性为:

技术密集型特征显著,能源消费结构清洁化。这些行业通过引入先进的技术手段(如数字化管理、绿色生产技术)有效提升了能源利用效率,减少了不必要的能源消耗与碳排放。

②中效组:涵盖金属冶炼及压延加工业、电力热力生产供应业等16个行业,其效率损失主

要源于：资本锁定效应，中间投入碳含量偏高。这些行业的隐含碳排放效率值位于中等水平，可能是由于煤炭开采、金属冶炼、电力生产等行业通常需要大量能源支持其生产过程，导致碳排放相对较高；部分行业内企业分散，不同企业在技术创新和设备更新方面存在差异，影响了能源利用效率和碳排放水平。

③低效组：以燃气生产和供应业、水的生产和供应业为代表，效率过低成因包括：自然垄断属性导致技术革新激励不足，管网输配损耗推高了单位碳排放强度。这些行业往往具有高能耗和大量原材料消耗的特点，特别是化学工业、木材加工及家具制造业、非金属矿和其他矿采选业。虽然部分企业已经在提高能源效率方面采取了措施，但整体产业结构的升级进程较慢，仍依赖于传统的高碳排放生产方式。

根据上文的说明，将各产业部门的投入产出变量数据带入非期望产出的超效率 SBM 模型中，得到隐含碳排放效率值。将整体部分数据提出，2002—2020 年间我国产业部门隐含碳排放效率呈现先降后升的波动规律：从 2002 年 0.637 降至 2015 年 0.484，后回升至 2020 年 0.632，整体呈 U 型演变特征。总体来看，样本期内整体效率均值为 0.56，意味着在现有技术水平下，我国产业部门仍存在 44% 的碳排放效率提升空间，绿色转型任务依然艰巨。但效率值的后期回升趋势也表明，随着环保政策持续加码、技术进步不断积累和外资技术溢出效应显现，产业整体碳排放效率正逐步步入改善通道。

## 2. 各行业隐含碳排放效率差距演变

在完成聚类分析并深入探讨个别行业特征后，为了进一步验证行业间隐含碳排放效率的差距演变情况，可以计算变异系数（CV）。变异系数可以衡量行业间效率水平的离散程度，即不同行业在碳排放效率上的差距是否随着时间推移而扩大或缩小。这一分析有助于回答两个关键问题：第一，行业间碳排放效率是否呈现收敛趋势，即高碳行业是否正在追赶低碳行业；第二，政策和技术进步是否在不同类型行业间产生了均衡化效应。通过计算变异系数，我们能够量化行业差距的动态变化，为后续分析碳减排政策的行业适应性和技术扩散效应提供数据支撑。

变异系数的计算公式为：

$$CV_t = \sqrt{1/(N-1) \times \sum_{i=1}^N (ICE_{it} - \overline{ICE}_t)^2 / \overline{ICE}_t} \quad (4)$$

通过计算 2007 至 2020 年各行业隐含碳排放效率的变异系数（CV），我们可以追踪不同行业之间效率差距的动态变化。计算后的结果如表 3 所示，2007 至 2020 年各行业隐含碳排放效率变异系数的变化揭示了政策与技术的演进对行业效率差异的影响：

表 2 中国各产品部门隐含碳排放效率变异系数

变异系数	2007 年	2010 年	2012 年	2015 年	2017 年	2018 年	2020 年
CV	0.398	0.402	0.374	0.594	0.369	0.393	0.422

2007—2012 年期间，CV 值稳定在 0.374—0.402 之间，表明各部门效率较为均衡。这一阶段，“十一五”规划及《大气污染防治行动计划》的初步实施奠定了节能减排基础，但政策执行力度和技术升级尚未显现出明显的差异化效果，各行业还处于探索阶段。到了 2015 年，CV 值骤增至 0.594，达到峰值，这主要与“大气十条”和《新环保法》的全面推行有关。这一时期，高耗能行业（如金属矿采选业）在技术升级和政策压力下实现了较快的效率提升，而部分传统行业（如纺织业、化工行业）由于技术更新滞后，其效率改进相对缓慢。此外，碳排放权交易试点的开展也为部分企业提供了经济激励，促使企业加速技术改造，从而使部门

间效率差距显著拉大。进入 2016 年后，“供给侧结构性改革”进一步推动了淘汰落后产能，高耗能行业的结构优化不断加速。同时，清洁能源（如风电、光伏）推广与智能制造技术的扩散，使得企业在绿色转型过程中获得了更多支持。加之“十二五”及“十三五”规划中对智能制造和绿色生产的重视，整体上促使各行业在能源利用和碳排放控制方面逐步缩小差距。2017 至 2020 年间，CV 值回落至 0.369 - 0.422，表明行业间隐含碳排放效率差距有所收窄。

综上所述，多项政策措施的相继实施，共同推动了行业技术升级和绿色转型，使得高耗能行业提升效率，而整体上又通过清洁能源与智能制造的推广实现了行业间效率差异的逐步缩小。这为我国低碳转型提供了坚实的政策依据和实践支撑。

## （二）工业机器人渗透度对隐含碳排放效率的影响

### 1. 基准回归分析

本研究旨在探讨工业机器人技术对隐含碳排放效率的影响。为此，我们采用双向固定效应模型，对 2007 至 2020 年各行业数据进行了实证检验，并在表 3 中展示了相关回归结果。

表 3 变量基准回归结果

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	ice	ice	ice	ice	ice	ice
robot	0.050*** (6.016)	0.054*** (5.952)	0.060*** (4.566)	0.058*** (4.135)	0.058*** (4.069)	0.056** (3.569)
fdi	18.009*** (9.930)	17.593*** (9.983)	18.213*** (8.189)	17.323*** (9.528)	17.301*** (9.555)	17.571*** (13.663)
is		6.567*** (13.874)	8.065*** (10.989)	6.560*** (6.020)	6.545*** (5.877)	6.522*** (5.612)
pop			-0.226** (-2.846)	-0.304*** (-3.934)	-0.303*** (-3.874)	-0.293** (-3.684)
gdp				0.158** (2.990)	0.157** (3.078)	0.156** (3.017)
rd					0.001 (0.277)	0.002 (0.417)
cap						0.017 (0.259)
_cons	0.153*** (3.776)	-0.063 (-1.283)	1.347** (2.781)	-0.838 (-0.864)	-0.840 (-0.857)	-0.947 (-0.897)
时间效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
个体效应	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes	Yes
N	196	196	196	196	196	196
R2	0.252	0.360	0.407	0.426	0.427	0.427

\*\*\*p<0.01", \*\*p<0.05", \*p<0.10; 标准误为 Driscoll-Kraay 稳健标准误

根据表 3 中的实证结果，工业机器人渗透度的回归系数平均为 0.056，不断加入控制变量，均在 1%或 5%的显著性水平上显著。这表明，当工业机器人渗透度每提升 1%时，隐含碳排放

效率水平平均提高 5.6%。这一发现初步验证了我们的研究假设，即工业机器人技术的应用能够有效提升隐含碳排放效率。由此可见，机器人技术不仅有助于改进生产工序和提升资源利用率，同时也通过减少生产过程中的浪费，降低了碳排放强度，进一步推动了企业和行业绿色转型。

## 六、研究结论及政策建议

在全球低碳转型与绿色发展的背景下，工业机器人作为智能制造的核心技术，其应用对隐含碳排放效率的影响已成为实现“双碳”目标的关键。本文基于中国 28 个行业的面板数据，通过构建三阶段 DEA 模型和双向固定效应回归模型，深入探讨了工业机器人技术对隐含碳排放效率的影响及其在不同行业特征下的表现。本文的研究结论如下并根据理论分析和实证结果提出针对性政策建议：

### （一）研究结论

第一，中国各行业隐含碳排放效率整体呈“U 型”演变特征，行业间差距先扩大后缩小。样本期内，各行业隐含碳排放效率均值为 0.56，意味着在现有技术水平下仍存在 44% 的提升空间。从时间趋势看，2002—2015 年效率值由 0.637 下降至 0.484，随后回升至 2020 年的 0.632，呈现出明显的“先降后升”特征。从行业差距看，变异系数在 2015 年达到峰值 0.594 后逐步回落至 0.422，表明高强度环境规制与供给侧结构性改革的协同发力，有效推动了高耗能行业的技术追赶，缩小了行业间的碳排放效率差距。

第二，工业机器人渗透度的提升对隐含碳排放效率具有显著的正向影响。基准回归结果显示，在逐步加入控制变量并控制行业与时间固定效应后，工业机器人渗透度的回归系数稳定在 0.056 左右，且在 1% 或 5% 水平上显著。这表明，工业机器人渗透度每提高 1%，隐含碳排放效率平均提升 5.6%。工业机器人通过高精度作业减少生产损耗、智能化管理优化能源配置，有效降低了单位产出的碳排放强度，验证了机器人技术在推动绿色转型中的积极作用。

第三，政策和技术的协同发力是推动行业间碳排放效率收敛的关键。在“大气十条”、《新环保法》实施以及碳排放权交易试点推进的背景下，高耗能行业在政策倒逼下加速技术升级，实现了效率的快速提升。与此同时，清洁能源推广与智能制造技术的扩散，使得效率改进效应逐步向传统行业传导，推动行业间差距逐步收窄，为整体经济的绿色转型奠定了坚实基础。

### （二）政策建议

第一，针对行业效率“U 型”演变与差距先扩后缩的特征，实施差异化的碳减排路径与动态跟踪机制。鉴于各行业碳排放效率水平不一、提升空间各异，政府应摒弃“一刀切”的减排政策，转而采取分类指导、分步推进的策略。对于效率长期偏低的高耗能行业，应加大技术扶持力度，通过设立专项改造基金、提供低息贷款等方式，帮助其突破自然垄断带来的技术锁定效应；对于效率提升较快的行业，则应鼓励其发挥示范引领作用，通过技术输出和经验分享，带动上下游产业链的协同降碳。同时，建议建立行业碳排放效率动态监测与评估体系，定期发布各行业效率榜单，形成“以评促改、以改促升”的良性循环。

第二，充分发挥工业机器人在提升碳排放效率中的积极作用，加大对机器人技术应用的推广与支持力度。研究证实，工业机器人渗透度的提升能够显著改善隐含碳排放效率。为此，政府应将工业机器人推广纳入绿色制造工程的核心内容，重点支持中小企业和传统劳动密集

型行业的智能化改造。具体措施包括：设立“绿色智能制造专项基金”，对采购工业机器人并实现显著减排效果的企业给予税收减免或补贴；推动机器人企业与用能单位对接，开展“机器人+能效提升”试点示范项目；建立健全工业机器人碳减排效果评估认证制度，将机器人应用成效纳入企业 ESG 评价体系，探索建立“机器人减排指数”，引导资本向绿色智能领域流动。

第三，强化政策与技术的协同效应，推动行业间碳排放效率的持续收敛。研究显示，高强度环境规制与供给侧结构性改革的协同发力，是推动行业间效率差距收窄的关键力量。未来应进一步深化这一协同机制：一是持续推进碳排放权交易市场建设，扩大覆盖行业范围，完善配额分配与收益反哺机制，鼓励高耗能行业通过技术改造获取减排收益；二是将智能制造政策与环境规制政策有机结合，在环保标准升级的同时，配套提供智能化改造的技术指导和资金支持，降低企业绿色转型的成本压力；三是建立跨行业技术转移与经验共享平台，鼓励效率领先企业向落后行业输出智能改造方案，并对技术输出方给予碳配额收益分成或税收优惠，形成“先进行业带动、后发行业追赶”的良性发展格局，推动整体经济向绿色、低碳、可持续方向迈进。

## 参考文献

- [1] 刘波.国际碳平等的内涵、测度和事实——基于 1850—2022 年数据的历史分析[J/OL].消费经济,1-14[2024-08-13].
- [2] 胡剑波,闫烁,韩君.中国产业部门隐含碳排放效率研究——基于三阶段DEA模型与非竞争型I-O模型的实证分析[J].统计研究,2021,38(06):30-43.
- [3] 刘宇,吕郢康,周梅芳.投入产出法测算CO<sub>2</sub>排放量及其影响因素分析[J].中国人口·资源与环境,2015,25(09):21-28.
- [4] 蒋雪梅,邢可馨.京津冀地区间贸易隐含碳排放转移研究[J].地域研究与开发,2019,38(06):126-130+135.
- [5] 欧阳小迅,戴育琴,瞿艳平.中国农产品出口贸易隐含碳排放变动特征及驱动因素分解[J].财经论丛,2016,(05):3-10.
- [6] Lu C ,Du Q .The heterogeneous effects of transportation infrastructure on trade-embodied CO<sub>2</sub> transfer: A multi-scale perspective[J].Energy,2024,302131785-.
- [7] Livne A ,Pearlmutter D ,Gal E , et al.Increased CO<sub>2</sub> fixation and reduced embodied energy of mycelium bio-composite materials grown on a mixed substrate over diurnal temperature cycles[J].Construction and Building Materials,2024,421135566-.
- [8] 杨红亮,史丹.能效研究方法和中国各地区能源效率的比较[J].经济理论与经济管理,2008,(03):12-20.
- [9] Charnes A , Cooper W W , Rhodes E .Measuring the efficiency of decision making units[J].European Journal of Operational Research, 1978, 2(6):429-444.
- [10] 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.
- [11] Tone K .A slacks-based measure of efficiency in data envelopment analysis[J].European Journal of Operational Research, 2001, 130(3):498-509.

- [12] Huihui W ,Xiaoyong G ,Tingting X , et al.Spatial-temporal evolution mechanism and efficiency evaluation of drought resilience system in China[J].Journal of Cleaner Production,2023,428
- [13] Mohd J ,Abid H ,Pratap R S , et al.Substantial capabilities of robotics in enhancing industry 4.0 implementation[J].Cognitive Robotics,2021,158-75.
- [14] 胡晟明,王林辉,朱利莹.工业机器人应用存在人力资本提升效应吗? [J].财经研究,2021,47(06):61-75+91.
- [15] 王永钦,董雯.机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J].经济研究,2020,55(10):159-175.
- [16] 杜善重,李卓,马连福.机器人应用如何影响企业技术创新——来自中国制造业上市公司的经验证据[J].系统工程理论与实践,2024,44(02):485-502.
- [17] Liu J ,Chang H ,Forrest Y J , et al.Influence of artificial intelligence on technological innovation: Evidence from the panel data of china's manufacturing sectors[J].Technological Forecasting & Social Change,2020,158
- [18] 冯玲,袁帆,刘小逸.机器人与企业创新——来自中国制造业企业的证据[J].经济学(季刊),2023,23(04):1264-1282.
- [19] 张佩文,陈于.人工智能对制造业贸易的影响研究——以长三角地区为例[J].商业经济,2024,(11):106-109.
- [20] En-Ze W ,Chien-Chiang L ,Yaya L .Assessing the impact of industrial robots on manufacturing energy intensity in 38 countries[J].Energy Economics,2022,105
- [21] 毛日昇.工业机器人应用与就业再配置[J].管理世界,2024,40(09):98-122.
- [22] 刘金东,徐文君,王佳慧.人工智能对青年就业的影响研究——来自OECD国家工业机器人使用的证据[J].中国人口科学,2024,38(03):3-17.
- [23] Acemoglu D ,Restrepo P .Automation and New Tasks: How Technology Displaces and Reinstates Labor[J].Journal of Economic Perspectives,2019,33(2):3-30.
- [24] Acemoglu D ,Lelarge C ,Restrepo P .Competing with Robots: Firm-Level Evidence from France[J].AEA Papers and Proceedings,2020,110383-388.
- [25] 任晓聪,李政道.工业机器人能否促进制造企业污染减排——基于我国制造业上市企业的实证分析[J].经济体制改革,2024,(04):108-115.
- [26] 郭金花,常帅文,郭檬楠.工业机器人应用对企业减污降碳的影响机制与关联溢出效应研究[J].现代财经(天津财经大学学报),2024,44(07):3-22.
- [27] 朱冠平,王琨.人工智能应用与制造业企业绿色创新[J].工业技术经济,2024,43(09):73-81.
- [28] Long G ,Duan D ,Wang H , et al.The impact of industrial robots on low-carbon green performance: Evidence from the belt and road initiative countries[J].Technology in Society,2024,79102712-102712.
- [29] 仲崇阳,张雨朦,马新啸.智能制造对中国城市低碳发展的赋能效应——基于工业机器人应用视角[J].资源科学,2024,46(04):728-743.
- [30] 张偲,刘博敏.绿色金融对制造业高质量发展的影响研究——基于工业机器人应用的中介效应[J/OL].经营与管理,1-14[2025-03-10].
- [31] Han Z W ,Zhang M Y .Carbon reduction effect of industrial robots: Breaking the impasse for carbon emissions and development[J].Innovation and Green Development,2024,3(3):100158-100158.
- [32] 杨春蕾,佟继英.工业智能化与全球碳减排[J].经济经纬,2024,41(01):110-119.

- [33] 张军,吴桂英,张吉鹏.中国省际物质资本存量估算:1952—2000[J].经济研究, 2004(10):10.
- [34] 单豪杰.中国资本存量K的再估算:1952~2006年[J].数量经济技术经济研究, 2008, 25(10):15.
- [35] 钦晓双,孙成浩.中国工业行业资本存量测算[J].产业经济评论(山东大学),2014,13(02):54-72.
- [36] Acemoglu D ,Restrepo P .Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets[J].Journal of Political Economy,2020,128(6):2188-2244.
- [37] 张玲富,豆勇芳.沿海港口绿色效率测度与解析——基于三阶段超效率SBM模型的研究[J].商展经济,2024,(14):120-124.
- [38] Hoechle D .Robust Standard Errors for Panel Regressions with Cross-Sectional Dependence[J].Stata Journal Promoting Communications on Statistics & Stata, 2007, 7(3):281-3

## Industrial Robots Drive the Improvement of Embodied Carbon Emission Efficiency ——A Study Based on Industry Panel Data

Yin Xulong

(Hunan Normal University, Changsha, Hunan Province, 410006)

**Abstract:** Against the backdrop of the global low-carbon transformation and the deepening implementation of the "dual-carbon" goals, industrial robots, as the core carrier of intelligent manufacturing, have made their impact on carbon emission efficiency a focal point of attention for both academia and policymakers. Based on panel data from 28 industries in China spanning from 2007 to 2020, this study first employs the input-output method to measure the embodied carbon emissions of each industry. Subsequently, it constructs a super-efficiency SBM model incorporating undesirable outputs to assess embodied carbon emission efficiency. Finally, a two-way fixed effects model is utilized to empirically examine the impact of industrial robot penetration on embodied carbon emission efficiency and its underlying mechanisms. The research findings indicate that: First, during the sample period, the average embodied carbon emission efficiency across Chinese industries was 0.56, exhibiting an overall "U-shaped" evolutionary characteristic, with the efficiency gap between industries first widening and then narrowing. Second, an increase in industrial robot penetration significantly enhances embodied carbon emission efficiency; specifically, a 1% increase in robot penetration leads to an average improvement of 5.6% in embodied carbon emission efficiency. This study provides a new theoretical perspective for understanding the synergistic mechanism between intelligent manufacturing and the low-carbon economy, while also offering empirical support for governments to formulate differentiated emission reduction policies and for enterprises to optimize technology investment decisions.

**Keywords:** Industrial Robots; Embodied Carbon Emission Efficiency; Low-Carbon Transformation