基于主体建模方法的企业对碳交易市场的响应研究

王江珊[1]，宫曼莉[1,2]，汪自书[1]，魏泽洋[1]，刘毅[1*]

（1. 清华大学环境学院，北京 100084；2. 内蒙古财经大学资源与环境经济学院，内蒙古呼和浩特 010070）

【摘 要】推动工业企业低碳转型是我国在“双碳”目标下的迫切要求。碳市场政策是激励企业自主减排的主要手段，但激励型政策效果受制于异质性企业的技术采纳决策和碳排放调控行为，给政策的设计与实施带来挑战。本研究以716家钢铁企业及12项低碳技术作为案例，基于企业主体的建模方法（ABM），设计了5类碳配额情景和5类碳市场活跃度情景，刻画了碳交易市场政策影响下微观层面企业低碳技术采纳决策及宏观层面的碳减排效果。研究发现：①收紧碳配额和增强市场活跃度都能产生促进企业采纳低碳技术、加快低碳转型的效果，不同企业的技术采纳行为之间呈现出“技术采纳时间窗口”和时滞效应特征；②碳配额收紧和提高碳市场活跃度可促进企业碳排放强度均值下降5%～24%，碳配额收紧到低于平均减排强度时才有较为明显的促进减排的效果，市场活跃度在较高和较低范围均有明显影响；③提高碳市场活跃度对工业低碳转型的影响效果比收紧碳配额更为显著，前者使碳排放强度均值下降了19%，后者为10%。建议政府应通过加强交易平台建设、鼓励中介参与等方式，促进碳市场的活跃性。

【关键词】碳市场；基于主体的建模方法（ABM）；技术采纳；低碳转型

【中图分类号】X32；F301.24　　【文章编号】1674-6252（2024）05-0138-09

【文献标识码】A　　【DOI】10.16868/j.cnki.1674-6252.2024.05.138

引言

以高耗能重工业为代表的工业系统低碳转型是促进我国全社会绿色低碳转型的重要基础，经济、高效地实现工业系统低碳转型是实现我国“双碳”目标的关键[1]。企业在产量、技术改造、配额交易各方面的决策是低碳减排关键，以碳市场为主的激励型政策将发挥企业主体作用[2]。碳定价以实现碳排放成本内生化、激励企业主动减排的激励型政策被各国普遍采用，包括直接设定碳税和基于市场交易自发形成碳价。2024 年 1 月，国务院发布《碳排放权交易管理暂行条例》，为全国碳排放权交易市场运行管理提供明确法律依据。在碳排放权交易制度下，企业如何进行相应决策来响应碳市场，对于工业系统的低碳转型效率以及碳排放权交易政策效果评估至关重要[3]。

当前工业系统低碳技术尚处于发展阶段，企业对于不同低碳技术投资存在风险偏好，对于碳交易市场存在不确定性的认知，不同企业规模、所有制属性、盈利能力、建成年限及技术特征等因素均可能导致企业行为差异[4-6]。企业的异质性特征与行为决策将使得单一的、宏观的行业模拟难以准确刻画微观企业的行为决策对行业低碳转型路径带来的影响[7]，难以反映不同碳排放权交易政策设计通过对企业行为的激励作用对宏观减排路径的影响机制[8, 9]。

不同于传统经济模型中的同质化假设[10-12]，基于主体的建模方法（Agent-Based Modeling，ABM）可通过模拟微观主体的属性及行为，融入微观层面的异质性行为分析[13-16]，因而成为探讨包括低碳转型在内的社会经济转型微观决策过程的常用方法[13, 17-20]。在碳排放权交易制度的 ABM 建模研究中，Fang 等考虑企业行为策略中技术采纳和配额交易选项的交互作用，探究了两个地方性碳交易市场链接影响，发现了碳市场的链接与规模扩大可能导致企业更多选择配额交易而非采纳低碳技术，从而减缓了碳减排幅度[21]。Zhou 等

作者简介：王江珊（1998—），女，硕士研究生，研究方向为环境系统分析与基于主体建模，E-mail: wangjs19@mails.tsinghua.edu.cn。

*** 责任作者：**刘毅（1975—），男，博士，教授，博士生导师，研究方向为环境系统分析、复杂系统模拟与战略环境影响评价，E-mail: yi.liu@mail.tsinghua.edu.cn。

分析了天然气补贴、可再生能源补贴、碳税、污染税等多种政策情景下电力市场改革后的碳排放与污染物排放情况，强调了政策支持的重要意义与关键作用[22]。Yu 等认为碳排放交易与传统金融市场有显著区别，企业在微观层面上的三种选择（配额交易、产出调整和低碳技术采用）导致了宏观层面上的三元素互动（碳配额市场、生产市场和低碳技术扩散），进而考虑到企业三种减排选项的时间尺度、企业异质性和可选技术的复杂性，建立了涵盖欧洲 5 个工业部门的基于主体的模型[23]。Wei 等建立了虚拟决策和交易机制的 ABM 模型，分析了中国的 351 家火电企业的碳市场，探究了碳市场对企业技术创新和竞争力的影响[24]。Chen 等结合蒙特卡罗模拟和 ABM 模型，评估了企业的风险偏好和技术偏好对低碳政策下中国电力行业发展路径的影响[4]。Zhu 等利用 ABM 模型刻画了企业的异质性需求、成本、技术偏好与市场预期，设定了非单一经济最优化目标的行为模式，模拟了碳排放权交易市场中企业购买配额与采纳低碳技术的行为，解释了真实市场中偏离理性预期均衡的状态[25]。

尽管这些研究从企业异质性的角度评估了碳市场下企业的行为选择与宏观层面的低碳转型，但是少有研究从具体的低碳技术工艺选择入手，细化企业的低碳行为。同时，现有研究主要在既定碳市场设置下分析企业的不同行为，关于碳市场的不同设置对企业行为及减排效果的研究相对较少[26, 27]。而在我国，碳市场处于起步阶段，目前全国碳市场仅纳入了发电行业，一方面是碳配额较为富裕，需要探讨如何合理配置碳配额；另一方面碳配额交易的频次和数量都较低，使得企业富余碳配额难以顺利交易获利。因此有必要探讨政策需要在哪个维度上着重发力，从而更高效地促进企业减排[28]。

钢铁行业是国民经济的支柱，也是重点的碳排放行业[29]。钢铁行业分为长流程工艺和短流程工艺，后者用于回收废钢，而大多数碳排放来源于长流程工艺，尤其是其中的高炉炼铁环节[30]。本研究以钢铁行业作为中国工业低碳转型的典型案例，自底向上构建考虑企业异质性行为决策的 ABM，分析不同的碳配额、碳市场活跃度等碳市场情景对钢铁行业低碳转型的影响机制，为我国工业系统低碳转型提供技术参考与决策依据。

1 ABM 模型设定及情景构建

1.1 模型主体设定及数据来源

本研究构建了以企业为主体的 ABM 模型，其中每个主体代表钢铁企业，包括产量和碳排放强度等属性。本研究囊括了全国（不包括港澳台地区）范围内 716 家钢铁企业，数据来源于工信部国家规范钢铁企业和设施清单，以及清华大学碳中和研究院构建的全球设施尺度排放追踪平台（Global Infrastructure emissions Detector，GID）。

基于技术的成熟性、普及性与技术可操作性，本研究筛选了 12 个较为成熟的、在近期内可供企业采纳的低碳技术，作为模拟企业决策的技术库。每个钢铁企业都有一系列可供选择的低碳技术。每项技术具有包括投资成本、运营成本、碳减排潜力和使用寿命在内的几项参数，作为企业进行低碳改造决策时的行为选择。技术数据来源于国家发展改革委发布的《国家重点推广的低碳技术目录》，以及生态环境部环境规划院碳达峰碳中和研究中心建设的中国碳中和技术平台数据库（China Carbon Neutrality Technology Database，CNTD），技术库的详细内容如表 1 所示。

本研究还将在统一的技术库基础上刻画不同企业

表 1　钢铁行业低碳技术属性

编号	技术名称	投资成本 /（元 /t 钢）	运行成本 /（元 /t 钢）	碳排放削减量 /（kg CO_2/t 钢）	寿命 / 年
1	能源监测和管理系统	1.24	0.05	9.20	15
2	预防性维护技术	0.06	0.01	34.00	15
3	转炉气体及显热回收技术	19.63	0.79	4.60	15
4	转炉烟气干法除尘技术	22.75	0.91	18.00	15
5	通风机变频调速技术	1.95	0.08	0.58	15
6	全密闭矿热炉高温烟气干法净化回收利用技术	760.00	30.40	280.00	15
7	基于炉腹煤气量指数优化的智能化大型高炉技术	437.50	17.50	111.00	20
8	旋切式高风温顶燃热风炉技术	43.08	1.72	28.00	15
9	高炉冲渣水直接换热回收余热技术	16.25	0.65	23.00	15
10	高炉喷吹焦炉煤气技术	37.70	1.51	39.00	20
11	高炉炉顶煤气干式余压发电技术	18.85	0.75	29.00	20
12	高炉顶压高精度稳定性控制技术	1.95	0.08	0.99	20

的异质性。考虑到不同企业的自身技术水平和生产状况不同，不同企业采纳相同的低碳技术所能达到的效果也存在差异。由于减排的边际效益为递减效应，通常碳排放强度低的企业减排更难；由于规模经济效应，大规模、高产量的企业的技术改造成本一般也较低。但这种相关关系也具有一定的随机性。因此，本研究设定技术排放调整系数 $\theta_{j,\mathrm{Emi}}$ 和技术成本调整系数 $\theta_{j,\mathrm{Cost}}$，分别与企业自身的碳排放强度负相关、与产量正相关；同时也有服从正态分布的随机因子 δ 以体现随机性，该正态分布的标准差参考文献中的相关参数 [25] 设置为 10%，如式（1）、式（2）所示。

$$\theta_{j,\mathrm{Emi}} = \frac{I_j}{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} I_i} \times \delta \tag{1}$$

$$\theta_{j,\mathrm{Cost}} = \frac{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} \lg Q_i}{\lg Q_j} \times \delta \tag{2}$$

式中，j 代表不同企业；N 为企业总数；Q_i 为企业 i 的产量，t；Q_j 为企业 j 的产量，t；I_j 为企业 j 的碳排放强度，t CO_2/t 产量；δ 为服从均值为 1、标准差为 10% 的正态分布的随机性系数。

1.2 企业行为模式

本研究融合了包含知晓、匹配和决策三阶段的创新决策过程理论（Innovation Decision Process，IDP）[31] 和技术—组织—环境（Technology-Organization-Environment，TOE）[32,33] 框架，整合了微观层面企业的异质性、有限理性、不完全信息与企业互动特征。

其中，“知晓”阶段与“环境背景”对应，反映了企业受行业环境和其他企业的影响。根据熟人网络中平均路径较短的特点，本研究采纳小世界结构网络作为企业间互动的网络结构，每个节点代表一个企业，与其相连的其余节点代表了该企业的“邻居”。企业将首先与规模、排放等维度上相似的企业进行连接；再按照 0.5 的重连概率进行随机重连。大众传媒等外部传播途径，与已采纳该项技术企业口口相传的内部传播途径，共同决定了企业知晓某项技术的概率，如式（3）所示。

$$y_{i,j,t} = \min\left(p + q \times \frac{Y_{i,j,t}}{N_j}, 1\right) \tag{3}$$

式中，$y_{i,j,t}$ 为在年份 t 时对于企业 j 而言技术 i 的知晓概率；p 为技术传播的外部传播参数，默认值为 0.5；q 为技术传播的内部传播参数，默认值为 0.5；$Y_{i,j,t}$ 为在年份 t 时企业 j 的邻居企业中采纳技术 i 的企业个数；N_j 为企业 j 的邻居企业个数，默认值为 5。

“匹配”环节与“技术背景”相对应，指企业根据自身的工艺特征不同而与新技术之间的适配关系，对应了 1.1 节所描述的不同企业关于同一技术的减排成本与减排效益的异质性。“决策”环节与“组织背景”相对应，反映了每个企业的组织与管理特征对技术传播的影响，具体将在 1.3 节进行描述。

1.3 企业技术决策机制

本模型中，企业决策机制将以技术的盈利性为核心指标。虽然现实生活中企业可能会有企业形象、战略规划等额外考虑，尤其对于大规模、高产值的龙头企业而言。然而大部分企业的核心考虑因素仍在于经济维度，且碳市场政策主要通过碳定价以提供企业技术改造的经济激励。因此，为使得模型聚焦于研究的核心问题，根据 ABM 领域的常见范式 [3,20,27]，本研究进行了适当简化，假定企业仅根据技术的盈利性能进行决策。

具体来说，企业将根据净现值（Net Present Value，NPV）法考虑是否进行低碳技术投资的决策。企业将假设采纳某项技术后，在技术寿命期内每年将产生 $\pi_{i,j,t}$ 的净收益。考虑到资金的时间价值，将未来的收益进行贴现处理，计算净现值 NPV，若为正数，则企业应该采纳该项低碳技术，反之则不采纳。NPV 计算公式如式（4）所示。

$$\mathrm{NPV}_{i,j,t} = \left[\frac{(1+r_j)^{T_i} - 1}{r_j(1+r_j)^{T_i}}\right]\pi_{i,j,t} - C_{\mathrm{invest},i,j} \tag{4}$$

式中，i 代表不同技术；n 代表不同企业；t 代表不同时间；$\mathrm{NPV}_{i,j,t}$ 为年份 t 中对于企业 n 而言采纳技术 i 的净现值，元 /t 钢；$\pi_{i,j,t}$ 为年份 t 中对于企业 n 而言采纳技术 i 能够在未来技术寿命期内每个年份带来的净收益，元 /t 钢；r_n 为企业 j 的贴现率；T_i 为技术 i 的技术寿命期，年；$C_{\mathrm{invest},i}$ 为技术 i 的投资成本，元 /t 钢。

技术未来净收益 $\pi_{i,j,t}$ 主要与碳市场设置有关。考虑到企业对未来的不确定性与风险的认知，设置企业预期的碳价 $P_{t,j}$ 将在该年实际碳价 P_t 基础上乘以随机因子 φ。该随机因子服从正态分布，其标准差为每个企业的预期波动系数 σ_j。由于损失规避效应，亏损比起相同的收益带来的心理损失更大，因此每个企

业都将有损失规避系数 λ_j，放大亏损时的影响。企业将随机生成 100 个碳价取平均值计算净收益，如式（5）～式（8）所示。

$$P_{t,j} = P_t \times \varphi,\ \varphi \sim \text{Normal}(1, \sigma_j) \tag{5}$$

$$\pi'_{i,j,t,m} = P_{t,j} \times G_{i,j} - C_{\text{operate},i,j} \tag{6}$$

$$\pi_{i,j,t,m} = \begin{cases} \pi'_{i,j,t,m} & ,\ \pi'_{i,j,t,m} \geqslant 0 \\ -\lambda_j(-\pi'_{i,j,t,m}), & \pi'_{i,j,t,m} < 0 \end{cases} \tag{7}$$

$$\pi_{i,j,t} = \frac{1}{m}\sum_{m=1}^{100}\pi_{i,j,t,m} \tag{8}$$

式中，m 代表模型运行次数；$P_{j,t}$ 为年份 t 时企业 j 所预期的未来碳价，元 /tCO_2；P_t 为年份 t 时的碳价，元 /t CO_2；σ_j 为企业 j 的预期波动系数；$G_{i,j}$ 为对于企业 j 而言技术 i 能够削减的碳排放，tCO_2/t 产量；$C_{\text{operate},i,j}$ 为对于企业 j 而言技术 i 能够达到的运行成本，元 /t 产量；λ_j 为企业 j 的损失规避系数。

总结来看，企业具有贴现率 r_j、预期波动系数 σ_j 和损失规避系数 λ_j 三个决策参数，分别代表了企业的时间偏好、未来预期和保守程度。参数的取值结合相关文献 [7,34]，在一定范围内随机分布，具体如表 2 所示。

表 2　企业决策参数汇总

符号	名称	描述	取值
r_j	贴现率	未来收益贴现的系数	5%～20%
σ_j	预期波动系数	企业预期未来碳价波动的标准差	0～2
λ_j	损失规避系数	企业认知中损失比收益带来的心理损失倍数	1～4

1.4 碳交易情景设置

碳市场是我国推进低碳减排行动的主要激励型政策举措。考虑到钢铁行业未来很可能将被纳入包含火电行业等重点碳排放行业在内的全国碳市场，因此碳价将在全国性的各行各业的交易中生成，并不完全由钢铁行业本身决定。因此，本模型将碳价设置为外生的变量，根据ICF国际咨询公司发布的《2022年中国碳价调查报告》中对数百家工业企业、行业专家及管理机构的调查，假设碳价的未来变化趋势如式（9）所示。

$$P_t = 50 \times 1.15^{(t-2020)} \tag{9}$$

式中，P_t 为年份 t 时的碳价，元 /t CO_2。

然而深入来看，减少的碳排放是否能够完全转化为企业可获得的收益，取决于配额的分配情况以及市场交易的活跃度。我国碳配额主要采取基准强度法，每个企业自身的产能与政府设定的基准产能相乘即为企业能够获得的免费碳配额。若企业的实际碳排放强度超出基准碳排放强度，那么企业采纳低碳技术所能节约的碳排放便减少了企业需要购买的碳配额数量；若企业的实际碳排放强度低于或等于基准碳排放强度，那么企业的富余碳配额是否能够转化为收益取决于企业能够在碳市场上卖出多少碳配额，这与碳市场的活跃程度相关。

本研究定义市场活跃度系数 η，其实际含义为企业的富余碳配额可以卖出的比率；并设定不同的碳市场活跃度情景，将市场活跃度系数 η 的取值分别设定为 0、25%、50%、75% 和 100%，η 为 0 时表示只有超排的企业会有进行减排的经济激励，而满足标准的企业则不会进行减排；η 为 100% 时表示市场充分活跃。

统计数据显示，716 家钢铁企业中，大部分企业的碳排放强度分布在 1.0～2.0 tCO_2/t 钢。因此，考虑大多数企业的碳排放强度，对应从严格至宽松的碳配额基准强度设置，本研究将碳配额基准强度 E_0 的取值分别设定为 1.00 tCO_2/t 钢、1.25 tCO_2/t 钢、1.50 tCO_2/t 钢、1.75 tCO_2/t 钢和 2.00 tCO_2/t 钢。

根据上述设定，企业未来每年能获得的净收益的计算公式如式（10）所示，取代了式（6）中的计算方法。

$$\pi_{i,j,t} = \begin{cases} \eta \times P_{t,j} \times G_{i,j} - c_{\text{operate},i} & E_{n,t} \leqslant E_0 \\ P_{t,j} \times G_{i,j} - c_{\text{operate},i} & E_{n,t} > E_0 \end{cases} \tag{10}$$

式中，η 为市场活跃度系数，量纲一；P_t 为年份 t 时的碳价，元 /tCO_2；$G_{i,j}$ 为对于企业 j 而言技术 i 能够削减的碳排放量，tCO_2/t 钢；$c_{\text{operate},i}$ 为技术 i 的运行成本，元 /t 钢；$E_{j,t}$ 为企业 j 在年份 t 时的碳排放强度，tCO_2/t 钢；E_0 为基准碳排放强度，tCO_2/t 钢。

本研究设置不同的市场活跃度 η 和碳配额基准强度 E_0。情景设置的具体描述及参数设置如表 3 所示。

表 3　情景设置参数表

情景设置	情景描述	其他参数
碳配额基准	碳配额基准强度 E_0 分别设定为 1.00、1.25、1.50、1.75、2.00，单位为 tCO_2/t 钢	市场活跃度 η 设置为 50%
市场活跃度	市场活跃度 η 分别设定为 0、25%、50%、75%、100%	碳配额基准强度 E_0 设置为 1.5 tCO_2/t 钢

模型结构总结如图 1 所示。

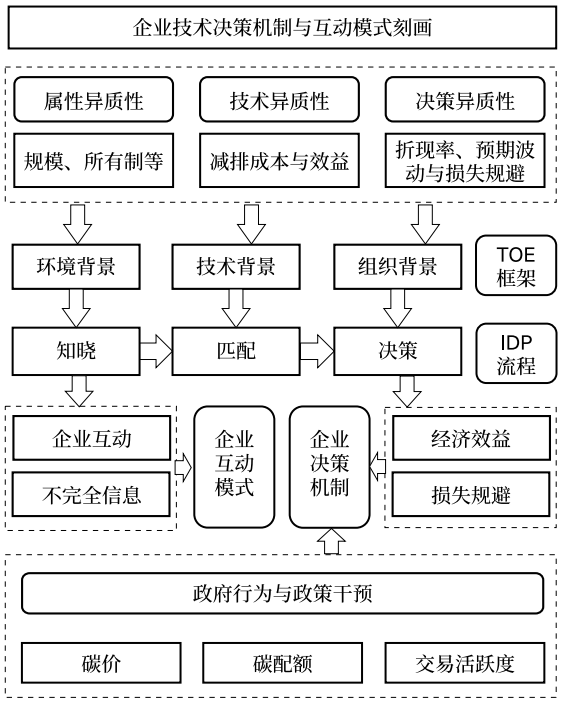

图 1　模型结构

2 模型结果与讨论

2.1 企业行为特征

总体来看，不同企业行为表现出一定的规律性。以成本不同的几项技术为例对技术普及率变化进行讨论，如图 2 所示，可见不同企业的技术选择行为呈现出统一“技术采纳时间窗口”，即到了一定时间后某项技术开始被企业逐渐采纳，但技术从开始被采纳到完全被采纳存在一定的迟滞时间，这反映了不同企业之间的异质性。在初期低成本的技术被快速采纳后，随着时间推移，伴随着技术成本下降与碳价上升带来的推进作用，每期企业进行技术改造的比例呈现上升趋势，如图 3 所示。

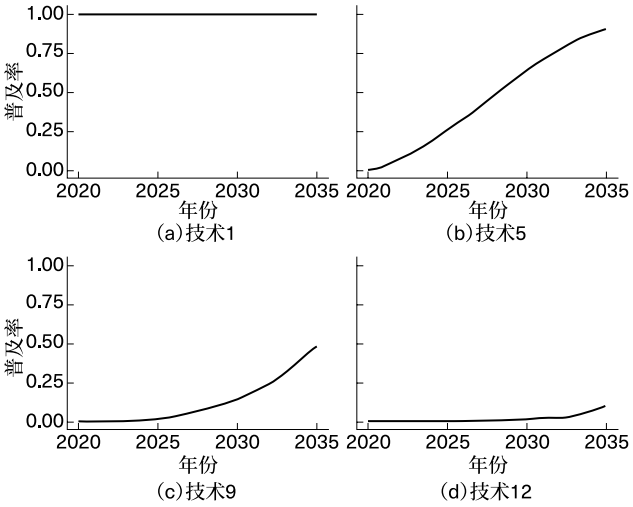

图 2　单个技术普及率变化

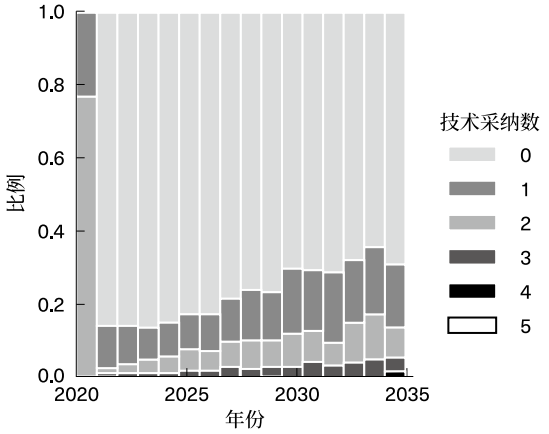

图 3　企业技术采纳行为比例变化

随着企业逐渐采纳更多的低碳技术，行业整体的碳排放强度也随时间逐渐下降，如图 4 所示。在早期，碳排放强度经过短暂的快速下降后，进入相对平缓的稳步下降阶段；在中后期，碳排放强度的下降速率迅速增加，这主要对应了减排成本较高但碳排放削减量也较高的技术的采纳。

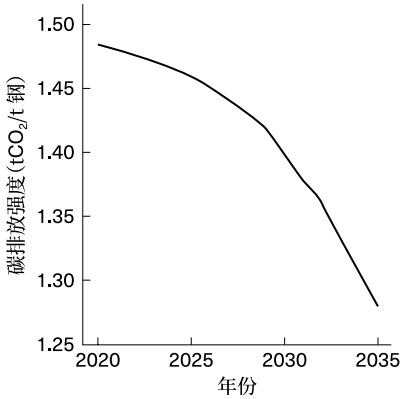

图 4　行业平均碳排放强度变化

2.2 不同碳配额的影响

从企业行为来看，碳配额的收紧将促进企业低碳改造的进程，使得技术采纳曲线整体上移，但这种差别基本上不会随着时间扩大。具体来看，碳配额收紧将会加快技术普及率达到 100% 的过程，如图 5 所示。

不同碳配额下行业平均碳排放强度变化如图 6 所示，虽然不同碳配额下企业的技术采纳曲线只是呈现平移的变化，但由于对应技术的碳排放削减潜

力不同，因此当碳配额基准强度收紧到 1.50 tCO_2/t 钢以下时，碳排放强度迅速降低的“拐点”将更快出现。

从 2035 年的碳排放分布来看，如图 7 及表 4 所示，碳排放强度的均值及标准差均呈下降趋势。具体来看，当碳配额基准强度在 1.50 tCO_2/t 钢以上时，碳配额的收紧只是让碳排放强度的分布更为集中。当碳配额进一步收紧时，碳排放强度分布将整体左移，碳排放强度的下降幅度从 12% 增加至 22%。

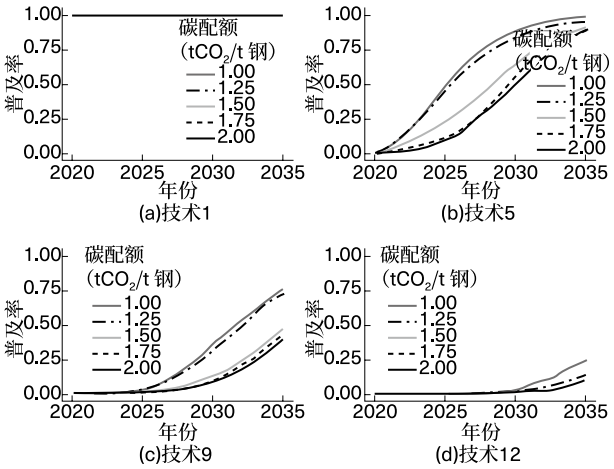

图 5　不同碳配额下技术普及率变化

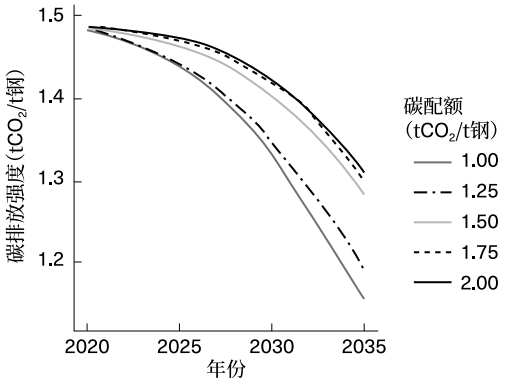

图 6　不同碳配额下行业平均碳排放强度变化

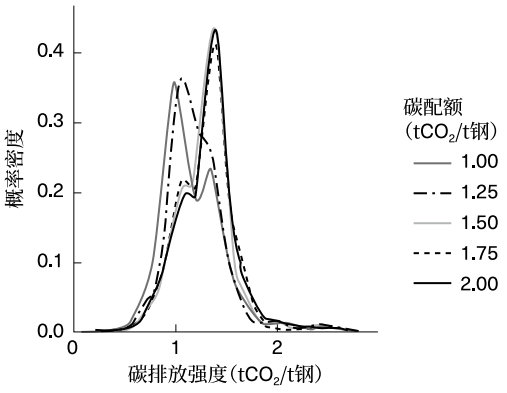

图 7　不同碳配额下企业最终碳排放强度分布

表 4　不同碳配额下企业最终碳排放强度

时期	碳配额基准强度 /（tCO_2/t 钢）	企业碳排放强度均值 /（tCO_2/t 钢）	下降幅度	企业碳排放强度标准差 /（tCO_2/t 钢）	下降幅度
2020	—	1.52	—	0.26	—
2035	1.00	1.15	22%	0.29	−10%
	1.25	1.19	20%	0.26	1%
	1.50	1.28	13%	0.25	4%
	1.75	1.29	13%	0.26	2%
	2.00	1.31	12%	0.26	1%

2.3 不同碳市场活跃度的影响

控制碳配额基准强度 1.50 tCO_2/t 钢不变，分析市场活跃度从 0 到 100% 的影响，可见市场活跃度的影响比碳配额基准强度的影响更为显著。不同市场活跃度下企业的技术采纳行为将呈发散趋势，差距随时间逐步扩大。尤其是当市场活跃度低于 50% 时，企业的低碳技术改造行动受到明显阻碍。分析不同技术的普及过程，如图 8 所示，可见市场活跃度较低时技术的普及过程将明显放缓，且当市场活跃度很低时，即便是成本较低的技术也将无法被所有企业采纳。

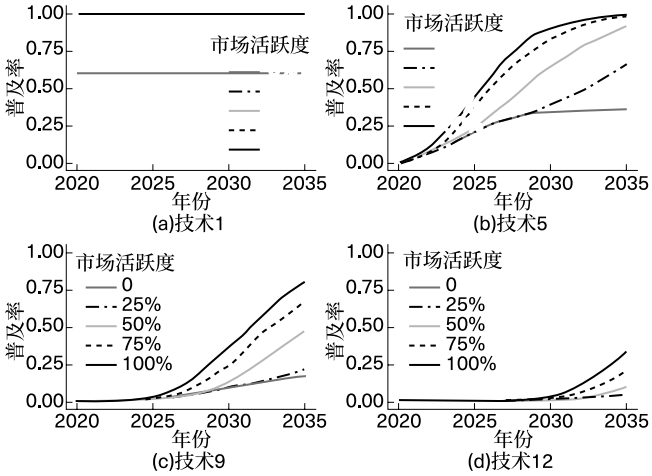

图 8　不同市场活跃度下技术普及率变化

不同市场活跃度下企业碳排放变化如图 9 所示，可见无论在较高还是较低的活跃度范围内，增加市场活跃度均能够明显地促进低碳减排的转型过程。图 10 展示了 2035 年时的碳排放分布，可见碳排放强度的均值将会变低，且分布将更为分散，其变化幅度与市场活跃度的大小成正比，随着市场活跃度增加，碳排放强度的均值相比初始状态的降幅从 5% 变化到 24%，

标准差由初始状态下降 29% 变为增加 18%。这表明市场活跃度增加促进了企业从出售碳配额中获益，因而极大地促进了低碳减排的进程，且由于企业会在碳定价范围内挖掘自己最大的减排潜力，因此市场活跃度越大时企业间异质性便越明显。

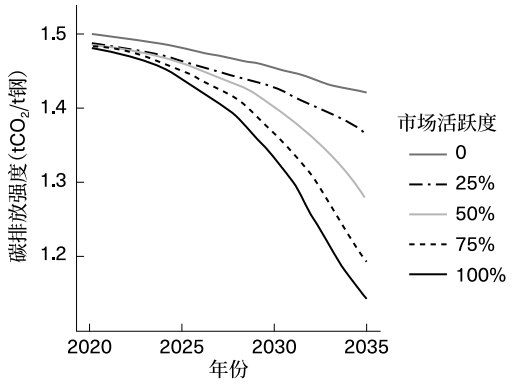

图 9　不同市场活跃度下企业碳排放强度变化

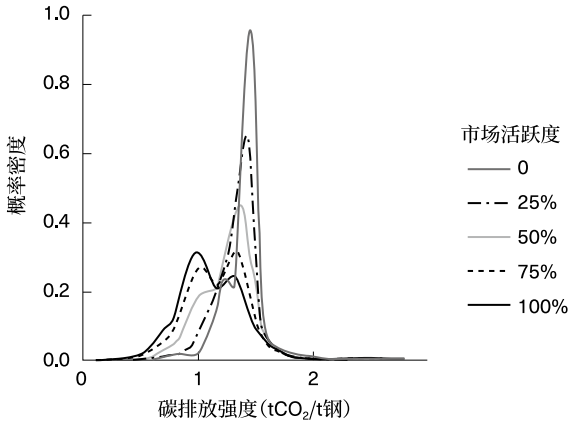

图 10　不同市场活跃度下企业最终碳排放强度分布

对比两类碳市场情景，如表 4 和表 5 所示，可以发现增加市场活跃度的效果比收紧碳配额更为显著。不同碳配额下企业碳排放强度均值的下降幅度由 12% 到 22% 不等，增加了 10%；但在不同市场活跃度下企业碳排放强度均值降幅的变化范围由 5% 到 24% 不等，增加了 19%。从经济层面来讲，收紧碳配额会让企业不得不购买更多的碳配额，增加企业的经济负担；而增强市场活跃度则可以让企业通过售卖富余碳配额而获益。因此，无论是从企业低碳减排的角度，还是从经济运行与企业经营的角度，提高碳市场的交易活跃度都是比收紧碳配额更好的选择。

表 5　不同市场活跃度下企业最终碳排放强度表

时期	市场活跃度	企业碳排放强度均值（tCO_2/t 钢）	下降幅度	企业碳排放强度标准差（tCO_2/t 钢）	下降幅度
2020	—	1.52	—	0.26	—
2035	0	1.42	5%	0.18	29%
	25%	1.36	9%	0.2	22%
	50%	1.28	15%	0.25	−1%
	75%	1.19	20%	0.28	−13%
	100%	1.14	24%	0.3	−18%

3 结论与建议

本研究围绕碳交易市场政策对工业系统低碳转型的影响，构建了自底向上的基于主体的 ABM 模型，以 716 家高碳排放的长流程工艺钢铁企业作为案例，基于真实的企业产能与碳排放数据和低碳技术参数，从微观角度考虑企业之间的异质性及个体企业的决策过程，采用净现值法模拟了碳交易市场下企业的技术改造决策及其带来的低碳减排的效果，并从微观到宏观分析了不同的碳配额分配的基准强度和不同的碳市场活跃度分别给企业的技术选择行为和行业的碳排放情况带来的影响。

由于低碳转型目前尚未广泛开展，钢铁行业也尚未纳入全国碳市场中，因而难以获得实证数据对模型进行验证。然而，一方面，过往的相关研究 [5,7,34] 已经证明了 ABM 中企业采纳低碳技术时此项决策机制与行为模式的有效性，因此模型在概念上得到了验证；另一方面，根据文献调研及对钢铁行业的实地访谈，模型模拟的结果中呈现出的技术采纳行为变化趋势、碳配额与市场交易的影响符合现实世界中的规律，因此使得模型得到了定性验证。

本研究主要结论如下：

（1）碳市场政策影响下，异质性企业的低碳转型行为表现出一定的规律性。尽管企业产量、碳排放、技术采纳的效果方面存在差异，但大部分企业都在一定的时间范围内选择采纳某项技术，呈现出“时间采纳窗口”特征；但企业异质性使得技术普及具有时间迟滞性。每期企业进行技术改造的比例呈现先上升后下降的趋势，中后期碳排放强度将迎来迅速下降的“拐点”。

（2）收紧碳配额和增强市场活跃度均能产生促进企业采纳低碳技术、加快低碳转型的效果。在碳交易市场的激励下，不同情景下企业碳排放强度均值下降了 5%～24%。碳配额收紧将会加快技术在企业间的普及的过程，并且低于平均减排强度的碳配额能够使得技术普及呈现先快后慢而非先慢后快的效果。不同

市场活跃度的影响更为明显，技术采纳曲线呈发散趋势，不同情景间的差距将随时间逐步扩大，技术的普及过程将明显放缓，且在市场活跃度低于 25% 时，即便是成本较低的技术也将无法被所有企业采纳。

（3）提高碳市场活跃度对工业低碳转型的促进效果比收紧碳配额更为显著。收紧碳配额将使得企业碳排放强度均值的下降幅度由 12% 增加到 22%，而提高市场活跃度时企业碳排放强度均值的降幅将由 5% 大幅增加到 24%，变化范围分别为 10% 和 19%。政府应该通过加强统一碳交易平台的建设、放开并鼓励中介机构参与碳市场交易等手段，增加碳市场的交易频次，增强市场活跃度，从而既使得企业能够在经济上获得收益式的激励，又能够更为有效地促进工业低碳转型过程。

参考文献

[1] WIMBADI R W, DJALANTE R. From decarbonization to low carbon development and transition: a systematic literature review of the conceptualization of moving toward net-zero carbon dioxide emission (1995-2019)[J]. Journal of cleaner production, 2020, 256: 120307.

[2] FORAMITTI J, SAVIN I, VAN DEN BERGH J C J M. Emission tax vs. permit trading under bounded rationality and dynamic markets[J]. Energy policy, 2021, 148: 112009.

[3] YU Z J, GENG Y, CALZADILLA A, et al. Combining mandatory coal power phaseout and emissions trading in China's power[J]. Energy economics, 2023, 122: 106694.

[4] CHEN H D, WANG C, CAI W J, et al. Simulating the impact of investment preference on low-carbon transition in power sector[J]. Applied energy, 2018, 217: 440-455.

[5] SHI Y Y, ZENG Y C, ENGO J, et al. Leveraging inter-firm influence in the diffusion of energy efficiency technologies: an agent-based model[J]. Applied energy, 2020, 263: 114641.

[6] NGUYEN N P, SHORTLE J S, REED P M, et al. Water quality trading with asymmetric information, uncertainty and transaction costs: a stochastic agent-based simulation[J]. Resource and energy economics, 2013, 35(1): 60-90.

[7] KRAAN O, KRAMER G J, NIKOLIC I, et al. Why fully liberalised electricity markets will fail to meet deep decarbonisation targets even with strong carbon pricing[J]. Energy policy, 2019, 131: 99-110.

[8] BARAZZA E, STRACHAN N. The impact of heterogeneous market players with bounded-rationality on the electricity sector low-carbon transition[J]. Energy policy, 2020, 138: 111274.

[9] LI F G N, STRACHAN N. Modelling energy transitions for climate targets under landscape and actor inertia[J]. Environmental innovation and societal transitions, 2017, 24: 106-129.

[10] GEELS F W, SCHWANEN T, SORRELL S, et al. Reducing energy demand through low carbon innovation: a sociotechnical transitions perspective and thirteen research debates[J]. Energy research & social science, 2018, 40: 23-35.

[11] FLEITER T, REHFELDT M, HERBST A, et al. A methodology for bottom-up modelling of energy transitions in the industry sector: The FORECAST model[J]. Energy strategy reviews, 2018, 22: 237-254.

[12] KÖHLER J, DE HAAN F, HOLTZ G, et al. Modelling sustainability transitions: an assessment of approaches and challenges[J]. Journal of artificial societies and social simulation, 2018, 21(1): 8.

[13] RAI V, HENRY A D. Agent-based modelling of consumer energy choices[J]. Nature climate change, 2016, 6(6): 556-562.

[14] LI F G N, TRUTNEVYTE E, STRACHAN N. A review of socio-technical energy transition (STET) models[J]. Technological forecasting and social change, 2015, 100: 290-305.

[15] FARMER J D, HEPBURN C, MEALY P, et al. A third wave in the economics of climate change[J]. Environmental and resource economics, 2015, 62(2): 329-357.

[16] SAVIN I, CREUTZIG F, FILATOVA T, et al. Agent‐based modeling to integrate elements from different disciplines for ambitious climate policy[J]. WIREs climate change, 2023, 14(2): e811.

[17] CASTRO J, DREWS S, EXADAKTYLOS F, et al. A review of agent-based modeling of climate-energy policy[J]. WIREs climate change, 2020, 11(4): e647.

[18] GONG M L, YUAN Q, LIU Y, et al. How local industries respond to the emission permit regulation: an agent-based modelling approach[J]. Resources, conservation and recycling, 2022, 182: 106280.

[19] 魏泽洋 , 刘毅 , 宫曼莉 , 等 . 基于主体的建模方法在环境学科中的研究进展 [J]. 中国环境管理 , 2020, 12(1): 130-138.

[20] KRAAN O, KRAMER G J, NIKOLIC I. Investment in the future electricity system - an agent-based modelling approach[J]. Energy, 2018, 151: 569-580.

[21] FANG C H, MA T J. Stylized agent-based modeling on linking emission trading systems and its implications for China's practice[J]. Energy economics, 2020, 92: 104916.

[22] ZHOU Y, SHI Z Y, WU L B. Green policy under the competitive electricity market: an agent-based model simulation in Shanghai[J]. Journal of environmental management, 2021, 299: 113501.

[23] YU S M, FAN Y, ZHU L, et al. Modeling the emission trading scheme from an agent-based perspective: system dynamics emerging from firms' coordination among abatement options[J]. European journal of operational research, 2020, 286(3): 1113-1128.

[24] WEI Y G, ZHU R Q, TAN L Y. Emission trading scheme, technological innovation, and competitiveness: evidence from China's thermal power enterprises[J]. Journal of

environmental management, 2022, 320: 115874.
[25] ZHU L, CHEN L J, YU X Y, et al. Buying green or producing green? Heterogeneous emitters' strategic choices under a phased emission-trading scheme[J]. Resources, conservation and recycling, 2018, 136: 223-237.
[26] SAFARZYŃSKA K, VAN DEN BERGH J C J M. ABM-IAM: optimal climate policy under bounded rationality and multiple inequalities[J]. Environmental research letters, 2022, 17(9): 094022.
[27] WEI Y G, LIANG X, XU L, et al. Trading, storage, or penalty? Uncovering firms' decision-making behavior in the Shanghai emissions trading scheme: Insights from agent-based modeling[J]. Energy economics, 2023, 117: 106463.
[28] 张敏思 , 张昕 , 苏畅 . 试点碳市场配额有偿分配经验及对全国碳市场的借鉴意义分析 [J]. 中国环境管理 , 2023, 15(1): 48-54.
[29] RISSMAN J, BATAILLE C, MASANET E, et al. Technologies and policies to decarbonize global industry: review and assessment of mitigation drivers through 2070[J]. Applied energy, 2020, 266: 114848.
[30] 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.
[31] ROGERS E M, SINGHAL A, QUINLAN M M. Diffusion of innovations[M]//An Integrated Approach to Communication Theory and Research. London: Routledge, 2014: 432-448.
[32] OLIVEIRA T, MARTINS M F, LISBOA U N D. Literature review of information technology adoption models at firm level[J]. Review of economics studies, 2011, 14(1): 110-121.
[33] UTTERBACK J M. The process of technological innovation within the firm[J]. Academy of management journal, 1971, 14(1): 75-88.
[34] HÄCKEL B, PFOSSER S, TRÄNKLER T. Explaining the energy efficiency gap - expected utility theory versus cumulative prospect theory[J]. Energy policy, 2017, 111: 414-426.

The Study of Enterprise Response to Carbon Trading Market Based on Agent-Based Modeling

WANG Jiangshan[1], GONG Manli[1,2], WANG Zishu[1], WEI Zeyang[1], LIU Yi[1*]
(1. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 2. School of Resources and Environmental Economics, Inner Mongolia University of Finance and Economics, Hohhot 010070, China)

Abstract: Promoting the low-carbon transformation of industrial enterprises is an urgent requirement for China under the "dual carbon" targets. Carbon market policies serve as the main means to incentivize enterprises for autonomous emission reduction. However, the effectiveness of incentive policies is constrained by the technology adoption decisions and carbon emission adjustment behaviors of heterogeneous enterprises, posing challenges to policy design and implementation. This study takes 716 steel enterprises and 12 low-carbon technologies as cases, and based on Agent-Based Modeling method (ABM), designs five different scenarios of carbon quotas and five different scenarios of carbon market activity levels. It depicts the micro-level enterprise decisions on low-carbon technology adoption and the macro-level carbon emission reduction effects under the influence of carbon trading market policies. The study finds that: ① Tightening carbon quotas and enhancing market activity can both promote enterprise adoption of low-carbon technologies and accelerate low-carbon transformation. Different enterprises exhibit characteristics of "technology adoption time windows" and time lag effects in their technology adoption behaviors. ② Tightening carbon quotas and increasing carbon market activity can promote a decrease in the average carbon emission intensity of enterprises by 5% to 24%. Significant promotion of emission reduction occurs only when carbon quotas are tightened to below the average emission intensity. Market activity has a significant impact in both high and low ranges. ③ Increasing carbon market activity has a more significant effect on industrial low-carbon transformation compared to tightening carbon quotas. The former results in a 19% decrease in carbon emission intensity, while the latter leads to a 10% decrease. It is suggested that the government should promote market activity by strengthening the construction of trading platforms and encouraging intermediary participation.
Keywords: carbon market; Agent-Based Modeling (ABM); technology adoption; low-carbon transformation