

人工智能背景下地域碳达峰状态研究

——基于差异化政策环境的比较分析

张彩云 沈美娜 胡怀国

[摘要]本文设定三类与碳排放紧密关联的政策环境，构建包含机器人的扩展的STIRPAT模型，模拟差异化政策环境和机器人应用对地域碳达峰状态的影响。研究发现：宽松政策环境下，多数省域难以实现碳达峰；稳健政策环境下，机器人应用可推动部分省域达到良好的碳达峰状态；严格政策环境下，大部分省域虽能提前实现碳达峰，但须经历一定经济损失后，才能更快实现经济与环境“双赢”，比之稳健政策环境，机器人的作用相对较小；各地适宜的政策环境和机器人的作用因减排增效能力而异；机器人优势的发挥与其促进技术创新、优化资源配置、加速劳动力结构升级有关。各地应营造适宜的政策环境，并充分优化机器人配置，在实现碳达峰的同时保证经济与环境“双赢”。

[关键词]碳达峰；差异化政策环境；机器人应用；扩展的STIRPAT模型；Tapio脱钩指标

一、引言

顺利实现“双碳”目标不仅是中国担当大国责任、推动构建人类命运共同体的迫切需要，更是为全球各国携手应对气候变化风险的实践贡献了中国方案。我国正值碳达峰的关键时期，碳减排是实现经济与环境“双赢”这一低碳经济发展宗旨的关键途径与核心体现。^①为此，我国不仅明确提出碳减排的阶段性目标，还致力于构建低碳政策体系以加快降碳进程、兑现“双碳”承诺。例如，《2030年前碳达峰行动方案》将2030年的碳减排目标确定为比2005年下降65%以上，《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和2035年远景目标纲要》将“十四五”时期的碳减排任务以约束性目标的形式确定为18%。为确保降碳目标全面融入经济社会发展全局，我国密集出台了一系列碳减排制度与政策，如《碳排放权交易管理办法（试行）》《关于深化生态保护补偿制度改革的意见》等，旨在将市场手段与行政监管深度结合，尽快形成“减污降碳协同增效”的低碳政策体系，不断巩固减排效果。由此可见，碳达峰的推进速度与政策环境密切相关，在经济社会

作者：张彩云，中国社会科学院经济研究所副研究员，zhangcailunlisa@163.com；沈美娜（通讯作者），中国社会科学院大学经济学院博士研究生，shenmeina@ucass.edu.cn；胡怀国，中国社会科学院经济研究所研究员，huhuagu2012@163.com。

* 本文系国家社会科学基金重点项目“降碳、减污、扩绿、增长协同推进的理论与实践研究”（24AZD074）阶段性成果。感谢匿名审稿专家提出的宝贵建议，文责自负。

① 邵帅、范美婷、杨莉莉：《经济结构调整、绿色技术进步与中国低碳转型发展——基于总体技术前沿和空间溢出效应视角的经验考察》，载《管理世界》，2022（2）。

发展平稳推进且碳排放强度持续下降的政策环境下，中国有望提前实现碳达峰目标。^①因此，国家与各地区共同营造出既推进碳达峰进程又兼顾环境保护与经济增长的政策环境，具有重要现实意义。

除政策环境外，数字化时代为碳减排提供了诸如人工智能等新技术，若运用得当，其将与政策环境形成合力，共同助力碳达峰。人工智能正重构各行各业的生产模式，对推动“双碳”目标进程产生了深远而复杂的影响，其凭借强大的数据处理与分析能力精准洞察绿色产品需求与碳减排环境政策执行效果，为各主体绿色低碳行动提供了靶向指引。同时，各类人工智能技术也与实体经济深度融合，加快了低碳技术、零碳技术与负碳技术在生产全过程的广泛使用，为解决碳排放问题提供了技术支持。放眼国际，Cortés 等早在 1999 年就提出人工智能是解决环境问题的重要工具，要深入促进人工智能与环境的深度融合。^②此后，Bolón-Canedo 等认为智能化给环境治理带来了深刻影响，要发挥好机器人在环境治理方面的积极作用。^③当前，深化机器人等智能化技术的应用，可助力各地区拥有良好的碳达峰状态，即在碳达峰基础上实现经济与环境“双赢”。基于此，本文在宽松、稳健与严格三类政策环境下模拟机器人应用对各省域碳达峰状态的影响，这项工作不仅为政策环境与机器人应用在实现碳达峰目标及经济与环境“双赢”中所发挥的作用提供了实证依据，还为各省域如何结合自身发展现状及未来目标，营造适宜的政策环境并充分运用好机器人以平衡好环境保护与经济增长的关系提供了一定参考。

已有部分学者采用动态模拟方法研究了不同政策环境下的碳排放轨迹及其达峰时间，这为本文的模拟过程提供了政策环境参考。工业领域的碳排放模拟结果显示，强政策干预可推动工业部门提前达峰并降低峰值水平^④，而在稳健政策环境下，能源价格扭曲可使工业碳排放峰值提前两年到来^⑤。在建筑领域，低碳情景下强化能效与清洁能源政策可显著释放建筑物制冷或采暖的减排潜力。^⑥城市层面的低碳试点政策评估表明，政策设计的透明度和执行机制的完善程度是决定政策效果的关键因素，环境政策要实现预期效果，需要同时具备明确的量化目标和可靠的执行保障机制。^⑦此外，多模型对比发现，与无政策相比，1.5°C 温控目标要求电力部门承担更严格的脱碳责任，到 2050 年，累计政策成本可能达 GDP 的 2.8%~5.7%。^⑧

从以往经验来看，机器人应用对碳排放的影响尚无定论，具体分为抑制效应与促进效应。就抑制效应而言，多数研究认为机器人应用可以显著抑制碳排放^⑨；类似地，有研究发现机器人应用只有超过一定阈值时才能显著抑制碳排放^⑩，机器人应用可以产生规模增排效应和技术减排效应，当

① H. K. Wang, et al. “China’s CO₂ Peak before 2030 Implied from Characteristics and Growth of Cities”. *Nature Sustainability*, 2019, 2 (8): 748 – 754.

② U. Cortés, et al. “Binding Environmental Sciences and Artificial Intelligence on ECAI’ 98”. *AI Communications*, 1999, 12 (4): 261 – 265.

③ V. Bolón-Canedo, et al. “A Review of Green Artificial Intelligence: Towards a More Sustainable Future”. *Neurocomputing*, 2024, 599: 128096.

④ 姜春海、闫振好、王敏：《“双碳”目标约束下的能耗双控到碳排放双控：规制工具、效应模拟与政策评价》，载《中国工业经济》，2024 (11)。

⑤ 杨冕、徐江川、杨福霞：《能源价格、资本能效与中国工业部门碳达峰路径》，载《经济研究》，2022 (12)。

⑥ T. F. Huo, et al. “Dynamic Scenario Simulations of Carbon Emission Peak in China’s City-Scale Urban Residential Building Sector through 2050”. *Energy Policy*, 2021, 159: 112612.

⑦ H. B. Zhang, et al. “Climate Policy in Emerging Economies: Evidence from China’s Low-Carbon City Pilot”. *Journal of Environmental Economics and Management*, 2024, 124: 102943.

⑧ H. B. Duan, et al. “Assessing China’s Efforts to Pursue the 1.5°C Warming Limit”. *Science*, 2021, 372: 378 – 385.

⑨ Q. F. Cao, et al. “Can Artificial Intelligence Technology Reduce Carbon Emissions? A Global Perspective”. *Energy Economics*, 2025, 143: 108285; 林熙、刘啟仁、冯桂媚：《智能制造与绿色发展：基于工业机器人进口视角》，载《世界经济》，2023 (8)。

⑩ B. Liu, et al. “Nonlinear Effect of Industrial Robot Applications on Carbon Emissions: Evidence from China”. *Environmental Impact Assessment Review*, 2024, 104: 107297.

后者高于前者时，碳排放总量才是降低的^①。少数研究认为，机器人应用增加了碳排放。在人口密集的国家或地区，机器人应用带来的产出规模越大，能源消耗也越高，碳排放会随之增加。^② 受能源消费结构和产业结构等因素的影响，机器人应用也可能导致碳排放增加，即当由技术创新产生的能源节约量被能源需求的增加量冲抵时，就会产生“能源回弹效应”，从而增加碳排放。^③ 机器人为何能够对碳排放产生上述影响？本文将其归纳为三大核心途径：一是促进技术进步，二是提高效率（如生产效率、能源使用效率等），三是引致劳动力替代。^④ 从促进技术进步角度看，机器人应用不仅通过促进企业技术进步降低了碳排放^⑤，还通过增加绿色研发投入促进了企业绿色技术创新，而企业绿色技术创新是实现碳减排的关键^⑥。从提高效率角度看，机器人应用可以通过资本积累和自动化程度的深化提高企业生产效率，进而降低碳排放。^⑦ 类似地，机器人应用还可通过提高能源使用效率降低碳排放强度。^⑧ 从劳动力替代角度看，机器人应用可以减少企业对传统劳动力尤其是低技能劳动力的需求，而转向对能够掌握机器人应用技术的高技能劳动力的需求^⑨，这种劳动力结构调整可以使机器人在生产过程中保持更稳定的工作状态^⑩，减少因人为失误或操作不当导致的能源浪费，从而降低碳排放^⑪。

与上述研究不同的是，本文要评估差异化政策环境和机器人应用对碳达峰状态的影响，碳排放决定模型就成为量化分析的关键。一些学者基于随机影响回归模型（STIRPAT）对碳排放的影响因素进行分解，认为机器人、能源结构、城镇化率、产业结构以及经济发展等因素对碳排放具有显著影响。^⑫ 部分学者采用一般均衡模型（DCGE、CGE、DSGE 等）模拟了能源使用效率、要素配置效率以及行业技术冲击等因素与碳排放之间的关系。^⑬ 此外，邵帅等分别利用对数平均迪氏指数分解模型（LMDI）与广义迪氏指数分解模型（GDIM）分解碳排放的驱动因素，并基于蒙特卡洛

^① 蒋为、龚思豪、李锡涛：《机器人冲击、资本体现式技术进步与制造业碳减排——理论分析及中国的经验证据》，载《中国工业经济》，2022（10）。

^② 王娟、张克中：《中国省域碳排放趋同与经济增长》，载《经济管理》，2014（6）；雷晓燕、张春峰、李昕等：《人口变化、消费结构与低碳转型》，载《数量经济技术经济研究》，2025（1）。

^③ 冯烽：《能效改善与能源节约：助力还是阻力——基于中国 20 个行业能源回弹效应的分析》，载《数量经济技术经济研究》，2018（2）；W. L. Tao, et al. “Artificial Intelligence-Driven Transformations in Low-Carbon Energy Structure: Evidence from China”. *Energy Economics*, 2024, 136: 107719.

^④ T. Ding, et al. “Is Artificial Intelligence Associated with Carbon Emissions Reduction? Case of China”. *Resources Policy*, 2023, 85: 103892；潘雄锋、彭晓雪、李斌：《市场扭曲、技术进步与能源效率：基于省际异质性的政策选择》，载《世界经济》，2017（1）。

^⑤ 韩超、李鑫平：《在自动化中推动企业绿色转型：技术进步与产品重构效应》，载《数量经济技术经济研究》，2023（4）；戴翔、杨双至：《数字赋能、数字投入来源与制造业绿色化转型》，载《中国工业经济》，2022（9）。

^⑥ C. C. Lee, et al. “Does Industrial Robot Application Promote Green Technology Innovation in the Manufacturing Industry?”. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022, 183: 121893.

^⑦ 李磊、王小霞、包群：《机器人的就业效应：机制与中国经验》，载《管理世界》，2021（9）。

^⑧ S. D. Supkar, et al. “A Framework for Quantifying Energy and Productivity Benefits of Smart Manufacturing Technologies”. *Procedia CIRP*, 2019, 80: 699–704.

^⑨ Y. Y. Li, et al. “Carbon Emission Reduction Effects of Industrial Robot Applications: Heterogeneity Characteristics and Influencing Mechanisms”. *Technology in Society*, 2022, 70: 102034.

^⑩ J. Wang, et al. “The Policy Evaluation of China’s Carbon Emissions Trading Scheme on Firm Employment: A Channel from Industrial Automation”. *Energy Policy*, 2023, 178: 113590.

^⑪ 盛丹、卜文超：《机器人使用与中国企业的污染排放》，载《数量经济技术经济研究》，2022（9）。

^⑫ J. Huang, et al. “The Effect of Energy Patents on China’s Carbon Emissions: Evidence from the STIRPAT Model”. *Technological Forecasting and Social Change*, 2021, 173: 121110.

^⑬ 娄峰：《碳税征收对我国宏观经济及碳减排影响的模拟研究》，载《数量经济技术经济研究》，2014（10）；张友国：《实现碳达峰的需求结构效应》，载《中国工业经济》，2023（3）；丁冠群、王铮、孙翊：《基于多行业 DSGE 模型的中国碳减排政策效应》，载《中国人口·资源与环境》，2022（1）。

方法模拟碳排放量。^① 本文重点关注宏观变量对碳排放长期趋势的影响，并结合政策环境进行动态预测，STIRPAT 模型因其灵活性、对宏观变量的兼容性以及跨期趋势分析的适配性，更能有效服务于研究目标。因此，本文最终选择扩展的 STIRPAT 模型对碳排放进行预测。

总体而言，既有研究为本选题的开展提供了坚实的理论基础及方法参考，但其仍有可深化之处，这也成为本文的创新点：第一，本文采用情景分析法，将政策环境分为宽松、稳健与严格三类，以加入机器人后扩展的 STIRPAT 模型为基础，运用蒙特卡洛方法对中国各省域碳排放趋势进行动态模拟以预测碳达峰年份，并利用 Tapio 脱钩指标分析各省域碳排放与经济增长的“脱钩”情况，为定量分析差异化政策环境和机器人应用对碳达峰状态的影响提供了方法及结果支撑。第二，将机器人纳入碳排放决定方程之中，模拟差异化政策环境下各省域未来十五年的碳排放趋势及经济与环境“双赢”的状态，全面展示了机器人应用在碳达峰状态中的作用，在此基础上，本文还进一步分析了机器人应用发挥作用的机制，为研究机器人应用在环境领域的影响及其发挥作用的政策条件提供了新视角。第三，本文将省域总结为减排增效能力强、减排增效能力较强、减排增效能力有待加强三类，针对各类省域的碳达峰状态及其对政策环境和机器人应用的依赖程度提出不同建议，为不同地区营造适宜的政策环境并充分发挥好机器人的作用，以助力经济社会发展全面绿色转型提供了实证参考。

二、研究设计

(一) 模型构建

1. 扩展的 STIRPAT 模型

在碳排放影响因素分析中，STIRPAT 模型被广泛应用，该模型源自 Ehrlich 和 Holdren 所提出的 IPAT 恒等式^②，其以环境负荷为分析对象，将影响因素归纳为人口、富裕程度和技术水平。在此基础上，York 等提出了 STIRPAT 模型^③：

$$I = a \times P^b \times A^c \times T^d \times e \quad (1)$$

其中， I 代表环境负荷， P 代表人口， A 代表富裕程度， T 代表技术水平； a 是常数项； b 、 c 、 d 分别是 P 、 A 、 T 的指数项； e 是误差项。

本文基于 STIRPAT 模型框架，将环境负荷定义为碳排放，并将影响因素归结为五类，即人口因素（城镇化率）、产业因素（第二产业增加值占 GDP 比重）、经济发展因素（人均 GDP）、能源消费结构（煤炭消费占比）以及技术因素（机器人密度）。据此，在对碳排放及其各影响因素取对数的基础上，构建如下扩展的 STIRPAT 模型：

$$\ln CO_2 = \ln a + \alpha \ln UR + \beta \ln I + \gamma \ln PG + \delta \ln ES + \theta \ln RD + \ln e \quad (2)$$

其中， CO_2 代表各省域的碳排放； UR 代表城镇化率； I 代表第二产业增加值占 GDP 比重； PG 代表人均 GDP； ES 代表煤炭消费占比； RD 代表机器人密度。

上述扩展的 STIRPAT 模型主要用于识别影响碳排放的关键因素及其影响大小。然而，仅识别影响因素无法充分回答高质量发展背景下的核心问题，即在实现碳达峰目标基础上经济与环境可否实现“双赢”？这也是碳达峰状态良好与否的判断标准。为此，本文引入 Tapio 脱钩指标作为扩展

^① 邵帅、张曦、赵兴荣：《中国制造业碳排放的经验分解与达峰路径——广义迪氏指数分解和动态情景分析》，载《中国工业经济》，2017 (3)。

^② P. R. Ehrlich, and J. P. Holdren. “A Bulletin Dialogue on ‘The Closing Circle’: Critique and Response”. *Bulletin of the Atomic Scientists*, 1972, 28 (5): 16–27.

^③ R. York, et al. “STIRPAT, IPAT and ImPACT: Analytic Tools for Unpacking the Driving Forces of Environmental Impacts”. *Ecological Economics*, 2003, 46 (3): 351–365.

的 STIRPAT 模型分析的延伸与深化，从而精确刻画出碳排放与经济增长之间的动态耦合关系。

2. Tapiro 脱钩指标

Tapiro 在其研究中提出“脱钩弹性”这一理论概念，并以此构建脱钩指标，用以衡量环境压力与经济增长之间的动态关联。^① 该指标通过设定弹性值区间来界定不同的脱钩状态，将环境—经济的互动关系分为三种基本类型：连接、正脱钩和负脱钩。基于弹性值的具体区间可以进一步细分为八种状态：弱脱钩、强脱钩、弱负脱钩、强负脱钩、扩张负脱钩、扩张连接、衰退脱钩和衰退连接。这种分类有助于更准确地描述环境压力与经济增长之间的关系，其计算公式为：

$$\epsilon = \frac{\Delta C/C}{\Delta G/G} \quad (3)$$

其中， ϵ 为碳排放与经济增长的脱钩弹性指标； C 为基期碳排放， ΔC 为现期相对于基期的碳排放变化量； G 为基期人均 GDP， ΔG 为现期相对于基期的人均 GDP 变化量。表 1 的判别逻辑基于碳排放变化 (ΔC) 与经济发展水平变化 (ΔG) 的协同关系，遵循“符号定性、数值定量”的双重标准。当两者符号相同时，即碳排放与经济发展水平变化方向是同步的，需进一步通过 ϵ 值细分： $0 < \epsilon \leq 0.8$ 反映弱关联（弱脱钩、弱负脱钩），表明相较于经济发展水平变动幅度，碳排放变动幅度较小； $0.8 < \epsilon \leq 1.2$ 表明二者变动幅度相近，为连接状态（扩张连接、衰退连接）； $\epsilon > 1.2$ 表示碳排放变动幅度显著大于经济发展水平变动幅度（扩张负脱钩、衰退脱钩），这些状态均意味着碳减排须付出一定的经济代价，即环境保护与经济增长难以协同。当两者异号时，可分为强负脱钩 ($\Delta C > 0$ 且 $\Delta G < 0$ ，此时为最差状态) 与强脱钩 ($\Delta C < 0$ 且 $\Delta G > 0$ ，此时为理想状态)。简言之，强脱钩要求碳减排与经济发展水平严格同步，是唯一实现经济与环境“双赢”的理想状态。

表 1 脱钩状态的判别标准

ΔC	ΔG	ϵ	脱钩状态
<0	>0	$\epsilon < 0$	强脱钩
>0	>0	$0 < \epsilon \leq 0.8$	弱脱钩
>0	>0	$0.8 < \epsilon \leq 1.2$	扩张连接
>0	>0	$\epsilon > 1.2$	扩张负脱钩
<0	<0	$0 < \epsilon \leq 0.8$	弱负脱钩
<0	<0	$0.8 < \epsilon \leq 1.2$	衰退连接
<0	<0	$\epsilon > 1.2$	衰退脱钩
>0	<0	$\epsilon < 0$	强负脱钩

(二) 分析方法与模拟方法

基于扩展的 STIRPAT 模型，本文需要在情景分析法基础上，利用蒙特卡洛模拟来预测碳排放趋势。情景分析法，也称为情景描述法，是一种结合定性和定量信息，通过构建未来的可能情景以辅助预测与决策的方法。本文通过选定碳排放的影响因素，设定三类政策环境：宽松政策环境、稳健政策环境与严格政策环境，并为每类政策环境下的影响因素设定中间值与变动幅度。

上述政策环境下的碳排放趋势预测需要通过蒙特卡洛模拟实现，蒙特卡洛模拟是一种在不确定性条件下进行趋势预测的有效工具。它通过考虑多种情景和结果，形成一种全面的、概率性的视角，可更好地预测复杂系统的长期行为。本文利用 Python，结合已有的演变关系模型，针对三类不同的政策环境，通过对相应因素的潜在年均变化率进行随机取值，分别对各省域每年的碳排放进

^① P. Tapiro. “Towards a Theory of Decoupling: Degrees of Decoupling in the EU and the Case of Road Traffic in Finland between 1970 and 2001”. *Transport Policy*, 2005, 12 (2): 137–151.

行 10 000 次模拟。通过这种方法可以得到大量可能的碳排放结果及其概率分布，从而更加全面地了解碳排放在未来的演化路径，显著增强模拟的仿真能力。

(三) 变量处理与数据来源

1. 变量处理

本文参考既有文献^①的通行做法，利用 Bartik 工具变量法来构造机器人变量。首先，将国际机器人联合会（IFR）数据与国民经济两位行业分类匹配得到中国制造业各行业机器人存量数据；其次，选定基准年份（2008 年）计算各省域各行业机器人密度的分配比重；最后，计算出省域层面的机器人密度。公式如下：

$$RD_{j,t} = \sum_{s=1}^S \frac{Emp_{s,j,t=2008}}{Emp_{j,t=2008}} \times \frac{Robot_{s,t}}{Emp_{s,t=2008}} \quad (4)$$

其中， s 表示不同行业， $RD_{j,t}$ 为 j 省（区、市）在年份 t 时的机器人密度， $Emp_{s,j,t=2008}$ 为 j 省（区、市）的行业 s 在 2008 年的就业人数， $Emp_{j,t=2008}$ 表示 j 省（区、市）在 2008 年的就业人数， $Robot_{s,t}$ 表示行业 s 在年份 t 时的机器人存量， $Emp_{s,t=2008}$ 表示行业 s 在 2008 年的就业人数。

2. 数据来源

在剔除数据严重缺失的样本后，本文选取 29 个省（区、市）^② 的面板数据。其中，机器人数据覆盖年限为 2008—2021 年，其余变量的数据均为 2000—2021 年。碳排放数据来源于中国碳核算数据库（CEADS）；机器人密度相关数据来源于国际机器人联合会（IFR）与《中国经济普查年鉴 2008》；其他变量数据来源于《中国统计年鉴》《中国人口普查年鉴》及《中国劳动统计年鉴》。^③

三、差异化政策环境的相关数值设定

本文总结出宽松、稳健与严格三类政策环境，系统评估不同政策环境下机器人应用对碳达峰路径的影响，三类政策环境分别反映了中国政策实践的“市场主导型”发展路径、“技术赋能型”渐进减排、“产业重构型”深度脱碳，为厘清差异化政策环境、机器人应用对碳达峰状态的影响提供了梯度化分析框架。

(一) 宽松政策环境下各影响因素的数值设定

宽松政策环境是在五个影响因素的历史发展趋势基础上，假设当前的经济环境与技术条件基本保持不变，同时不实施额外的减排政策，依据各影响因素的发展惯性外推得到的情景。为尽可能准确地设定各影响因素的年均变化率，本文主要参考邵帅等^④、林伯强和刘希颖^⑤以及王思博等^⑥在

^① D. Acemoglu, and P. Restrepo. “Robots and Jobs: Evidence from US Labor Markets”. *Journal of Political Economy*, 2020, 128 (6): 2188–2244; 许健、季康先、刘晓亭等：《工业机器人应用、性别工资差距与共同富裕》，载《数量经济技术经济研究》，2022 (9)；王永钦、董雯：《人机之间：机器人兴起对中国劳动者收入的影响》，载《世界经济》，2023 (7)。

^② 不包括新疆维吾尔自治区、西藏自治区、中国香港、中国澳门、中国台湾。

^③ 需要强调的是，部分指标的数据在 2021 年之后尤其是 2023 年和 2024 年缺失比较严重，大量缺失值需要通过线性插值法补齐，因此，比之加入 2022—2024 年的数据，利用 2021 年及之前的数据预测的碳排放趋势及 Tapio 脱钩指标值准确度较高。即便如此，我们仍然采用线性插值法加入 2022—2024 年的数据对碳达峰状态加以预测，以对基本结论进行稳健检验，其结果证明，政策环境和机器人应用尤其是前者对碳排放状态有着十分关键的影响，后者在前者基础上才能充分发挥减排增效作用，这一结论与基本结论类似。详见 http://xuebao.ruc.edu.cn/attached/file/20250923/20250923103036_183.pdf。

^④ 邵帅、张曦、赵兴荣：《中国制造业碳排放的经验分解与达峰路径——广义迪氏指数分解和动态情景分析》，载《中国工业经济》，2017 (3)。

^⑤ 林伯强、刘希颖：《中国城市化阶段的碳排放：影响因素和减排策略》，载《经济研究》，2010 (8)。

^⑥ 王思博、庄贵阳、窦晓铭：《中国省域碳达峰梯次划分与差异化排放路径——基于碳排放与经济发展双重视角的考察》，载《武汉大学学报》(哲学社会科学版)，2023 (3)。

情景设定中的分析思路以及现实发展规律，分别求出各影响因素在2000—2021年、2005—2021年、2010—2021年、2015—2021年的年均变化率（机器人划分时间段为2008—2021年、2013—2021年与2018—2021年）。其中，各影响因素的最小值、最大值分别作为2025—2040年各因素的潜在年均变化率的最小值、最大值，而剩余周期中距离当前最近周期的年均变化率被作为对应影响因素的潜在年均变化率的中间值，具体数值设定见表2。^①

在设定各影响因素的变动幅度时，本文首先计算国家层面以及省域层面各影响因素的年均变化率，在此基础上，设定各影响因素的变动幅度，以期能够覆盖绝大多数省域的变化率。结合相关文献以及2000—2021年城镇化率的增长率变化范围，将城镇化率的波动幅度设定为0.2%。同理，将第二产业增加值占GDP比重的波动幅度设定为0.5%。人均GDP包括GDP总量和人口数量两部分，结合相关文献所提供的不同人口波动幅度方案下的预测值，将人均GDP的波动幅度设定为2.3%。由于中国能源消费结构面临较大的调整难度，本文设定能源消费结构潜在变化率的波动幅度为0.2%。近些年机器人密度的增长率较高且变化范围较大，本文将其波动幅度设定为5%。

（二）稳健政策环境下各影响因素的数值设定

稳健政策环境是在宽松政策环境基础上进行的调整，即假定城镇化率、人均GDP及机器人密度的增长速度均有所放缓，第二产业增加值占GDP比重和能源消费结构的下降速度变快。其中，就2025—2030年阶段而言，前四个影响因素年均变化率的中间值等同于宽松政策下的中间值，需要强调的是，机器人密度在经历了高速增长后逐渐放缓，2018年之后其每年的增长率未超过20%。因此，本文将2018—2021年机器人密度的年均变化率作为2025—2030年的中间值。相应地，该阶段的最小值作为2031—2035年对应因素的中间值，2031—2035年的最小值则进一步作为2036—2040年对应因素的中间值，具体数值设定见表2。

（三）严格政策环境下各影响因素的数值设定

严格政策环境下各影响因素年均变化率中间值的设定遵循了相关政策文件、文献中对于各因素未来发展趋势的规划预期，确保各项指标参数与政策目标的最高预期值严格一致。关于城镇化率，结合《深入实施以人为本的新型城镇化战略五年行动计划》《人口与劳动绿皮书：中国人口与劳动问题报告No.22》的预测值，中国城镇化率2030年提升至接近70%，2035年约为75%，2050年将达80%。据此，结合已有数据，可得到其年均变化率的中间值。关于第二产业增加值占GDP比重，参考相关文献推测，2030年前中国工业部门结构的降幅预计在2个百分点至4.2个百分点之间，到2035年与2050年，第二产业增加值占GDP比重将分别降至约28%与24%，并维持在接近24%的水平。^②据此，可得到该影响因素在2025—2035年以及2036—2040年年均变化率的中间值。关于人均GDP，根据预测，中国2026—2030年、2031—2035年以及2036—2040年人均GDP的年均变化率分别为4.841%、4.575%以及4.023%。^③以上年均变化率结合人均GDP的波动幅度（±2.3%）可涵盖中国近些年的人均GDP每年的实际变化率。因此，我们将以上三个数值分别

^① 尽管2022—2024年的各因素在现实中已然发生，但限于数据可得性，本文只能根据官方已经发布的有关文件与数据对各因素统一进行估算。根据《中华人民共和国2024年国民经济和社会发展统计公报》，2024年的人口城镇化率为67%，结合已有数据，可推算其2022—2024年的年均变化率为1.158%。按照同样的思路，可分别推算第二产业增加值占GDP比重、人均GDP、煤炭消费占比2022—2024年的年均变化率。根据工信部等15个部门联合印发的《“十四五”机器人产业发展规划》，2025年制造业机器人密度较2020年将实现翻番，可推算2022年至2024年期间机器人的年均变化率为14.870%。以上分析所得到的2022—2024年各因素的年均变化率同时作为稳健政策、严格政策下的起始数据，即三种政策环境在2022—2024年的状态水平是一致的，这部分数据具体见表2中“2022—2024年”部分的统计结果。

^② 朱民、张龙梅、彭道菊：《中国产业结构转型与潜在经济增长率》，载《中国社会科学》，2020（11）。

^③ 张晓晶、汪勇：《社会主义现代化远景目标下的经济增长展望——基于潜在经济增长率的测算》，载《中国社会科学》，2023（4）。

设为 2025—2030 年、2031—2035 年以及 2036—2040 年年均变化率的中间值。关于煤炭消费占比，本文结合已有数据^①得到该因素在 2025—2030 年、2031—2035 年及 2036—2040 年年均变化率的中间值。关于机器人，依据《中华人民共和国国民经济和社会发展第十四个五年规划和 2035 年远景目标纲要》，中国将继续通过政策支持推动机器人产业高质量发展。政策的大力支持、资本的持续注入以及市场的广阔前景，为机器人的发展提供了良好的环境和条件。在严格政策环境下，机器人密度增长率的中间值不予降低，与稳健政策环境保持一致。

表 2 三类政策环境下各影响因素的年均变化率 单位：%

自变量	2022—2024 年			2025—2030 年			2031—2035 年			2036—2040 年			
	最小值	中间值	最大值										
宽松	UR	0.958	1.158	1.358	2.042	2.378	2.804	2.042	2.378	2.804	2.042	2.378	2.804
	I	-2.927	-2.427	-1.927	-1.515	-1.107	-0.635	-1.515	-1.107	-0.635	-1.515	-1.107	-0.635
	PG	3.278	5.578	7.878	8.462	9.216	11.693	8.462	9.216	11.693	8.462	9.216	11.693
	ES	-1.852	-1.652	-1.452	-2.183	-1.924	-0.958	-2.183	-1.924	-0.958	-2.183	-1.924	-0.958
	RD	9.870	14.870	19.870	17.418	32.277	36.513	17.418	32.277	36.513	17.418	32.277	36.513
稳健	UR	0.958	1.158	1.358	2.178	2.378	2.578	1.978	2.178	2.378	1.778	1.978	2.178
	I	-2.927	-2.427	-1.927	-1.607	-1.107	-0.607	-2.107	-1.607	-1.107	-2.607	-2.107	-1.607
	PG	3.278	5.578	7.878	6.916	9.216	11.516	4.616	6.916	9.216	2.316	4.616	6.916
	ES	-1.852	-1.652	-1.452	-2.124	-1.924	-1.724	-2.324	-2.124	-1.924	-2.524	-2.324	-2.124
	RD	9.870	14.870	19.870	10.758	15.758	20.758	5.758	10.758	15.758	0.758	5.758	10.758
严格	UR	0.958	1.158	1.358	0.682	0.882	0.928	1.186	1.386	1.586	0.232	0.432	0.632
	I	-2.927	-2.427	-1.927	-2.939	-2.439	-1.939	-2.939	-2.439	-1.939	-1.515	-1.015	-0.515
	PG	3.278	5.578	7.878	2.541	4.841	7.141	2.275	4.575	6.875	1.723	4.023	6.323
	ES	-1.852	-1.652	-1.452	-2.359	-2.159	-1.959	-2.957	-2.757	-2.557	-4.716	-4.516	-4.316
	RD	9.870	14.870	19.870	10.758	15.758	20.758	5.758	10.758	15.758	0.758	5.758	10.758

数据来源：作者整理。

四、实证结果与分析

(一) 差异化政策环境、机器人应用与碳达峰状态

宽松政策环境意味着决定碳排放的各因素按照各自的既定路径发展，并未将碳排放作为约束条件考虑在内，因而宽松政策环境难以扭转碳排放不断增加的趋势，更难以实现经济与环境“双赢”。本文计算了宽松政策环境下不考虑机器人应用与考虑机器人应用时各省域的碳达峰年份及 Tapio 脱钩状态^②，各个时间段内实现碳达峰的省域数量见表 3，实现碳达峰的省域的脱钩状态分布情况见表 4。

不考虑机器人应用时，仅有 8 个省域在 2030 年之前实现碳达峰，2 个省域在 2030 年之后实现碳达峰，多数省域未实现碳达峰。进一步分析发现，实现碳达峰的 10 个省域中，有 6 个省域始终保持强脱钩状态，即在维持经济持续增长的同时降低了碳排放，真正实现了经济与环境“双赢”，

^① 综合并对比国家发展改革委国家能源局制定的《能源生产和消费革命战略（2016—2030）》、国家能源集团发布的《中国能源展望 2025—2060》、中国石化集团编著的《中国能源展望 2060》的相关数据，中国一次能源消费结构中的煤炭消费占比在 2025 年为 51.3%，到 2030 年为 46%，到 2035 年将降至 40% 以下，到 2050 年则降至 20% 左右。

^② 三类政策环境下，各省域的碳达峰年份及 Tapio 脱钩状态因篇幅所限均未列示，详见 http://xuebao.ruc.edu.cn/attached/file/20250923/20250923103036_183.pdf。

其始终处于良好的碳达峰状态；3个省域经历了从弱脱钩向强脱钩的转变，最终也可以实现“双赢”；1个省域能够实现碳达峰，但始终无法保证经济与环境“双赢”。其他省域不仅未实现碳达峰目标，且多处于弱脱钩状态，即碳排放仍随经济增长而增加，未实现经济与环境“双赢”。考虑机器人应用后，只有 2036—2040 年间碳达峰省域增加 2 个，其他年份实现碳达峰的省域数量与不使用机器人时毫无差别。就实现碳达峰的 12 个省域而言，在碳达峰后的年份中，7 个省域始终保持强脱钩状态，2 个省域逐渐实现从弱脱钩到强脱钩的转变，3 个省域始终未实现强脱钩。其他省域不仅未实现碳达峰目标，也未实现经济与环境“双赢”。可见，无论是 2030 年的碳达峰目标还是经济与环境“双赢”的状态，只要与碳排放有关的政策环境是宽松的，绝大部分省域很难同时实现这两个目标，尽管机器人有助于少数省域达到良好的碳达峰状态，但其作用不足以扭转整体局面。

稳健政策环境将碳减排纳入考虑范围，影响碳排放的各项指标的发展速度必须平稳，以确保各地区在实现碳达峰道路上保证经济与环境的协同性。本文计算了稳健政策环境下不考虑机器人应用与考虑机器人应用时各省域的碳达峰年份及 Tapio 脱钩状态，表 3 和表 4 展示了各个时间段内实现碳达峰和处于不同脱钩状态的省域数量。

在稳健政策环境下，不考虑机器人应用时，13 个省域能在 2030 年前实现碳达峰，9 个省域在 2030 年之后实现碳达峰，远超宽松政策环境下实现碳达峰的省域数量。就实现碳达峰的 22 个省域而言，6 个省域在碳达峰年份及后续年份中，均保持强脱钩这一状态，顺利实现经济与环境“双赢”，13 个省域在碳达峰初期并非强脱钩状态，但随着时间的推移，最终也可实现经济与环境“双赢”，只有 3 个省域未实现经济与环境“双赢”。进一步，考虑机器人应用后，16 个省域能在 2030 年前实现碳达峰，8 个省域在 2030 年之后才能实现碳达峰，仅有 5 个省域未实现碳达峰。就实现碳达峰的 24 个省域而言，9 个省域在碳达峰后一直保持强脱钩状态，14 个省域从弱脱钩或扩张连接状态变为强脱钩状态，仅有 1 个省域未实现经济与环境“双赢”。经过上述分析发现，在稳健政策环境下，大部分省域不仅能够顺利实现碳达峰，且实现经济与环境“双赢”的省域数量也大幅度增加，与此同时，考虑机器人应用后，提前实现碳达峰及处于经济与环境“双赢”状态的省域数量均明显增多。这表明，稳健的政策环境是充分发挥机器人减排作用并进一步实现经济与环境“双赢”的关键前提。

在稳健政策环境基础上，严格政策环境对与碳排放相关的各项指标设定了高调整目标，倒逼高耗能行业加速智能化转型，以期通过加速产业重构推动各地区深度脱碳。我们计算了严格政策环境下不考虑机器人应用与考虑机器人应用时各省域的碳达峰年份及 Tapio 脱钩状态，表 3 和表 4 展示了各个时间段内实现碳达峰和处于不同脱钩状态的省域数量。

在严格政策环境下，不考虑机器人应用时，20 个省域能如期实现碳达峰，2 个省域能在 2030 年之后实现碳达峰。就实现碳达峰的 22 个省域而言，8 个省域在碳达峰年份及后续年份中，均保持强脱钩这一状态，实现经济与环境“双赢”，14 个省域在碳达峰初期并未处于强脱钩状态，但随着时间的推移，最终也可实现经济与环境“双赢”。考虑机器人应用后，21 个省域能在 2030 年前实现碳达峰，2 个省域在 2030 年之后实现碳达峰，6 个省域未实现碳达峰。就实现碳达峰的 23 个省域而言，9 个省域在碳达峰后一直保持强脱钩状态，14 个省域从弱脱钩变为强脱钩状态。经过数据列示可发现，在严格政策环境下，绝大部分省域可以在 2030 年之前实现碳达峰，但须承受一定经济损失后^①，才能更快实现经济与环境“双赢”。机器人应用虽然可协助部分省域达到良好的碳达峰状态，但与稳健政策环境相比，其在碳达峰及经济与环境“双赢”中发挥的作用较小。

^① 本文的详细数据发现，严格政策环境会减少碳排放，但短期内也会影响经济增速。

综合上述研究结果可以发现：第一，在宽松政策环境下，由于缺乏足够的减排压力和动力，各省域难以实现碳达峰，更遑论实现经济与环境“双赢”。即便引入机器人这一生产要素，其减排增效效果也显得微不足道，无法从根本上扭转整体碳排放持续上升的趋势。第二，稳健政策环境为各省域提供了较为适宜的减排压力和经济发展空间，在此政策环境下，绝大部分省域能够实现碳达峰，同时机器人作为重要的减排手段，其作用得到显著体现，不仅如此，机器人应用还促进了经济与环境“双赢”。第三，严格的政策环境虽然促使碳达峰尽早到来，但短期内会对经济增速造成一定冲击，当这些省域适应政策环境后，能更快实现经济与环境“双赢”。此外，与稳健政策环境相比，在严格政策环境下，机器人的作用较小。这三点结论足以证明，各地区要想拥有良好的碳达峰状态，必须营造稳健或严格的政策环境，在此基础上再发挥好机器人应用在减排增效中的作用。

表 3 三类政策环境下碳达峰年份及省域数量对比

政策环境	是否考虑机器人应用	2025 年之前	2025—2030 年	2031—2035 年	2036—2040 年	未达峰
宽松	不考虑机器人应用	8	0	2	0	19
	考虑机器人应用	8	0	2	2	17
稳健	不考虑机器人应用	10	3	7	2	7
	考虑机器人应用	10	6	7	1	5
严格	不考虑机器人应用	18	2	2	0	7
	考虑机器人应用	19	2	2	0	6

表 4 三类政策环境下实现碳达峰省域中 Tatio 脱钩状态及省域数量对比

政策环境	是否考虑机器人应用	年份		扩张负脱钩	扩张连接	弱脱钩	强脱钩
		2025 年之前	2025—2030 年				
宽松	不考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	2	7	
		2025—2030 年	0	0	2	8	
		2031—2035 年	0	0	2	8	
		2036—2040 年	0	0	1	9	
	考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	2	9	
		2025—2030 年	0	0	3	9	
		2031—2035 年	0	0	4	8	
		2036—2040 年	0	0	3	9	
稳健	不考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	13	8	
		2025—2030 年	0	1	11	10	
		2031—2035 年	0	0	9	13	
		2036—2040 年	0	0	3	19	
	考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	13	10	
		2025—2030 年	0	1	13	10	
		2031—2035 年	0	0	8	16	
		2036—2040 年	0	0	1	23	
严格	不考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	13	8	
		2025—2030 年	0	0	3	19	
		2031—2035 年	0	0	3	19	
		2036—2040 年	0	0	0	22	
	考虑机器人应用	2025 年之前	1	0	13	9	
		2025—2030 年	0	0	4	19	
		2031—2035 年	0	0	2	21	
		2036—2040 年	0	0	0	23	

(二) 各类省域适合的政策环境及机器人发挥的作用

在上文的模拟分析中我们观察到，能够实现碳达峰的省域在各时间段内的脱钩指标呈现多样化特征，这些省域可根据自身经济发展水平及环境保护能力对其减排增效能力进行清晰定位，据此营造出适宜的政策环境并充分发挥好机器人的作用，以达到良好的碳达峰状态。根据各省域的碳达峰状态，我们将之分为三类：第一类为始终保持强脱钩状态的省域，其减排增效能力最强；第二类为能够从其他状态转为强脱钩状态的省域，其减排增效能力较强；第三类为未实现强脱钩甚至未实现碳达峰的省域，其减排增效能力尤其是减排能力有待加强。

经表5统计，无论面临何种政策环境以及是否考虑机器人应用，6个省域均能在实现碳达峰的基础上一直处于强脱钩状态，其减排增效能力最强。这类省域对政策环境和机器人依赖程度较低，其政策环境选择范围最广，对机器人应用的灵活度也处于最高水平，这些省域可根据发展目标营造政策环境，在此基础上合理运用机器人以保证经济与环境一直处于“双赢”状态。减排增效能力最强的其他省域虽不能在每种政策环境下都处于强脱钩状态，但其选择政策环境的广泛度及机器人应用的灵活度也较高，这部分省域需要选择能够实现强脱钩的政策环境并合理运用机器人以保证其一直处于经济与环境“双赢”的状态。部分省域可选择的政策环境灵活度较高，但需要重视机器人应用在碳减排中的应用，因为无论处于何种政策环境，机器人应用都能够使其一直处于强脱钩状态。

减排增效能力较强的省域对政策环境和机器人尤其是前者的依赖程度较高，若仅选择宽松政策环境，或不重视机器人在减排中的作用，其难以实现碳达峰目标。部分省域在稳健政策环境和严格政策环境下无论是否运用机器人，最终都可以实现碳达峰并保证经济与环境“双赢”，这些省域一定要营造稳健或严格的政策环境。部分省域在严格政策环境下会一直处于强脱钩状态，在宽松或稳健政策环境下处于其他脱钩状态，这些省域更适合营造严格政策环境以保证碳达峰尽早到来。部分省域若不重视机器人应用在减排中的作用，可能短期内难以实现碳达峰，这些省域一定要高度重视机器人应用在减排增效中的作用。

对于减排增效能力有待加强的省域，尽管政策环境和机器人应用的影响相对有限，但这些省域仍可选择严格的政策环境以加快碳达峰进度，在此基础上发挥机器人的减排增效作用，向经济与环境“双赢”目标迈进。

表5 三类政策环境下处于不同碳达峰状态的省域数量对比

政策环境	是否考虑机器人应用	一直处于强脱钩状态	由其他状态变为强脱钩状态	未实现强脱钩或碳达峰
宽松	不考虑机器人应用	6	3	20
	考虑机器人应用	7	2	20
稳健	不考虑机器人应用	6	13	10
	考虑机器人应用	9	14	6
严格	不考虑机器人应用	8	14	7
	考虑机器人应用	9	14	6

(三) 机器人应用对碳达峰状态的影响机制

经上文分析发现，无论面临何种政策环境，机器人应用对部分尤其是个别省域的碳达峰状态有着十分重要甚至是决定性的影响。因此，有必要进一步剖析机器人应用产生上述影响的机制，以深入阐释其如何通过特定路径促成良好的碳达峰状态。作为一种高技术含量的生产要素，机器人应用不仅直接推动技术创新，还会提高资源配置效率，此外，机器人应用提高了企业等对高技能劳动力

的需求，从而引致劳动力结构升级。较高的技术创新水平、高效的资源配置、不断优化的劳动力结构都是降低碳排放并进一步达到经济与环境“双赢”状态的重要机制。

技术创新是推动碳减排的关键动力，为验证本机制，本文选取专利申请量（PA）作为技术创新水平的代理变量，因其不仅更能直观反映地区创新活跃度与技术储备，还与企业研发投入、创新成果转化等息息相关，更能有效反映地区技术进步对碳排放的影响。高效的资源配置是实现碳减排的重要保障，本文将资源配置效率细分为资本配置效率与劳动配置效率。参考已有文献，本文使用生产函数法对各省域的资本配置效率与劳动配置效率进行计算。^① 构建柯布—道格拉斯生产函数并取对数形式，通过计算边际产出与要素价格的偏离度来衡量要素的扭曲程度，各省域各年份的资本要素扭曲程度（CM）可作为资本配置效率的代理变量，同样的思路可计算劳动要素扭曲程度（LM），并将其作为劳动配置效率的代理变量。劳动力结构升级为碳减排提供了人才支撑，验证本机制的指标需要按照受教育程度将劳动力划分为低、中、高技能水平三类^②，以低等技能劳动力数量与高等技能劳动力数量的比值（L_H）作为劳动力替代的代理变量。该比值越低，说明高技能劳动力占比越高，其更有助于操控先进设备、优化生产流程，减少因操作不当等引发的碳排放。

机器人应用在通过上述机制促进碳减排的同时，也会因此推动经济环境高质量协同发展。首先，机器人应用通过推动技术创新，催生新能源、节能环保等绿色技术产业，为经济增长注入活力；其次，机器人应用通过优化资源配置，使资本和劳动力向高附加值部门集聚，助力产业结构向服务业和高端制造业转型，优化产业结构；最后，机器人应用通过推动劳动力结构升级，在各行业中聚集了高技能劳动力，不仅推动技术密集型产业发展，还有助于传统产业转型升级，进而提高经济效益。因此，机器人应用通过推动技术创新、优化资源配置效率以及升级劳动力结构，为经济环境高质量协同发展提供了强大动力，最终有助于实现经济与环境“双赢”。

技术创新、资源配置效率、劳动力结构升级对机器人应用的具体回归结果如表 6 所示。^③ 技术创新层面，第（1）列中专利申请量的系数显著为正，表明机器人应用推动了技术创新，这可能源于机器人在生产流程中的广泛应用刺激了企业对自动化技术的研发投入，进而催生了更多创新成果。这一结果也揭示了机器人应用通过促进技术创新尤其是与现有创新体系协同作用时，不仅能有效地降低碳排放，还能推动绿色产业发展，进而有助于实现经济与环境“双赢”。资源配置效率层面，第（2）列中资本要素扭曲程度的系数显著为负，意味着机器人应用有助于减少资本错配，引导资本流向更高效的生产环节，提高资本利用效率，从而间接降低因资源浪费产生的碳排放；第（3）列中劳动要素扭曲程度的系数同样显著为负，反映出机器人应用减少了劳动力闲置与低效使用，推动了劳动力优化配置，提升了劳动生产率，降低了碳排放。进一步，要素扭曲程度的下降还有助于产业结构优化，进而对经济与环境“双赢”起到推动作用。劳动力结构升级层面，第（4）列低技能劳动力与高技能劳动力比值的系数显著为负，说明机器人应用促使劳动力结构向高技能化转型，进而降低了碳排放，并有利于实现经济与环境“双赢”。其原因在于高技能劳动力更善于操控和维护机器人设备，不仅直接减少因人为操作不当引发的碳排放，还通过提升生产过程中的资源利用效率和生产效率间接降低碳排放；与此同时，高技能劳动力占比的提升推动了技术密集型产业的发展以及传统产业转型升级，环境效益和经济效益的这种叠加最终体现为机器人应用通过劳动力结构调整助力经济与环境“双赢”。

① 刘诚、夏杰长：《线上市场、数字平台与资源配置效率：价格机制与数据机制的作用》，载《中国工业经济》，2023（7）。

② 吕世斌、张世伟：《中国劳动力“极化”现象及原因的经验研究》，载《经济学（季刊）》，2015（2）。

③ 为确保分析的严谨性，本文还选取了一系列控制变量，包括城镇化率（UR）、第二产业增加值占GDP比重（I）、人均GDP（PG）、煤炭消费占比（ES）、社会消费水平（SCL）、财政支持力度（FS）、金融发展水平（FD）。

表 6

机制分析

变量	技术创新	资源配置效率		劳动力结构升级
	PA	CM	LM	L_H
	(1)	(2)	(3)	(4)
RD	0.716*** (0.030)	-0.046*** (0.012)	-0.017*** (0.006)	-0.583*** (0.106)
控制变量	是	是	是	是
省域固定效应	是	是	是	是
年份固定效应	是	是	是	是
样本量	406	406	406	406
R ²	0.800	0.510	0.405	0.629

注：***、**、* 分别表示在 1%、5%、10% 的水平上显著，括号内为标准误。

五、研究结论与政策建议

碳达峰是“十五五”时期必须完成的重大任务。目前，距离碳达峰的目标年份仅剩 5 年，各地区如何在国家“双碳”决策整体部署下精准把握自身“双碳”节奏，积极稳妥推进碳达峰目标，并在碳达峰后找到环境保护与经济增长之间的平衡点，实现二者协同发展，不仅是解决我国生态环境问题的重要路径，更是建设人与自然和谐共生的现代化的必然要求。鉴于各地区经济发展水平、产业结构、技术水平等存在较大差异，其能否实现碳达峰、实现碳达峰的年份以及能否处理好环境保护与经济增长的关系也必将存在很大差异。基于此，本文聚焦政策环境和机器人应用这两个影响碳排放的关键要素，验证了两者对各省域碳达峰状态的影响。

本文设定宽松、稳健和严格三类政策环境，利用蒙特卡洛模拟方法和加入机器人的扩展的 STIRPAT 模型，对各省域未来十五年的碳排放情况进行了模拟和预测，并引入 Tapio 脱钩指标分析各省域碳排放与经济增长的脱钩状态，为定量分析各类政策环境下机器人应用能否助力早日实现碳达峰并实现经济与环境“双赢”，提供实证证据及解决方案。本文得到三点主要结论：第一，在差异化政策环境下，无论是否考虑机器人应用，各省域碳达峰状态均存在显著差异。宽松政策环境下多数省域难以实现碳达峰，更遑论经济与环境“双赢”；在稳健政策和严格政策环境下，绝大多数省域可以实现碳达峰，也能够实现经济与环境“双赢”；在严格政策环境下，尽管部分省域经济增速放缓，但因减排效果突出，不少省域能够更快进入经济与环境“双赢”的状态。第二，在差异化政策环境下，机器人应用对碳达峰状态的影响存在异质性。稳健政策环境为机器人提供了一个稳定的应用基础，这类政策既保证了经济增长的持续性，又能有效抑制碳排放，在稳步推进碳达峰进程的同时，也让机器人应用更好地推动经济与环境“双赢”；在宽松政策环境下，由于缺乏强有力的减排约束，机器人应用在提质增效和降低碳排放方面的潜力未得到充分发挥；在严格政策环境下，短期内其对经济增长的约束导致机器人的推广和应用受到一定阻碍，长期来看，突破这些阻碍后机器人可发挥优化碳达峰状态的作用。第三，不同省域适合的政策环境以及机器人应用在实现碳达峰中的作用均存在差异。减排增效能力强的省域对政策环境和机器人应用均具有较高的灵活度；减排增效能力较强的省域对政策环境和机器人应用尤其是前者的依赖性较强；减排增效能力有待加强的省域，政策环境和机器人应用的影响相对有限。此外，机器人应用之所以对部分省域的碳达峰状态有益，是因为其可以促进技术创新、提高资源配置效率，并有助于劳动力结构升级。

基于以上结论，本文提出三点政策建议：

第一，因地制宜营造政策环境，平衡好环境保护与经济增长之间的关系。各地区应根据自身发展阶段与碳排放特征，精准选择适宜的政策环境。减排增效能力强的地区可以经济与环境“双赢”

为发展目标，灵活选择各类政策环境和机器人应用；减排增效能力较强的地区，应营造稳健或严格的政策环境，并充分发挥机器人作用，在实现碳达峰基础上保证经济与环境“双赢”；减排增效能力有待加强的地区，应优先营造严格政策环境，尽力实现碳达峰。

第二，继续深度推广机器人应用，发挥其减排增效的多重优势。各地区应积极推广机器人应用，鼓励企业用机器人替代传统的高能耗生产方式，以降低碳排放强度。对机器人依赖度高的地区需高度重视机器人在减排中的关键作用，通过政策支持与引导，加速机器人在工业领域的渗透与应用；同时，应推动机器人技术创新，提升其能源利用效率与智能化水平；此外，还要拓展机器人在服务业、能源管理等领域的应用，充分发挥其在节能减排与经济增长中的多元优势。

第三，深化区域合作与协同，共享减排与发展经验。在制度层面，各地区应构建互动与合作机制，分享碳达峰政策的成功案例及机器人应用的先进经验，以加快碳达峰步伐；在政策层面，政策制定者应建立跨部门协调机制，推动跨区域的政策交流和环保信息共享，共同应对气候变化挑战，既要如期实现碳达峰，更要达到经济与环境“双赢”的目标；在技术层面，应共享机器人研发与应用成果，一方面加速技术迭代升级，另一方面拓展机器人在环境监测、污染治理和生态保护等领域的应用，深度挖掘机器人在减排领域的效能。

A Study on Regional Carbon Peak Status under the Background of Artificial Intelligence: A Comparative Analysis Based on the Environment of Differentiated Policy

ZHANG Caiyun¹, SHEN Meina², HU Huagu¹

(1. Institute of Economics, Chinese Academy of Social Sciences;

2. School of Economics, University of Chinese Academy of Social Sciences)

Abstract: Based on three environments of carbon-emission-related policy, this article constructs an extended STIRPAT model with robots, and simulates how the environments of differentiated policy and the application of robots affect regional carbon peak status. The findings reveal that most provinces struggle to achieve carbon peak under a relaxed policy environment, while the application of robots can propel some provinces toward favorable carbon peak attainment under a steady policy environment and most provinces would achieve their carbon peaks earlier and accelerate toward an economic-environmental “win-win” outcome after enduring some economic losses under a stringent policy environment. Compared to the steady environment, robots play a smaller role in this scenario. The suitability of policy environments and effectiveness of robots vary across provinces based on their emission-reduction capabilities. The advantages of using robots stem from the promotion of technological innovation, optimization of the resource allocation, and acceleration of upgrading the labor structure. A region should cultivate a favorable environment of policy and fully deploy robots to achieve carbon peaks while ensuring an economic-environmental win-win result.

Key words: Carbon peak; Environment of differentiated policy; Application of robots; Extended STIRPAT model; The Tapio decoupling indicator

(责任编辑 王伯英 责任校对 王伯英 张 静)