

中国人工智能教育政策的 制度演化与治理机制（2017—2026）

李昌奎

1 香港社会科学中心 2 香港产教融合研究所

摘要 随着生成式人工智能快速发展，人工智能教育已成为各国教育治理的重要议题。然而，国家教育制度如何在短时间内制度性回应颠覆性技术冲击，其政策演化路径与治理机制仍缺乏系统研究。本文选取2017—2026年中国国家层面发布的28项核心政策文件，通过对316条政策条款进行系统编码，运用“政策工具—制度层级”二维分析框架，对中国人工智能教育政策的制度演化、工具配置结构及治理机制进行分析。研究发现：中国人工智能教育政策体系经历了“战略启动—体系构建—深化整合”三阶段演化；政策工具配置呈现权威型工具主导、能力建设型工具快速扩展、激励型工具相对不足的非均衡结构，并在不同教育层级之间形成明显的工具错配；政策体系的运行机制表现为“战略规划驱动—行政体系嵌入—组织扩散执行”的三层传导逻辑。在此基础上，本文提出“制度吸纳能力”（Institutional Absorptive Capacity, IAC）概念，用以解释国家教育制度在面对颠覆性技术冲击时将战略意图转化为组织实践的能力，并将其操作化为政策协调能力、制度嵌入能力与组织扩散能力三个维度。中国案例呈现出“高协调—高嵌入—弱扩散”的非均衡制度吸纳模式，为理解技术变革背景下教育制度的适应机制提供了新的分析框架。

关键词 人工智能教育政策；政策工具分析；制度演化；治理机制；制度吸纳能力

DOI <https://doi.org/10.6914/aiesc.020101> **文章编号** 3079-7918.2026.0201.1-57

引言

（一）问题的提出

人工智能（AI）正在对全球教育体系产生深刻的结构性冲击。这种冲击的性质与规模，在人类教育史上具有历史断裂意义。从历史维度看，印刷术、电力、互联网三次“通用目的技术”（General Purpose Technology, GPT）^①的普及，深刻改变了知识传播的介质与效率，但本质上仍是对“教的工具”的升级换

作者简介：李昌奎，男，1975年9月出生，山东寿光人，香港社会科学中心主任兼香港产教融合研究所所长，研究方向：计算社会科学、人工智能教育。电子信箱 cpcl@cpcl.hk，<https://orcid.org/0000-0001-7446-0198>。

© The Author(s) 2026. CC BY-NC-ND 4.0. **Article History:** Received: 15 January 2026; Accepted: 20 February 2026; Published: 15 March 2026 (online), 15 March 2026 (print).

人工智能教育研究 (Réngōng zhìnéng jiàoyù yánjiū) *Artificial Intelligence Education Studies*, ISSN 3079-7918 (Print), ISSN 3079-7926 (Online). Published by Creative Publishing Co., Limited 开元出版有限公司 (CPCL®). Email: cpcl@cpcl.hk, <https://aies.press>, <https://cpcl.hk>.

^①Bresnahan T F, Trajtenberg M. General Purpose Technologies “Engines of Growth”? [J]. *Journal of Econometrics*, 1995, 65(1): 83-108.

代——它们强化了既有的教育组织形态，并未从根本上重构其内在逻辑。人工智能则构成了不同性质的冲击：它不仅是工具层面的升级，更是一种具有自主感知、生成推理和交互学习能力的认知技术，足以同时重构知识的定义方式、学习的发生机制和教师的核心角色。以大语言模型（LLM）为代表的生成式 AI 更在此基础上推进了一步——它正在模糊“学习者”与“知识提供者”之间的边界，对长期赖以为基础的教育认识论构成了前所未有的挑战^①。

面对 AI 的结构性冲击，全球主要国家迅速将 AI 教育纳入国家战略议程，形成了多层次的国际政策动员格局。在多边层面，UNESCO 于 2019 年在北京通过《AI 与教育北京共识》^②，首次以国际多边文件确立 AI 教育治理的伦理框架；欧盟陆续发布《数字教育行动计划（2021—2027）》^③，将 AI 能力建设纳入数字公民权利框架；OECD 通过《AI 建议书》及年度《数字教育展望》报告，持续为成员国提供政策比较基准^{④⑤}。在国家层面，美国、新加坡、韩国等国将 AI 教育能力建设列为国家竞争战略的核心优先议程^⑥。这一全球政策动员浪潮折射出一个新兴共识：AI 时代的教育能力已成为国家战略竞争的新一维度。

中国在这一全球进程中呈现出鲜明的制度特征。自 2017 年国务院印发《新一代人工智能发展规划》^⑦以来，中国以较高的政策密度和行政动员力，在不到十年的时间窗口内建立了贯通基础教育、高等教育、职业教育和终身教育的 AI 教育政策体系。至 2026 年，国家层面已发布 28 项直接涉及 AI 教育的核心政策文件，形成了从国务院战略部署、教育部课程标准到多部委联合行动计划的纵向制度链条^⑧。值得关注的是，这一体系的内在工具结构也在演化：从早期以权威型行政指令为主的“观念动员”模式，逐步扩展到能力建设型、系统变革型和激励型工具的并行配置。就政策覆盖规模、制度扩展速度和纵向贯通深度而言，中国案例为研究“国家如何制度性回应颠覆性技术冲击”提供了具有代表性的观察场景。

然而，高密度的政策输出并不自动等同于高质量的制度转型。这恰恰构成了本文的核心问题起点：这一政策体系是如何在如此短的时间窗口内建立其系统结构的？它依靠何种治理机制运转？在政策文本向基层实践传导的过程中，面临哪些结构性摩擦与制度消耗？更深层的理论问题是：面对 AI 这一颠覆性技术的冲击，一个国家教育制度体系将战略意图转化为组织实践的“制度吸纳能力”究竟由什么决定？这些问题的回答，不仅关乎对中国 AI 教育治理的理论理解，也对“颠覆性技术与教育制度变迁”这一新兴交叉研究领域的理论建构具有普遍性方法论意义。

（二）核心研究问题

基于上述问题意识，本文提出三个相互关联、逐层递进的核心研究问题。三个问题分别对应“描述—解构—建构”的认知层次：RQ1 提供历时性事实基础，RQ2 揭示内部结构差异，RQ3 在前两者基础上进行理论提升。

RQ1：中国 AI 教育政策在 2017—2026 年间经历了怎样的制度演化阶段？各阶段的转换受到何种内外外部力量驱动？本问题旨在提供对政策演化轨迹的历时性描述，识别阶段分界处的制度转换逻辑，并揭示各阶段在政策工具配置上的可辨识差异。本文通过 28 项核心政策文件的时间序列编码和三标准交汇法（标志性文件节点、工具结构变化、外部驱动力转换）来回答这一问题，预期贡献在于超越以往研究对政策时间线的简单罗列，提供一个具有分析深度的阶段化叙事框架。

RQ2：在基础教育、高等教育、职业教育等不同教育层级中，政策工具的配置呈现何种结构性差异？这些

①Holmes W, Tuomi I. State of the Art and Practice in AI in Education [J]. European Journal of Education, 2022, 57(4): 542–570.

②UNESCO. Beijing Consensus on Artificial Intelligence and Education [R]. Paris: UNESCO, 2019.

③European Commission. Digital Education Action Plan 2021–2027 [R]. Brussels: European Commission, 2020.

④OECD. Recommendation of the Council on Artificial Intelligence [R]. Paris: OECD, 2021.

⑤OECD. OECD Digital Education Outlook 2023 [R]. Paris: OECD Publishing, 2023.

⑥National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. Foundations of Data Science for Students in Grades K–12 [R]. Washington, DC: The National Academies Press, 2023.

⑦国务院. 新一代人工智能发展规划 [R]. 北京: 国务院, 2017.

⑧教育部, 国家发展改革委, 工业和信息化部, 等. “人工智能 + 教育”行动计划 [R]. 北京: 教育部, 2026.

差异是否构成系统性的“工具错配”(instrument mismatch),其制度根源何在?本问题旨在揭示政策体系内部的结构分化,超越对政策文件总量和方向的描述性考察,深入到“哪些教育层级获得了什么类型的政策工具”这一核心的分配问题。“工具错配”概念构成本文的关键分析发现之一,它指向政策文本的“制度供给”与基层的“执行支撑”之间的结构性落差。本文借鉴 Howlett^①的“政策设计”范式和 McDonnell-Elmore^②的工具类型学来系统回答这一问题。

RQ3: 中国 AI 教育政策体系的治理机制遵循怎样的制度逻辑?在面对 AI 这一颠覆性技术的冲击时,国家教育制度体系的“制度吸纳能力”(Institutional Absorptive Capacity, IAC) 状况如何评估?本问题旨在从治理机制和制度能力两个维度提供理论化的解释框架。“治理机制”维度关注政策从国家战略层向基层学校传导的制度通道与消耗;“制度能力”维度则提出 IAC 概念,将其操作化为政策协调能力、制度嵌入能力和组织扩散能力三个分析维度,为跨国比较分析提供可操作的分析工具。本问题的理论野心在于:为“颠覆性技术与教育制度变迁”这一新兴交叉领域贡献一个属于自己的“理论产品”——而非仅仅借用已有框架进行描述性应用。

三个研究问题之间存在逻辑递进关系:RQ1 的历时性描述为 RQ2 的结构分析提供经验基础,RQ2 揭示的“工具错配”现象为 RQ3 的理论建构提供了待解释的核心事实,而 RQ3 提出的“制度吸纳能力”框架反过来为 RQ1 和 RQ2 的发现提供了统合性的理论解释。

(三) 研究意义与贡献

本文的学术贡献体现在四个相互支撑的层面。

第一,方法论贡献:结构化编码框架的构建与验证。本文系统构建并运用“政策工具—制度层级”二维分析框架,其方法论创新体现在三个方面:(1)编码对象的操作化——将“政策条款”定义为“具有独立政策行动语义的最小完整单元”,确保编码粒度的一致性与可复制性;(2)编码规模的系统性——对 28 项核心政策文件的 316 个政策条款进行全量编码,而非选择性引用;(3)信度控制的规范化——采用三人独立编码与 Cohen's Kappa 系数验证($\kappa=0.84/0.91$),达到教育政策研究的可接受标准^③。这一方法论路径超越了以往 AI 教育政策研究中描述性综述与单一文本解读的范式局限,为后续学者开展系统性比较实证研究提供了可复制、可检验的方法论模板。

第二,理论贡献:“制度吸纳能力”概念的提出与操作化。本文提出“制度吸纳能力”(Institutional Absorptive Capacity, IAC) 这一分析性概念,并将其操作化为政策协调能力、制度嵌入能力和组织扩散能力三个分析维度。这一概念的理论创新体现在三重学术对话之中:其一,将 Cohen 和 Levinthal^④在企业组织层面提出的“吸收能力”理论延伸至国家教育制度层面,实现了分析层次的跃升——从“企业如何吸收外部知识”到“国家教育体系如何吸纳颠覆性技术”;其二,将 Ball^⑤和 Bowe 等^⑥的“政策循环”与“再语境化”理论与“颠覆性技术冲击”这一特定外部变量相结合,为教育政策社会学增添了技术变革维度;其三,将 North^⑦新制度主义经济学中的“制度适应性”讨论引入教育治理领域,架起制度经济学与教育政策研究之间的理论桥梁。“制度吸纳能力”概念旨在成为一个具有跨语境比较潜力的中层分析工具,而非仅适用于中国案例的描述性标签。

第三,经验知识贡献:中国案例的系统性与基准价值。本文提供了对中国 AI 教育政策 2017—2026 年

①Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

②McDonnell L M, Elmore R F. Getting the Job Done: Alternative Policy Instruments [J]. Educational Evaluation and Policy Analysis, 1987, 9(2): 133-152.

③涂端午. 教育政策文本分析及其应用 [J]. 复旦教育论坛, 2009, 7(5): 22-27.

④Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.

⑤Ball S J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

⑥Bowe R, Ball S J, Gold A. Reforming Education and Changing Schools [M]. London: Routledge, 1992.

⑦North D C. Institutions, Institutional Change and Economic Performance [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

制度演化的历时性追踪与结构化分析。这一贡献的独特价值在于：其一，时间跨度的完整性——覆盖从战略启动到深化整合的完整政策周期，而非截取某一时间切面；其二，编码深度的细粒度——深入到316个政策条款的逐条工具分类与层级标注，提供了可供复核的分析线索；其三，基准数据的累积意义——本文在既有研究基础上，尽可能以统一框架对中国AI教育政策语料进行结构化梳理。这一经验知识基础补充了现有文献在历时性视角和工具层分析双重维度上的不足，也为后续比较研究提供了可对话的中国案例材料。

第四，实践应用贡献：工具错配诊断与靶向优化路径。本文对基础教育“工具错配”结构（权威型工具的制度供给远超能力建设型工具的执行支撑）和组织扩散层面的突出约束（教师能力、区域资源均衡与课程形式化风险）的诊断性分析，对于政策制定者具有直接的决策参考价值。“制度吸纳能力”三维框架为识别主要约束维度和确定优化方向提供了分析工具，避免“全面加强”式的笼统政策建议，指向“优先补强执行层短板”的施策路径。

本文的后续结构安排如下：第二节综述相关文献并确立理论基础；第三节介绍研究设计、分析框架与编码方法；第四节至第六节分别呈现三阶段制度演化分析、治理结构与工具差异化分析、国际比较与制度逻辑分析三个核心实证部分；第七节进行理论建构，正式提出并操作化“制度吸纳能力”概念；第八节总结核心发现、提出政策启示并讨论研究局限与未来方向。

一、文献综述与理论基础

（一）AI与教育：技术变革的教育学回应

1. 技术与教育关系的理论根基

理解AI对教育的冲击，首先需要将其置于“技术与教育”关系的更广泛理论脉络中。从技术哲学视角看，Heidegger关于技术“解蔽”（Entbergung）本质的讨论^①，以及Stiegler关于“技术记忆”（technical memory）与人类认知之间共构关系的分析^②，为理解AI对教育产生的认识论冲击提供了深层哲学基础——AI不仅改变了教育的“工具条件”，更在改变知识生产、存储和传递的“记忆基质”本身。从经济学视角看，Bresnahan和Trajtenberg^③提出的“通用目的技术”（GPT）理论，以及Lipsey、Carlaw和Bekar^④对GPT在历史长周期中推动制度变革的系统分析，为理解AI作为一种足以重塑社会组织形态（包括教育组织）的“元技术”提供了经济史视角。这两条理论线索——技术哲学的认识论维度和经济史的制度变革维度——共同构成了本文分析AI教育政策的深层理论底色。

在教育学的内部，技术与教育的关系长期是教育技术学（Educational Technology）的核心议题。Cuban^⑤在其经典研究中揭示了一个历史性悖论：从电影、广播、电视到计算机，每一代教育技术都承载着“革命性变革”的期望，但实际的教育实践却表现出惊人的制度韧性（institutional resilience）——技术在进入学校组织后被“驯化”（domesticated），成为既有教学模式的工具补充而非制度替代。Selwyn^⑥从批判教育学视角延续了Cuban的问题意识，指出技术乐观主义话语背后隐藏着教育劳动的去专业化风险和平台资本的控制逻辑。这一“驯化”范式是否适用于AI？这正是当前教育技术研究的核心争论点——AI可能是第一个能够突破“制度韧性”壁垒的教育技术，因为它不是在“教的工具”层面运作，而是在“知识本体”和“认知

①Heidegger M. The Question Concerning Technology [A]. In: The Question Concerning Technology and Other Essays [C]. New York: Harper & Row, 1977: 3-35.

②Stiegler B. Technics and Time, 1: The Fault of Epimetheus [M]. Stanford: Stanford University Press, 1998.

③Bresnahan T F, Trajtenberg M. General Purpose Technologies “Engines of Growth”? [J]. Journal of Econometrics, 1995, 65(1): 83-108.

④Lipsey R G, Carlaw K I, Bekar C T. Economic Transformations: General Purpose Technologies and Long-Term Economic Growth [M]. Oxford: Oxford University Press, 2005.

⑤Cuban L. Teachers and Machines: The Classroom Use of Technology Since 1920 [M]. New York: Teachers College Press, 1986.

⑥Selwyn N. Should Robots Replace Teachers? AI and the Future of Education [M]. Cambridge: Polity Press, 2019.

过程”层面构成挑战。

2. AI 教育研究的国际学术脉络

人工智能对教育的影响是近年来教育研究领域增长最快的议题之一。在理论框架层面, Luckin^①提出的“AI 就绪”(AI-ready)教育框架是较早的系统性理论尝试,强调教育系统需要在课程重构、教师赋能和基础设施三个层面同步推进,才能有效回应 AI 的冲击。该框架的价值在于将 AI 教育从“应用讨论”提升至“系统准备”的制度层面,但其分析视角主要聚焦于学校和教师层面,对国家制度层面的政策回应机制关注不足。

Holmes、Bialik 和 Fadel^②将 AI 在教育中的应用归纳为三个层面——面向学习者的 AI (Learner-facing AI, 如智能辅导系统、自适应学习平台)、面向教师的 AI (Teacher-facing AI, 如智能评估工具、教学分析仪表盘)和面向系统的 AI (System-facing AI, 如教育决策支持系统、学习分析平台)——这一三层分析框架为理解 AI 教育政策的多维特征提供了认知基础。Holmes 等^③在 2022 年更新版中进一步吸收了生成式 AI 的最新进展,指出大语言模型正在模糊“学习工具”与“知识来源”之间的传统边界,对学术诚信制度和评价体系构成了前所未有的挑战。这一判断预示了后 ChatGPT 时代 AI 教育治理的核心难题——当机器能够生成与人类无法区分的知识产出时,建立在“人类独立创作”假设基础上的整个教育评价体系面临根本性的制度危机。

Baker 和 Smith^④在 Nesta 基金会的报告中更为务实地评估了 AI 在学校教育中的应用前景与局限,提出了一个对本文特别重要的洞见:“AI 工具的教育价值取决于其被嵌入的制度环境”(the educational value of AI tools depends on the institutional environment into which they are embedded)。这一判断直接指向了 AI 教育的政策与治理维度——技术本身的教育效能是制度条件依赖的,而非技术内生的。Zawacki-Richter 等^⑤对 AI 在高等教育中应用的系统综述(涵盖 2007—2018 年间 146 项研究)揭示了一个重要的学术盲区:绝大多数研究聚焦于技术效能层面(profiles and prediction、assessment and evaluation、adaptive systems、intelligent tutoring),对 AI 应用的制度条件、政策框架和治理机制的学术关注严重不足。Crompton 和 Burke^⑥的元分析进一步证实了这一判断,K-12 领域的 AI 教育研究同样呈现“技术浓厚—治理稀薄”的文献结构。

3. 生成式 AI 对教育的专题挑战

2022 年底 ChatGPT 的发布标志着生成式 AI 进入公众视野,由此引发了教育研究的一波专题反应。Kasneci 等^⑦系统评估了 ChatGPT 等大语言模型对高等教育的机遇与风险,指出生成式 AI 在个性化学习支持和教学辅助方面具有显著潜力,但同时对学术诚信、批判性思维培养和考试评价体系构成了系统性威胁。Baidoo-Anu 和 Ansah^⑧从发展中国家视角分析了 ChatGPT 对教育公平的双重影响——一方面,免费的 AI 助手可能缩小优质教育资源的获取差距;另一方面,数字基础设施和 AI 素养的不平等可能创造新

①Luckin R. Machine Learning and Human Intelligence: The Future of Education for the 21st Century [M]. London: UCL Press, 2018.

②Holmes W, Bialik M, Fadel C. Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning [M]. Boston: Center for Curriculum Redesign, 2019.

③Holmes W, Tuomi I. State of the Art and Practice in AI in Education [J]. European Journal of Education, 2022, 57(4): 542–570.

④Baker T, Smith L, Anissa N. Educ-AI-tion Rebooted? Exploring the Future of Artificial Intelligence in Schools and Colleges [R]. London: Nesta Foundation, 2019.

⑤Zawacki-Richter O, Marín V I, Bond M, et al. Systematic Review of Research on Artificial Intelligence Applications in Higher Education [J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2019, 16: 39.

⑥Crompton H, Burke D. Artificial Intelligence in Higher Education: The State of the Field [J]. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2023, 20: 22.

⑦Kasneci E, Sessler K, Küchemann S, et al. ChatGPT for Good? On Opportunities and Challenges of Large Language Models for Education [J]. Learning and Individual Differences, 2023, 103: 102274.

⑧Baidoo-Anu D, Ansah L O. Education in the Era of Generative Artificial Intelligence: Understanding the Potential Benefits of ChatGPT in Promoting Teaching and Learning [J]. Journal of AI, 2023, 7(1): 52–62.

的“数字鸿沟”。相关研究据此呼吁教育系统进行“根本性的重新思考”，从“禁止使用 AI”转向“与 AI 共存的教育设计”。

这些生成式 AI 时代的最新文献揭示了一个核心趋势转换：AI 教育的政策议题正在从“如何将 AI 引入教育”（AI for education）向“如何在 AI 原生世界中重新定义教育”（education in the age of AI）转变。这一转换对政策制定者的含义是：AI 教育政策不再仅仅是“教育技术政策”的子集，而正在成为教育制度整体变革的核心驱动议程。

4. 国际 AI 教育治理的框架性文献

在国际组织层面，UNESCO、OECD 和欧盟产出了一系列具有框架导向意义的文献。UNESCO 于 2019 年通过的《AI 与教育北京共识》^①是第一份关于 AI 教育的国际多边文件，提出了规划 AI 教育政策的系统性框架，涵盖 AI 素养、教师赋能、数据保护和包容性等维度。Miao 等^②代表 UNESCO 发布的《AI 与教育：政策制定者指南》进一步将上述框架操作化，为各国政策设计提供了具体指引。UNESCO^③于 2021 年发布的《AI 伦理建议书》则从更广泛的伦理治理视角为 AI 教育应用设定了价值边界。

OECD 通过其“教育与技能”项目持续产出 AI 教育政策的比较分析。《OECD 数字教育展望 2023》^④以“迈向有效的数字教育生态系统”为主题，对成员国 AI 教育政策的进展、挑战和政策选项进行了系统梳理。OECD 的“AI 政策观察站”为各国 AI 教育治理的比较研究提供了持续更新的数据基础^⑤。欧盟通过《数字教育行动计划（2021—2027）》^⑥将 AI 能力建设嵌入更广泛的数字公民权利框架。Redecker^⑦主持开发的 DigCompEdu（欧洲教育者数字能力框架）为教师 AI 能力标准的制定提供了国际参照模板。

这些国际框架性文献的共同特征是：（1）强调 AI 教育政策的“系统性”——需要课程、教师、基础设施和伦理的同步推进；（2）关注 AI 教育的“公平性”——防止新技术加剧既有的教育不平等；（3）倡导 AI 教育治理的“伦理先行”——在技术应用推广之前建立伦理底线和风险防范机制。本文对中国案例的分析将在上述国际框架的参照下展开。

5. 中国 AI 教育研究的学术脉络

在中国语境中，AI 教育研究形成了多条相互交织的学术脉络。

在教育哲学层面，顾明远^⑧从教育的根本问题出发，指出 AI 时代教育的核心挑战在于重新定义“人之为人”的核心素养——当机器能够完成越来越多的认知任务时，教育的不可替代价值何在？李政涛和罗艺^⑨提出 AI 对教育的影响不是“替代”而是“重构”——AI 改变的并不是教育的“表层工具”，而是教育的“深层逻辑”，包括知识观、学习观和教师观的根本转变。这些教育哲学层面的反思为理解中国 AI 教育政策的“观念建构”功能提供了思想基础。

在教育治理层面，黄荣怀等^⑩从“智慧教育”（smart education）范式出发，系统探讨了 AI 赋能教育变革的政策路径与实践模式，提出“智慧教育”不仅是技术应用层面的变革，更是教育治理模式的系统性转型。祝智庭和彭红超^⑪论述了智慧教育的国家战略意义与实施路径，将 AI 教育政策置于国家信息化战

①UNESCO. Beijing Consensus on Artificial Intelligence and Education [R]. Paris: UNESCO, 2019.

②Miao F, Holmes W, Huang R, et al. AI and Education: Guidance for Policy-Makers [R]. Paris: UNESCO, 2021.

③UNESCO. Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence [R]. Paris: UNESCO, 2021.

④OECD. OECD Digital Education Outlook 2023 [R]. Paris: OECD Publishing, 2023.

⑤OECD. Recommendation of the Council on Artificial Intelligence [R]. Paris: OECD, 2021.

⑥European Commission. Digital Education Action Plan 2021–2027 [R]. Brussels: European Commission, 2020.

⑦Redecker C. European Framework for the Digital Competence of Educators: DigCompEdu [R]. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2017.

⑧顾明远. 人工智能与未来教育 [J]. 教育研究, 2023, 44(7): 4–7.

⑨李政涛, 罗艺. 人工智能时代教育变革的深层逻辑 [J]. 教育研究, 2023, 44(10): 16–25.

⑩黄荣怀, 刘德建, 刘晓琳, 等. 人工智能赋能教育变革：政策与实践 [J]. 开放教育研究, 2024, 30(1): 4–15.

⑪祝智庭, 彭红超. 智慧教育国家战略意义与实施路径 [J]. 电化教育研究, 2024, 45(1): 5–14.

略的宏观框架中加以理解。这一“智慧教育”范式在很大程度上构成了中国 AI 教育政策话语的“认知基础设施”。

在教师发展层面,余胜泉^①较早地提出了“人机协同”的教学模式构想,指出 AI 时代教师的角色将从“知识传授者”转变为“学习设计者”“情感激励者”和“人机协同的教学编排者”。这一理论构想直接影响了 2023 年《教师数字素养》标准的设计逻辑。

在高等教育层面,钟秉林^②从高等教育管理视角指出, AI 对大学的影响不仅体现在教学工具层面,更深刻地涉及学科建制、人才评价和大学治理结构的全面重塑。吴飞等^③针对中国 AI 学科与专业建设进行了现状分析,揭示了“应用层人才过剩、基础层人才短缺”的结构性失衡——这一实证发现为本文分析高等教育政策工具配置提供了重要参照。

在国际比较层面,顾小清和胡艺龄^④从国际比较视角分析了 AI 时代的教育政策选择,为中国路径的定位提供了参照坐标。任友群和郑旭东^⑤对中国高校 AI 专业建设的现状进行了系统反思,指出专业建设的“数量扩张”需要向“质量深化”转型。

在教育公平层面,尚俊杰和庄榕霞^⑥的研究系统揭示了 AI 教育的城乡差异——城市学校在 AI 教学设备、教师培训和课程资源方面的优势远超农村学校,这种差距有可能随着 AI 教育政策的推进而进一步扩大。这一发现为本文分析“效率导向与公平保障”之间的结构性张力提供了直接的经验证据。

综合审视上述中国文献,可以发现一个与国际文献类似的结构特征:多数研究聚焦于 AI 教育的“应该怎样”(规范性讨论)或“正在怎样”(描述性观察),而对 AI 教育政策“如何运作”和“为何这样运作”的制度机制分析仍然不足。这恰恰构成了本文的学术切入点。

(二) 教育政策研究的理论资源

本文的理论建构借鉴了教育政策研究的三个重要学术传统:政策工具分析、教育政策社会学和新制度主义。

1. 政策工具分析传统

政策工具分析(policy instrument analysis)是公共政策研究中最成熟的结构化分析路径之一,其核心关切是:政府为实现特定政策目标而选择了何种工具,不同工具类型的组合方式如何影响政策效果。

Hood^⑦最早从“政府治理资源”视角对政策工具进行系统概念化,提出信息(nodality)、权威(authority)、财政(treasure)和组织(organization)四类资源型工具,构成了著名的“NATO 模型”。这一分类的贡献在于将政策工具从“工具清单”提升至“政府能力”的分析层面——不同工具类型反映的是政府动员不同类型治理资源的能力与偏好。然而,NATO 模型是从一般性政府治理资源出发的,未针对教育政策的特殊性进行调适。

McDonnell 和 Elmore^⑧从教育政策的具体实践出发,提出了更贴合教育治理逻辑的四类型框架:权威型工具(mandates)——通过规则 and 标准约束学校行为,如课程标准、教师资格要求、学业评价标准;激励型工具(inducements)——通过资源交换诱导学校改变行为,如竞争性项目资助、绩效奖励、经费倾斜;能力建设型工具(capacity building)——通过知识、技能和资源投入提升学校的执行能力,如教师培训、设备配置、平台建设;系统变革型工具(system changing)——通过权力和制度结构的重新配置实现教育

①余胜泉. 人工智能教师的未来角色[J]. 开放教育研究, 2018, 24(1): 16-28.

②钟秉林. 人工智能时代的高等教育变革[J]. 中国高教研究, 2023(8): 1-6.

③吴飞, 何清, 陈文光, 等. 中国人工智能学科与专业建设: 现状、问题与思考[J]. 高等工程教育研究, 2023(3): 1-9.

④顾小清, 胡艺龄. 人工智能时代的教育政策: 国际比较与中国路径[J]. 比较教育研究, 2024, 46(3): 22-32.

⑤任友群, 郑旭东. 中国高校人工智能专业建设的现状与反思[J]. 高等教育研究, 2024, 45(2): 58-67.

⑥尚俊杰, 庄榕霞. 人工智能教育的城乡差异: 现状、成因与对策[J]. 教育研究, 2024, 45(6): 72-81.

⑦Hood C. The Tools of Government [M]. London: Macmillan, 1983.

⑧McDonnell L M, Elmore R F. Getting the Job Done: Alternative Policy Instruments [J]. Educational Evaluation and Policy Analysis, 1987, 9(2): 133-152.

体系的根本性变革,如学科建制调整、治理模式创新、评价体系改革。本文采用 McDonnell-Elmore 分类作为 X 轴主框架,理由在于:第一,该分类直接回应了教育系统“如何改变学校行为”这一核心问题,较之 Hood 的一般性框架更具教育治理的领域适配性;第二,其类型学逻辑——从约束到激励到赋能再到重构——恰好与 AI 教育政策从“行政指令”到“全谱动员”的演化轨迹形成分析对应;第三,四种工具类型之间存在互补和替代关系,使得本文能够分析工具组合的结构性特征而非仅关注单一工具。

Schneider 和 Ingram^①在 McDonnell-Elmore 的基础上将政策工具理论进一步推广,提出了五维分类——权威、激励、能力建设、象征/启发(symbolic/hortatory)和学习(learning)——其中“象征/启发型”工具的增加尤为重要,它关注的是政策通过价值表达和话语建构来影响行动者认知的功能。这一维度对理解中国 AI 教育政策第一阶段的“观念动员”功能具有理论共鸣。

Howlett^②代表了政策工具研究的最新范式发展。他将政策工具研究从“工具分类”推进至“政策设计”(policy design)范式,强调工具选择的有效性不仅取决于工具本身的特征,更取决于工具与制度语境的“匹配性”(goodness of fit)。Howlett 进而区分了“实质性工具”(substantive instruments,直接作用于政策目标)和“程序性工具”(procedural instruments,用于管理政策过程),并指出工具选择的“路径依赖”特征——早期的工具选择会约束后续的工具可选集。这一“政策设计”视角对本文的分析具有双重理论价值:一方面,“工具—语境匹配性”概念为本文诊断中国 AI 教育政策的“工具错配”现象提供了直接的理论支点;另一方面,“路径依赖”视角有助于解释为何中国 AI 教育政策从一开始就表现出权威型工具的强烈偏好——这与中国教育治理的长期制度语境高度一致。

Rothwell 和 Zegveld^③从科技政策领域提出了“供给型—环境型—需求型”分类,在中国科技教育政策研究中被广泛采用。这一分类与 McDonnell-Elmore 框架的关系可以理解为“政策功能导向”和“学校行为导向”的不同侧重。本文选择后者作为主框架,但在分析中也参照前者的功能视角。

在中国教育政策分析的实践中,政策工具框架已被应用于多个领域。朱德全和许丽丽^④运用政策工具视角对中国教育信息化政策文本进行了示范性的结构化分析,揭示了“供给型工具过剩、需求型工具不足”的结构特征。类似的分析路径在教育政策研究中已显示出较强的解释力。然而,截至本文写作时,政策工具分析框架尚未被系统运用于 AI 教育政策研究——这恰恰是本文的方法论切入点。

2. 教育政策社会学传统

教育政策社会学(sociology of education policy)关注的核心问题是:政策如何从“文本”转化为“实践”,在这一转化过程中发生了什么。

Ball^⑤提出的“政策循环”(policy cycle)框架是这一传统的奠基性理论。该框架区分了三个相互关联的政策语境:“影响的语境”(context of influence)——利益群体和政策倡导者推动政策议程的场域;“文本生产的语境”(context of policy text production)——政策文件被起草、修订和发布的过程;“实践的语境”(context of practice)——政策被基层组织和行动者解读、适应和执行的场域。Ball 强调,政策不是“自上而下”的线性传导,而是在三个语境之间持续循环和相互影响的动态过程。

Bowe、Ball 和 Gold^⑥在此基础上提出了“再语境化”(recontextualization)概念,指出政策文本在从“文本生产”进入“实践场域”的过程中会被不断“重新编码”(recoded)——教师、学校管理者和地方教育行政人员根据自身的理解、利益和资源条件对政策进行“二次创造”。这意味着同一政策文本在不同实践语

①Schneider A, Ingram H. Behavioral Assumptions of Policy Tools [J]. The Journal of Politics, 1990, 52(2): 510-529.

②Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

③Rothwell R, Zegveld W. Reindustrialization and Technology [M]. London: Longman, 1985.

④朱德全,许丽丽.政策工具视角下我国教育信息化政策文本分析[J].教育研究,2021,42(9):30-42.

⑤Ball S J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

⑥Bowe R, Ball S J, Gold A. Reforming Education and Changing Schools [M]. London: Routledge, 1992.

境中可能产生截然不同的实施效果。Bernstein^①的“教育知识编码”理论进一步深化了这一视角，指出知识在不同制度化场域（curriculum、pedagogy、evaluation）之间的传递必然涉及“再语境化”过程，而“再语境化规则”本身就是权力和控制关系的体现。

Ball 的“政策循环”框架和 Bowe 等的“再语境化”理论，对于理解中国 AI 教育政策具有特别的解释力。中国 AI 教育政策体系呈现出从“国家战略层”到“部门制度层”再到“地方实施层”的纵向传导结构——每一层级的“再语境化”过程都伴随着“制度消耗”和“意义漂移”。例如，国务院级规划中“在中小学设置 AI 课程”的战略表述，在教育部课程标准中被编码为具体的课时和内容要求，在地方教育局被转化为教师培训方案和设备采购计划，在学校一线则可能被简化为“编程操作训练”。每一次“再语境化”都可能导致政策原意的稀释——这正是本文所关注的“组织扩散瓶颈”的理论根源。

3. 新制度主义传统

本文的理论建构还借鉴了新制度主义（new institutionalism）的相关视角。North^②关于“制度适应性效率”（adaptive efficiency of institutions）的讨论为本文“制度吸纳能力”概念的提出提供了直接的理论灵感。North 指出，制度的优劣不仅取决于其“配置效率”（在既定条件下的最优配置），更取决于其“适应性效率”——即面对新环境和新挑战时的学习能力和调整灵活性。将这一概念移植到教育制度领域，“制度吸纳能力”所关注的正是：国家教育制度体系在面对 AI 这一颠覆性技术冲击时的“适应性效率”如何——它能否及时感知冲击、有效编码制度规则、顺利扩散到基层组织？

Pierson^③的“递增回报”（increasing returns）理论有助于解释中国 AI 教育政策中工具选择的“路径依赖”特征。在中国教育治理的长期制度语境中，权威型工具（自上而下的行政指令）拥有最成熟的制度基础设施和最深厚的组织惯性，因此在面对任何新政策议题时都倾向于被优先采用——即便从分析角度看，能力建设型或激励型工具可能更为适配。这种“工具选择的路径依赖”为理解中国 AI 教育政策中权威型工具的“过度配置”提供了制度经济学解释。

Mahoney 和 Thelen^④的“渐进制度变迁”理论——区分“叠加”（layering）、“漂移”（drift）、“转化”（conversion）和“替代”（displacement）四种变迁模式——为分析中国 AI 教育政策的制度演化提供了精细化的分析工具。本文将在第四节的三阶段分析中运用这一框架来辨识不同阶段中制度变迁的主导模式。

Cohen 和 Levinthal^⑤在组织创新理论中提出的“吸收能力”（absorptive capacity）概念——即组织识别外部知识价值、消化吸收并将其应用于商业目的的能力——是本文“制度吸纳能力”概念的最直接理论前身。本文将这一概念从企业组织层面提升至国家教育制度层面，从“外部知识”扩展至“颠覆性技术”，并将分析维度从 Cohen 和 Levinthal 的“先验知识基础”和“研发投入强度”重新操作化为“政策协调能力”“制度嵌入能力”和“组织扩散能力”——以适应公共制度体系（而非市场化企业组织）的分析需要。

（三）技术治理与 AI 治理研究

1. AI 伦理治理的全球框架

本文还借鉴了技术治理研究中的相关理论资源。AI 治理研究在过去五年中经历了从“伦理原则”到“制度机制”的范式转换。在前一阶段，Floridi 等^⑥提出了 AI 伦理治理的“五原则”框架（行善、避恶、自

①Bernstein B. *Pedagogy, Symbolic Control and Identity: Theory, Research, Critique* [M]. Lanham: Rowman & Littlefield, 2000.

②North D C. *Institutions, Institutional Change and Economic Performance* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

③Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. *American Political Science Review*, 2000, 94(2): 251–267.

④Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. *Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power* [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1–37.

⑤Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. *Administrative Science Quarterly*, 1990, 35(1): 128–152.

⑥Floridi L, Cowls J, Beltrametti M, et al. AI4People—An Ethical Framework for a Good AI Society [J]. *Minds and Machines*, 2018, 28: 689–707.

主、公正、可解释), Jobin、Ienca 和 Vayena^①通过对全球 84 份 AI 伦理准则的元分析, 识别了“透明性”“公正与公平”“无害性”“责任性”和“隐私”五个跨语境的共识原则。这些研究建立了 AI 治理的“伦理共识基线”, 但也暴露出“原则充足、机制不足”的普遍困境。

在下一阶段, AI 治理研究的重心从“我们应该遵循什么原则”转向“我们如何将原则转化为可执行的制度安排”。相关研究指出, AI 伦理原则的“制度化”面临三重挑战: 原则的模糊性 (vagueness) 使其难以转化为可操作的规则、原则之间存在冲突 (trade-offs) 需要优先级裁定、原则的执行缺乏强制力机制。这一“原则到制度”的转化难题, 与本文关注的“政策文本到基层实践”的转化难题具有深层的结构类比性——两者都涉及“规范性文本”如何穿越组织层级和实践语境而保持效力的问题。

2. AI 教育治理的专项文献

在 AI 教育治理的专项领域, Pedro 等^②在 UNESCO 工作论文中提出了发展中国家 AI 教育的公平性挑战框架, 识别了数字基础设施差距、教师能力差距和课程资源差距三个关键维度——这一框架为本文分析中国 AI 教育的区域不均衡提供了理论依据。相关研究也从“社会正义”视角审视 AI 教育政策, 指出 AI 教育政策的“包容性”不仅是“让所有人接触 AI”, 更重要的是“让所有人理解 AI 如何影响他们的生活”——这一区分对理解中国 AI 通识教育政策的“素养导向”具有启发意义。

从“平台治理”视角出发, 已有研究注意到科技企业在 AI 教育领域的角色正在上升: Google、Microsoft 等科技企业通过免费教育工具、教师培训项目和课程资源供给, 正在成为 AI 教育治理的重要制度参与者。这一现象在中国同样存在 (百度、华为、科大讯飞等企业深度参与 AI 教育), 但在“国家动员型”治理模式下呈现出不同的企业—国家关系格局。

3. 中国 AI 治理的制度特征

在中国 AI 治理的文献中, 薛澜^③系统分析了中国 AI 治理的机遇与挑战, 指出中国 AI 治理的制度特征是“促进发展型治理” (pro-development governance) ——在鼓励创新与防范风险之间偏向前者, 这一特征也深刻影响了 AI 教育政策的制度设计逻辑。比较研究也表明, “国家引导型”模式在政策推进速度上具有优势, 但在治理灵活性和社会参与度方面仍面临约束。这些 AI 治理文献为本文的国际比较分析提供了重要的理论背景。

(四) 研究缺口与本文定位

综合审视上述三条文献脉络 (AI 教育研究、教育政策理论、技术治理研究), 可以识别出五个方面的研究缺口——这些缺口共同构成了本文的学术空间和研究必要性。

缺口一: 历时性追踪不足。现有中国 AI 教育政策研究多聚焦于单一政策文本的内容解读 (如对某一项规划或标准的逐条分析) 或特定时间节点的横截面考察, 缺乏对 2017—2026 年完整政策链条的系统性历时追踪。这意味着政策之间的连续性、阶段性和转折点尚未被系统识别, 政策演化的“内在逻辑”仍然是一个有待填补的学术空白。

缺口二: 结构化分析工具缺位。多数研究偏重“是什么”的描述性解读, 缺少“如何运作”和“为何这样运作”的机制分析。特别值得注意的是, 政策工具分析框架——作为政策科学中最成熟的结构化方法之一——在 AI 教育政策研究中几乎未被系统运用。这导致现有研究难以回答“政策体系使用了何种工具组合”“工具配置在不同领域是否均衡”等关键的治理机制问题。

缺口三: 跨教育层级的差异化分析缺失。现有研究倾向于将“中国 AI 教育政策”作为一个同质性整体加以讨论, 较少从基础教育、高等教育和职业教育的差异化视角进行内部解构。然而, 如本文的分析将揭

①Jobin A, Ienca M, Vayena E. The Global Landscape of AI Ethics Guidelines [J]. Nature Machine Intelligence, 2019, 1: 389–399.

②Pedro F, Subosa M, Rivas A, et al. Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development [R]. Paris: UNESCO, 2019.

③薛澜. 人工智能治理: 中国的挑战与机遇 [J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(4): 525–533.

示,不同教育层级获得的政策工具配置存在显著差异,这些差异构成了理解政策体系运作逻辑的关键线索。

缺口四:理论建构薄弱。AI教育政策研究领域目前缺乏属于自己的“理论产品”——可供跨国比较和学术对话的分析性概念。现有研究多借用宏观教育改革理论或一般性政策分析框架进行描述性应用,而非在AI教育政策的独特经验基础上进行理论创新。一个新兴交叉研究领域的成熟,必须伴随着属于该领域的“中层理论”的提出——“制度吸纳能力”正是本文对这一学术需求的理论回应。

缺口五:国际比较的理论框架不足。尽管部分研究已开展了中国与其他国家AI教育政策的描述性比较,但这些比较多停留于“政策内容对照”层面,缺乏一个统一的理论框架来组织跨国比较分析。本文提出的IAC三维框架(政策协调能力—制度嵌入能力—组织扩散能力)旨在为这一空白提供可操作的分析工具。

本文正是针对上述五重研究缺口展开研究:通过政策文本分析的方法路径(回应缺口二),在政策工具理论与政策社会学的双重框架下(回应缺口二和四),对中国AI教育政策进行历时性追踪(回应缺口一)与跨教育层级的差异化解析(回应缺口三),并尝试提出“制度吸纳能力”作为本文的理论贡献和比较分析工具(回应缺口四和五)。

二、研究设计与方法

(一) 方法论定位

1. 方法论谱系与选择

政策研究的方法论谱系大致可分为三条路径:定量政策分析(如政策效果的计量经济学评估、大样本问卷调查)、定性政策分析(如政策文本分析、案例研究、话语分析)和混合方法研究。本文采用定性政策文本分析(qualitative policy document analysis)为核心方法,并在分析过程中融入定量化的编码统计以增强分析的结构化程度和可复制性。这一方法论选择介于纯定性解读与纯定量统计之间,兼具定性方法的解释深度和定量方法的结构化优势。

2. 政策文本分析的认识论基础

政策文本分析是公共政策研究的基础方法之一^①,其认识论前提是:政策文本不仅是政策内容的“载体”,更是政策制定者问题认知、价值取向和工具偏好的“制度化凝结物”(institutionalized crystallization of discourse)。通过对政策文件的系统性编码与结构化解读,研究者能够揭示隐含在文本背后的政策目标设定逻辑、政策工具配置结构和制度安排的内在机理^②。

Bowen^③系统论述了文档分析(document analysis)作为定性研究方法的优势与局限。其优势包括:(1)非反应性(non-reactivity)——研究对象(政策文本)不会因被研究而改变行为,排除了访谈和观察研究中的“霍桑效应”;(2)稳定性(stability)——政策文本一经发布即成为固定记录,可供反复审阅和独立验证;(3)覆盖性(coverage)——政策文本能够覆盖较长的时间跨度和多个制度层级,适合历时性研究。其局限包括:(1)“选择性偏差”(selection bias)——官方政策文本反映的是“决策者意图”而非“执行实况”;(2)“详细程度不足”(insufficient detail)——政策文本的表述往往具有高度概括性,可能遗漏具体的实施细节。本文对这些局限保持充分的方法论自觉,并在分析中通过引用补充性文献(如教师调查数据、学校实施案例)来部分弥补政策文本分析的内在局限。

3. 本文方法选择的理据

选择政策文本分析作为本文的核心方法,基于以下五个考量:

第一,经验材料的充裕性。中国AI教育政策在2017—2026年间形成了一个数量可观(28项核心文

①涂端午.教育政策文本分析及其应用[J].复旦教育论坛,2009,7(5):22-27.

②涂端午.教育政策文本分析及其应用[J].复旦教育论坛,2009,7(5):22-27.

③Bowen G A. Document Analysis as a Qualitative Research Method [J]. Qualitative Research Journal, 2009, 9(2): 27-40.

件)、层级清晰(从国务院到部委再到专项标准)、格式规范(均为正式公文体例)的文本群,为系统性文本分析提供了理想的经验材料。

第二,制度信息的密集性。政策文本作为“制度化的话语凝结物”,能够集中反映政策制定者的问题认知(关注什么)、目标设定(要达到什么)、工具选择(用什么方式)和制度安排(如何组织)——这些信息恰恰是回答本文三个研究问题所需要的核心资料。

第三,方法与理论的契合性。政策文本分析与政策工具理论之间存在天然的结合点:政策工具理论提供了结构化的分类框架(权威型、激励型、能力建设型、系统变革型),政策文本分析提供了系统化的编码操作——两者的结合使描述性的政策文本解读上升为结构化的分析。

第四,历时性追踪的适配性。政策文本具有明确的时间戳(发布日期),且文件之间存在可追溯的引用和递进关系,这使得本文能够沿时间线追踪政策工具配置的演化轨迹——这是问卷调查或截面分析难以实现的。

第五,可复制性的保障。政策文本作为公开发布的官方文件,任何研究者均可获取同一文本进行独立编码和验证,确保了本文分析的可复制性——这一特征在教育研究中尤为重要,因为教育研究长期受到“可复制性危机”的困扰。

4. 方法局限性的前置声明

需要预先声明的是,政策文本分析的固有局限决定了本文的分析边界:本文分析的是“政策体系如何被设计”(policy-as-designed),而非“政策体系如何被执行”(policy-as-implemented)或“政策体系产生了何种效果”(policy-as-outcome)。政策的设计逻辑与执行实况之间可能存在显著落差——这正是 Ball^①“政策循环”理论所强调的核心洞见。本文在分析中会引用已有的执行层研究(如尚俊杰和庄榕霞^②关于城乡差异的实证数据)来补充对执行层状况的讨论,但系统性的“执行效果评估”超出了本文的方法论覆盖范围,应当作为后续研究的方向。

(二) 数据来源与样本筛选

1. 数据来源与检索策略

数据来源:本文的政策文本检索基于三个互补的数据源——中国政府网(www.gov.cn)、教育部官方网站(www.moe.gov.cn)和北大法宝法律数据库(pkulaw.com)。三个数据源的互补逻辑如下:中国政府网覆盖国务院及其组成部门发布的所有正式文件,是国家层面政策文本的权威来源;教育部官方网站提供教育部及其下属机构发布的专项文件,包括课程标准、教师标准等可能未在中国政府网全文公布的规范性文件;北大法宝法律数据库作为专业化的法律与政策文献检索平台,提供了全文检索和交叉引用功能,有助于发现前两个来源可能遗漏的关联文件。

检索时间范围:2017年1月至2026年6月。起始时间选择2017年,是因为2017年7月国务院发布的《新一代人工智能发展规划》是中国第一份在国家层面明确涉及AI教育的战略文件——该文件被学界普遍视为中国AI教育政策的“制度起源点”。截止时间为2026年6月,涵盖了写作时可获取的最新政策文件。

检索策略:以“人工智能+教育”“智能教育”“AI教育”“人工智能+课程”“人工智能+教师”“数字素养+教育”“教育数字化+人工智能”为核心检索词组,在三个数据源中进行交叉检索。为确保不遗漏重要文件,本文还采用了“滚雪球”检索策略:从已识别文件的引用链条和政策背景说明中追溯前序文件和关联文件。

2. 筛选标准与流程

筛选标准如下。

①Ball S.J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

②尚俊杰,庄榕霞.人工智能教育的城乡差异:现状、成因与对策[J].教育研究,2024,45(6):72-81.

标准一（层级门槛）：发布机构为国务院及其组成部门或直属机构。排除省市和学校层面文件，聚焦国家制度设计层面。这一标准的理据是：本文的分析对象是“国家制度体系的设计逻辑”，而非“地方执行的多样性”——后者是另一个重要但不同的研究问题。

标准二（内容相关性）：文件直接涉及 AI 教育的目标设定、学科建设、课程标准、教师标准、资源配置或伦理规范。同时纳入教育信息化领域中对 AI 教育具有直接制度影响的框架性文件（如《教育信息化 2.0 行动计划》虽非专项 AI 文件，但其制度框架直接塑造了 AI 教育的基础设施和资源配置环境）。

标准三（文件形式）：规划、行动计划、指导意见、通知、课程标准或行业标准等具有规范效力的正式文件。排除工作通讯、新闻稿、领导讲话和内部参考文件——这些文件虽可能包含政策信号，但不具备正式的制度约束力。

筛选流程：初始检索共获取 67 份候选文件。第一轮筛选依据标准一（层级门槛）排除 32 份省市级和学校级文件；第二轮筛选依据标准二（内容相关性）排除 4 份仅在标题或文末附带提及 AI 但无实质性 AI 教育条款的文件；第三轮筛选依据标准三（文件形式）排除 3 份工作通讯和新闻稿。经上述三轮筛选，最终纳入 28 项核心政策文件。

3. 样本代表性与边界性说明

28 项文件的样本代表性体现在以下几个方面：（1）时间覆盖的连续性——28 项文件覆盖 2017—2026 年的每一个年度，不存在年度空白；（2）层级分布的纵深性——从国务院/党中央级（5 项）到教育部级（16 项）到多部委联合发文级（7 项），涵盖了国家层面政策制定的主要行政层级；（3）教育领域的全面性——28 项文件涉及基础教育（8 项）、高等教育（9 项）、职业教育（3 项）、终身教育（2 项）、跨领域综合（6 项），覆盖了教育体系的主要组成部分。

需要说明的是，本研究有意排除了两类文件：一是省市级执行文件——这些文件数量众多（初步估算超过 200 份），其分析需要单独的研究设计；二是科技部、工信部等非教育部门发布的涉及 AI 人才培养的文件——本文仅在这些文件与教育部存在联合发文关系时将其纳入（如 P6、P8、P27、P28）。这些边界性排除构成了本文的“分析范围边界”，也提示了后续研究的拓展方向。

经系统检索与筛选，最终纳入 28 项核心政策文件，其阶段分布、发布主体和文件名称见表 1。

表 1: 本文纳入的 28 项核心政策文件一览

序号	年份	发布主体	文件名称
第一阶段：战略启动期（2017—2019）			
P1	2017	国务院	新一代人工智能发展规划 [†]
P2	2018	教育部	教育信息化 2.0 行动计划 [†]
P3	2018	教育部	高等学校人工智能创新行动计划 [†]
P4	2019	中共中央、国务院	中国教育现代化 2035 [†]
P5	2019	教育部	关于实施全国中小学教师信息技术应用能力提升工程 2.0 的意见
P6	2019	科技部等六部门	新一代人工智能治理原则——发展负责任的人工智能
第二阶段：体系构建期（2020—2023）			
P7	2020	教育部	普通高中信息技术课程标准（2017 年版 2020 年修订） [†]

续下页

续表 1

序号	年份	发布主体	文件名称
P8	2020	国务院学位委员会、教育部	关于设置“交叉学科”门类、“集成电路科学与工程”和“国家安全学”一级学科的通知 [†]
P9	2020	教育部	关于公布 2019 年度普通高等学校本科专业备案和审批结果的通知
P10	2021	中共中央办公厅、国务院办公厅	关于推动现代职业教育高质量发展的意见 [†]
P11	2021	国务院	“十四五”国家信息化规划
P12	2022	教育部	义务教育信息科技课程标准（2022 年版）
P13	2022	教育部	国家教育数字化战略行动方案 [†]
P14	2022	教育部等五部门	关于加强普通高等学校在线开放课程教学管理的若干意见
P15	2023	教育部	教师数字素养（教育行业标准） [†]
P16	2023	国家互联网信息办公室等七部门	生成式人工智能服务管理暂行办法
P17	2023	教育部	关于加强中小学人工智能教育的通知
P18	2023	教育部等十八部门	关于加强新时代中小学科学教育工作的意见
P19	2023	教育部	关于开展人工智能助推教师队伍建设行动试点工作的通知
P20	2023	教育部等五部门	普通高等教育学科专业设置调整优化改革方案
第三阶段：深化整合期（2024—2026）			
P21	2024	中共中央、国务院	教育强国建设规划纲要（2024—2035 年） [†]
P22	2024	教育部	关于推进高等学校人工智能通识教育的指导意见
P23	2025	教育部	关于深化人工智能赋能教育高质量发展的若干措施
P24	2025	教育部基础教育教学指导委员会	中小学人工智能通识教育指南（2025 年版） [†]
P25	2025	教育部	中小生成式人工智能使用指南 [†]
P26	2025	教育部	关于深化人工智能助推教师队伍建设的指导意见
P27	2025	教育部、工信部	关于推进人工智能赋能新型工业化教育培训的指导意见
P28	2026	教育部等五部门	“人工智能 + 教育”行动计划 [†]

注：标注[†]的文件同时列于本文参考文献。完整的文件编号、发文字号及全文获取路径由作者整理备查。

（三）分析框架

1. 框架构建的逻辑

本文构建的“政策工具—制度层级”二维分析框架（图 1）整合了两个维度的分析信息，旨在同时回答“用了什么工具”（X 轴）和“在哪个制度层级上运作”（Y 轴）两个核心问题。这一二维框架的构建逻辑是：单一维度的分析不足以揭示政策体系的全貌——仅看工具类型而不考虑制度层级，会忽略相同工具在不同层级上的功能差异（例如，权威型工具在国家战略层是“方向设定”，在部门制度层则是“规则编码”）；仅

看制度层级而不考虑工具类型，则会将层级之间的“内容差异”简化为“行政等级差异”。二维交叉分析使本文能够识别政策体系中的“结构性空白”（某些层级—工具的交叉单元格中政策配置稀薄）和“结构性过载”（某些交叉单元格中政策供给过密），从而为“工具错配”的诊断提供精确的分析坐标。

2. X 轴：政策工具维度

X 轴——政策工具维度采用 McDonnell 和 Elmore^①的经典四分类，并结合 AI 教育政策的具体特征进行适配性调整：

权威型工具（mandates）——通过行政指令、标准制定和规范约束来改变教育行动者的行为。在中国 AI 教育政策中的典型表现包括：课程标准（如“义务教育信息科技课程标准”规定 AI 相关课时和内容要求）、教师标准（如“教师数字素养”标准规定教师应具备的 AI 教学能力）、行政通知（如“关于加强中小学人工智能教育的通知”要求各地执行）。编码判定规则：条款包含“应当”“必须”“规定”“要求”“标准”等关键词，或条款内容本身构成对教育行动者行为的规范性约束。

激励型工具（inducements）——通过资源交换（经费、项目、荣誉）诱导教育行动者自主改变行为。在中国 AI 教育政策中的典型表现包括：竞争性项目遴选（如 184 所 AI 教育基地校的遴选）、专项经费支持（如 AI 实验室建设经费）、示范引领机制（如优秀案例评选和推广）。编码判定规则：条款包含“资助”“经费”“遴选”“试点”“示范”“奖励”等关键词，或条款内容涉及资源的有条件配置。

能力建设型工具（capacity building）——通过知识、技能和资源的投入提升教育行动者的执行能力。在中国 AI 教育政策中的典型表现包括：教师培训（如 AI 教学能力提升工程）、平台建设（如国家智慧教育公共服务平台的 AI 模块）、课程资源开发（如 AI 通识教育课程资源包）、技术支持（如教育智算平台建设）。编码判定规则：条款包含“培训”“建设”“开发”“平台”“资源”“支持”等关键词，且条款的核心动作指向能力或资源的增量提供。

系统变革型工具（system changing）——通过权力结构和制度架构的重新配置实现教育体系的根本性调整。在中国 AI 教育政策中的典型表现包括：学科建制调整（如增设“人工智能”一级学科）、跨学科融合（如“AI+X”专业建设）、治理模式创新（如多部门联合治理机制）、评价体系改革（如将 AI 素养纳入学生核心素养评价）。编码判定规则：条款涉及制度结构的新建、重组或根本性调整，而非在既有制度框架内的增量改变。

需要说明的是，上述四类工具之间的边界并非绝对清晰。一些政策条款可能同时具有两种工具属性——例如，“发布教师数字素养标准”既是权威型工具（设定规范标准），也具有能力建设型工具的导向功能（引导教师能力发展方向）。对于此类“边界条款”，本文在编码中采用“主要功能优先”原则：依据条款的核心政策行动语义判定其主要工具类型，将次要功能记录于编码备注中。这一编码策略及其处理结果详见下文（四）编码程序部分。

3. Y 轴：制度层级维度

Y 轴——制度层级维度将中国 AI 教育政策体系划分为四个嵌套层级，这一划分反映了中国教育行政体系的纵向结构特征：

国家战略层：国务院、中共中央发布的宏观规划和战略文件。这一层级的核心功能是“方向设定与合法性赋予”——以最高行政权威确立 AI 教育的战略优先级，为整个政策体系提供“政治合法性”基础。在本文语料中，P1（新一代人工智能发展规划）、P4（中国教育现代化 2035）和 P21（教育强国建设规划纲要）为典型代表。

部门制度层：教育部等部委发布的规范性文件、课程标准和行业标准。这一层级的核心功能是“制度编码与工具供给”——将国家战略层的宏观目标“翻译”为可操作的行政规则，并通过具体的政策工具嵌入

^①McDonnell L M, Elmore R F. Getting the Job Done: Alternative Policy Instruments [J]. Educational Evaluation and Policy Analysis, 1987, 9(2): 133-152.

教育行政体系的运行流程。这是政策文本数量最密集、工具配置最丰富的层级，28 项文件中 16 项属于此层级。

地方实施层：各省市教育行政机构制定的执行方案和配套措施。这一层级的核心功能是“因地制宜的执行适配”——将部门制度层的统一规则转化为适合本地条件的实施安排。需要说明的是，本文的语料库聚焦于国家层面，不包含地方实施层文件，但在分析中会讨论从部门制度层向地方实施层传导过程中的“再语境化”和“制度消耗”问题。

伦理规范层：AI 教育应用的伦理准则和安全底线。这一层级的核心功能是“底线约束与风险防范”——为 AI 在教育中的应用设定“不可逾越的红线”。在本文语料中，P6（新一代人工智能治理原则）、P16（生成式人工智能服务管理暂行办法）和 P25（中小生成式人工智能使用指南）为典型代表。

四个层级之间存在“战略牵引—制度编码—执行适配—底线约束”的纵向传导关系，同时伦理规范层作为横切性维度对所有层级的政策行动施加约束。

4. 框架的比较优势

与现有政策分析框架相比，本文的“政策工具—制度层级”二维框架具有以下比较优势：较之单一维度的政策工具分析，本框架增加了制度层级维度，能够揭示“相同工具在不同层级的功能差异”和“不同层级对工具类型的偏好差异”；较之 Rothwell 和 Zegveld^①的“供给—环境—需求”框架，本框架更适合中国教育行政体系的特殊治理逻辑——中国教育政策的核心传导机制是“行政层级传导”而非“市场信号传导”，因此制度层级维度比市场功能维度具有更强的分析适配性。

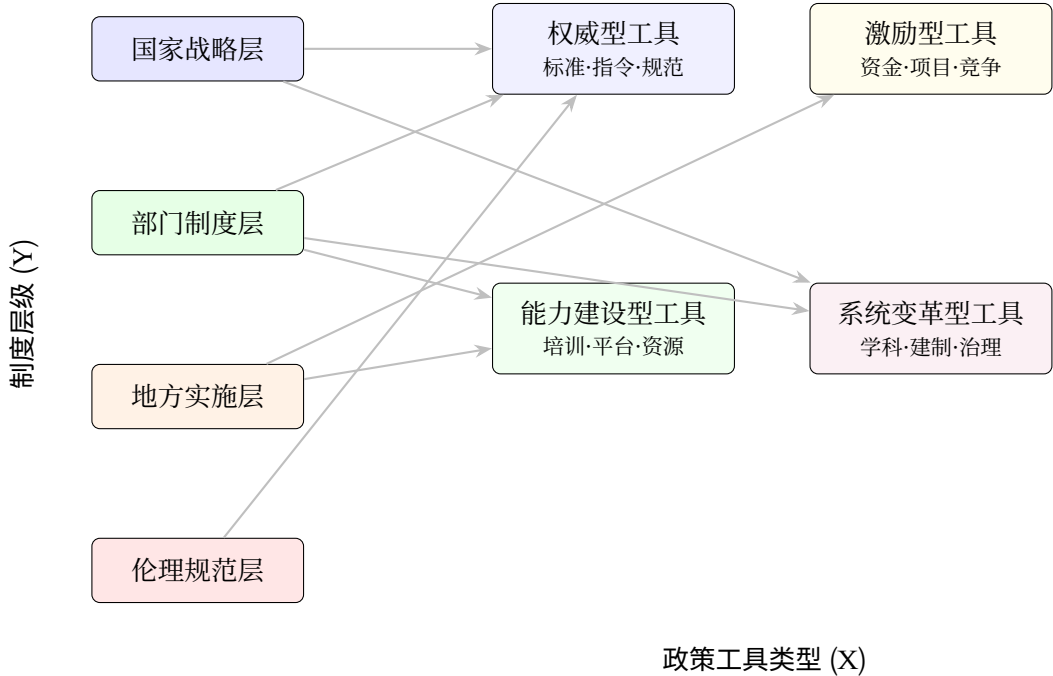


图 1：“政策工具—制度层级”二维分析框架。箭头表示该制度层级对相应政策工具类型的主要运用关系，即该层级的政策文件中高频使用该类工具。

（四）编码程序与信度控制

1. 编码单元的操作化定义

编码单元为政策文件中的“政策条款”。本文将“政策条款”操作化定义为：政策文件中具有独立政策行动语义的最小完整单元，通常对应一项具体的部署要求、制度安排或操作指引。这一定义包含三个操作

^①Rothwell R, Zegveld W. Reindustrialization and Technology [M]. London: Longman, 1985.

化要素：(1)“独立性”——每一条款应包含一个完整的政策行动主张，而非对其他条款的附属说明；(2)“行动语义”——条款应指向具体的政策行动（如设置课程、制定标准、配置资源），而非纯粹的目标表述或价值宣示；(3)“最小完整性”——条款应是不可再分的最小分析单元，即进一步拆分将丧失独立的政策行动语义。

编码示例：“在中小学阶段设置人工智能相关课程”为一个条款（具有完整的行动语义：目标对象 = 中小学，政策行动 = 设置课程，内容领域 = 人工智能），编码为“权威型工具/部门制度层”。“推进智能教育”等宏观表述则不计为独立条款，因其不包含具体、可操作的政策行动指向。“建设 100 个 AI 教育实验区，遴选 184 所基地校”被编码为两个条款（实验区建设 = 能力建设型；基地校遴选 = 激励型），因两者指向不同的政策行动和工具类型。

2. 编码流程

编码工作分三个阶段依次推进：

第一阶段（条款识别，约 4 周）：作者通读 28 项政策文件全文，依据上述操作化定义识别所有符合标准的政策条款，建立初始条款清单。这一阶段的核心挑战是“粒度控制”——避免编码过粗（将多个条款合并计数）或过细（将一个条款的子要素拆分计数）。为此，本文制定了“一个独立政策行动 = 一个条款”的粒度规则，并在编码过程中反复校准。

第二阶段（工具编码与层级编码，约 3 周）：对识别出的每一条款同时进行 X 轴（政策工具类型）和 Y 轴（制度层级来源）的双重编码。编码依据为上文（三）中详述的工具类型判定规则和层级划分标准。编码过程中，对每一编码决策记录判定理由，特别是对“边界条款”（可能归属多个工具类型的条款）进行详细的分析备注。

第三阶段（交叉编码与信度验证，约 2 周）：邀请两位教育政策方向博士研究生对全部 316 个条款进行独立交叉编码。两位交叉编码者事先接受了约 4 小时的编码培训，内容包括：编码框架的理论背景和操作定义讲解、示范编码练习（使用非样本政策文件进行 30 个条款的试编码）、编码分歧的讨论与共识建立。

3. 编码结果概览

28 项文件共识别 316 个政策条款，其在三个演化阶段的分布为：第一阶段 72 条（22.8%）、第二阶段 145 条（45.9%）、第三阶段 99 条（31.3%）。第二阶段的条款密度最高，与该阶段“政策文件密集出台”的特征相一致。按工具类型汇总，权威型 143 条（45.3%）、能力建设型 81 条（25.6%）、系统变革型 60 条（19.0%）、激励型 32 条（10.1%）。权威型工具的占比接近半数，与中国“国家动员型”教育治理模式的制度特征高度一致。

4. 信度检验与分歧处理

三方编码结果的 Cohen's Kappa 系数为 0.84（工具类型编码）和 0.91（层级编码），均超过 Landis 和 Koch^①提出的“几乎完全一致”（almost perfect agreement, $\kappa \geq 0.81$ ）阈值，达到教育政策研究的可接受标准^②。层级编码的一致性高于工具类型编码，原因在于制度层级可由发文机构的行政级别直接判定，判断空间较小。

分歧条款（约占 12%，共 38 条）的类型分布如下：(1)“权威型”与“能力建设型”的边界分歧（22 条，占分歧条款的 57.9%）——这是最主要的分歧类型，典型案例为教师标准类条款，如“教师应具备 AI 教学的基本能力”同时具有“规范约束”（权威型）和“能力发展导向”（能力建设型）的双重属性；(2)“能力建设型”与“系统变革型”的边界分歧（10 条，占 26.3%）——典型案例为平台建设类条款，如“建设教育智算平台”可理解为“资源供给”（能力建设型）或“基础设施重构”（系统变革型）；(3)“激励型”与“能力建设型”的边界分歧（6 条，占 15.8%）——典型案例为试点项目类条款，如“遴选基地校开展 AI 教育试点”

①Landis J R, Koch G G. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data [J]. Biometrics, 1977, 33(1): 159-174.

②涂端午. 教育政策文本分析及其应用 [J]. 复旦教育论坛, 2009, 7(5): 22-27.

兼具“竞争性遴选”（激励型）和“能力扶持”（能力建设型）属性。

上述分歧条款经三方讨论达成共识后确定最终编码。讨论的决策规则为“主要功能优先”原则：当条款兼具多种工具属性时，以其核心政策行动语义所指向的主要功能为准。

（五）阶段划分标准

1. 三标准交汇法

本文依据以下三个标准对政策演化进行阶段划分，称为“三标准交汇法”：

标准一（标志性文件节点）：是否出现了行政层级显著提升或政策范围显著扩展的标志性政策文件。这一标准关注的是“制度信号的强度变化”——当一项政策议题从部委级别上升至国务院级别，或从单一教育领域扩展至跨领域，通常标志着制度化进程进入新阶段。

标准二（政策工具结构变化）：主导性政策工具类型是否发生了可辨识的切换或扩展。这一标准关注的是“政策手段的质变”——当政策体系的工具配置从单一类型主导（如权威型绝对主导）转向多类型并行（如权威型+能力建设型），表明决策层对政策问题的认知发生了重要转变（从“观念动员”到“能力支撑”）。

标准三（外部驱动力转换）：推动政策议程演进的主要外部力量是否发生了质变。这一标准关注的是“制度环境的断裂点”——外部驱动力的质变（如从“国家间 AI 竞争初显”到“生成式 AI 革命”）往往构成政策议程加速或转向的“触发器”。

三个标准的交汇点构成阶段分界——即，只有当三个标准同时或在短时间窗口内发生显著变化时，才认定存在阶段转换。这一“交汇法”的方法论理据是：避免因单一标准的变化（如一份重要文件的发布）而过度分期，确保阶段划分反映的是政策体系的“结构性转变”而非“事件性波动”。

2. 两个分界点的论证

第一分界（2019/2020）：标志性文件为 2020 年高中课程标准修订（P7，首次在国家课程标准中正式纳入 AI 内容）和 AI 本科专业审批（P9，首批 35 所高校获批 AI 专业，属系统变革型工具）。工具结构从第一阶段的“权威型绝对主导”（54.2%）转向“权威型+能力建设型并行”（能力建设型从 15.3% 升至 27.6%）。外部驱动力从“国家间 AI 竞争初显”转向“教育数字化转型”作为国家战略的正式确立。

第二分界（2023/2024）：标志性文件为《教育强国建设规划纲要》（P21，首次在国家最高教育战略文件中将 AI 教育纳入 2035 年国家教育改革的核心路径）。工具结构实现“四种工具全谱动员”（激励型从 9.7% 升至 13.1%，标志着长期缺位的激励型工具首次获得实质性部署）。外部驱动力叠加“生成式 AI 革命”（ChatGPT、GPT-4 等的发布引发全球教育系统的紧迫感）和“中美技术竞争加剧”（芯片管制、AI 人才竞争等对中国 AI 教育自主发展形成外部压力）的双重冲击。

3. 替代方案的排除

本文在确定阶段划分方案时，检验并排除了两种替代方案：（1）“按年度划分”——以每一年为一个分析单元。这一方案粒度过细，不利于识别跨年度的结构性趋势，且会产生大量“噪音”；（2）“按标志性文件划分”——以每一份重要文件的发布为分界点。这一方案可能导致过多的阶段（28 项文件至少可划分为 8-10 个“微阶段”），不利于宏观层面的结构化叙事。三阶段划分方案在“分析粒度”和“结构化可视性”之间取得了平衡，既能捕捉关键的制度转换，又能保持足够的叙事连贯性。

三、制度演化的三阶段分析

图 2 呈现了中国 AI 教育政策的关键节点时间轴。

（一）第一阶段：战略启动期（2017—2019）

1. 阶段判定依据

以 2017 年国务院级别战略规划的公告为起点标志，以权威型工具的绝对主导为工具特征，以“国家

间 AI 竞争初显”为外部驱动力。这一阶段的制度变迁模式，借用 Mahoney 和 Thelen^①的分类，主要表现为“叠加”（layering）——在既有教育制度框架之上“叠加”一层新的 AI 教育政策安排，而非对既有框架进行根本性替代。

2. 外部驱动力与政策议程设定

2017 年前后，全球 AI 竞争格局的初步形成构成了这一阶段的外部驱动力。2016 年 AlphaGo 击败人类围棋冠军引发全球对 AI 能力的重新认知，2017 年中国政府将“人工智能”首次写入政府工作报告。在国际层面，美国（2016 年《国家人工智能研发战略计划》）、英国（2017 年《产业战略白皮书》）和日本（2017 年《人工智能技术战略》）相继发布国家 AI 战略，AI 能力建设被提升至国家竞争战略的核心地位。这一全球性的“AI 战略竞赛”构成了中国迅速将 AI 教育纳入国家议程的外部压力。

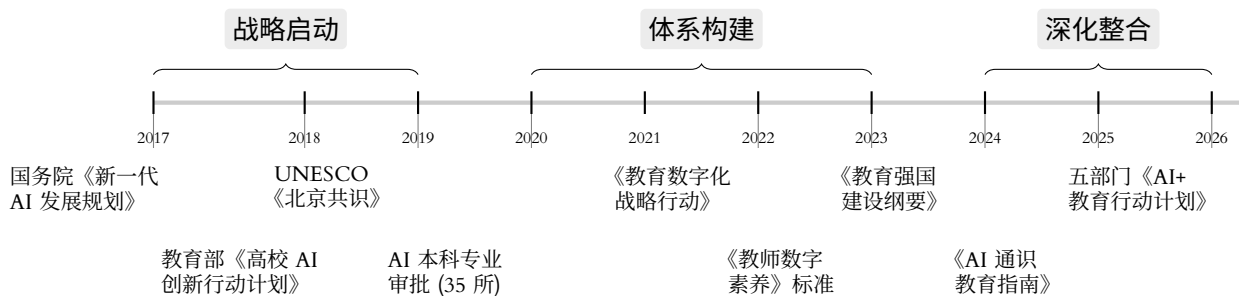


图 2: 中国 AI 教育政策关键节点时间轴 (2017—2026)

3. 核心政策行动的逐文件分析

这一阶段共纳入 6 项核心政策文件（P1—P6），可进一步归纳为三个政策行动波次：

第一波（2017 年）——国家战略定调。2017 年 7 月国务院印发《新一代人工智能发展规划》（P1）^②，这是中国 AI 教育政策的“制度原点”。该文件以国务院名义确立了 AI 的国家战略地位，在教育领域首次提出三项具有开创性的部署：“在中小学设置人工智能相关课程”“逐步推广编程教育”“完善人工智能学科布局，设立人工智能专业，推动人工智能领域一级学科建设”和“建立人工智能学院”。从政策工具视角分析，P1 的 12 个编码条款中，权威型占 6 条（50%，包括课程设置要求、学科布局指令）、系统变革型占 4 条（33.3%，包括一级学科建设、AI 学院设立）、能力建设型占 2 条（16.7%）。值得注意的是，P1 作为国务院级文件，其政策功能主要是“方向设定与合法性赋予”——它为后续所有 AI 教育政策提供了最高层级的制度合法性基础，但其条款表述高度概括，未涉及具体的操作路径和资源配置。

第二波（2018 年）——部门执行下沉。2018 年 4 月教育部印发《高等学校人工智能创新行动计划》（P3）^③，标志着 AI 教育政策从“国务院宏观规划”向“教育部门具体执行”的制度下沉。P3 是第一份由教育主管部门发布的 AI 教育专项文件，其政策行动聚焦于高等教育领域：优化 AI 学科布局、强化 AI 人才培养、推进 AI 领域科研创新。同年教育部印发《教育信息化 2.0 行动计划》（P2）^④，虽非 AI 专项文件，但其制度框架——“三全两高一大”（教学应用覆盖全体教师、学习应用覆盖全体适龄学生、数字校园建设覆盖全体学校，信息化应用水平和师生信息素养普遍提高，建成全国“互联网+教育”大平台）——为 AI 教育的基础设施和资源配置奠定了制度底座。

第三波（2019 年）——战略锚定与国际接轨。2019 年 5 月 UNESCO 在北京召开“人工智能与教育”

①Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1–37.

②国务院. 新一代人工智能发展规划 [R]. 北京: 国务院, 2017.

③教育部. 高等学校人工智能创新行动计划 [R]. 北京: 教育部, 2018.

④教育部. 教育信息化 2.0 行动计划 [R]. 北京: 教育部, 2018.

国际会议并通过《北京共识》(P2 引用)^①, 中国成为全球 AI 教育治理的早期议程设定者之一。同年 2 月, 中共中央、国务院发布《中国教育现代化 2035》(P4)^②, 将“智能化”明确列为教育现代化的关键支撑, 为 AI 教育提供了长达 16 年的战略时间框架。2019 年还发布了两项与 AI 教育间接相关的重要文件: P5 (教师信息技术应用能力提升工程 2.0) 和 P6 (新一代人工智能治理原则)——前者为教师 AI 能力建设奠定了初步制度基础, 后者首次在国家层面确立了 AI 治理的伦理框架。

4. 工具结构的定量分析

从政策工具视角分析, 316 个编码条款中属于本阶段的 72 个条款呈现出清晰的工具偏好结构: 权威型工具占比最高 (39 条, 54.2%), 系统变革型工具次之 (17 条, 23.6%), 能力建设型工具 (11 条, 15.3%) 和激励型工具 (5 条, 6.9%) 比重甚低。

这一“权威型绝对主导”的工具结构具有深层的制度逻辑: 第一, 权威型工具是中国教育治理体系中“制度基础设施”最完善的工具类型——自上而下的行政指令通道畅通, 执行成本 (对发文机构而言) 最低; 第二, 在政策议程的启动阶段, 决策层的首要需求是“建立共识”和“设定方向”, 权威型工具的“信号发送”功能恰好满足这一需求; 第三, 系统变革型工具的较高比重 (23.6%) 反映了决策层在启动阶段即已展现出的“制度雄心”——不满足于仅在既有框架内“修补”, 而是着手构建新的学科建制和组织架构。相比之下, 激励型工具的极低比重 (6.9%) 揭示了一个重要的“工具选择盲区”——在“观念动员”压倒一切的启动阶段, 通过资源交换诱导基层主动参与的激励机制尚未进入决策视野。

5. 阶段理论特征总结

用 Ball^③的语言表述, 这一阶段政策运作的核心语境是“文本生产的语境”——政策文本的生成速度远超“实践的语境”的响应速度。政策体系呈现出“战略层丰满、制度层初建、执行层空白”的悬浮特征。从“制度吸纳能力”三维度视角初步审视: 政策协调能力启动较快, 制度嵌入能力开始启动 (教育部专项文件开始将战略目标编码为制度规则), 但组织扩散能力几乎为零 (基层学校和教师尚未获得任何执行支撑)。

用 Schneider 和 Ingram^④的扩展分类来审视, 这一阶段事实上还大量运用了“象征/启发型”工具——通过权威性文本的发布来建构“AI 教育势在必行”的认知框架, 其功能不在于直接改变学校行为, 而在于改变教育系统各层级的“认知地图”。这一观察提示: 本文的四类工具编码可能低估了第一阶段“认知建构”功能的制度意义。

(二) 第二阶段: 体系构建期 (2020—2023)

1. 阶段判定依据

以 2020 年 AI 本科专业审批 (系统变革型工具介入) 和高中课程标准修订 (权威型工具向基础教育延伸) 为起点标志, 以“权威型 + 能力建设型”工具并行扩展为工具特征, 以“教育数字化转型”国家战略为外部驱动力。这一阶段的制度变迁模式, 借用 Mahoney 和 Thelen^⑤的分类, 开始呈现“转化” (conversion) 特征——既有的教育制度安排 (如课程标准体系、学科分类体系、教师能力标准体系) 被“重新赋予”AI 教育的新功能, 而无需创建全新的制度载体。

2. 外部驱动力的变化

这一阶段的外部驱动力发生了重要转换。2020 年新冠疫情 (COVID-19) 导致全球大规模在线教学实验, 加速了教育系统对数字技术的制度性接纳——此前被视为“补充性手段”的在线教育和智能化工具迅速被“制度化”为教育基础设施的一部分。在中国, 教育部于 2022 年启动“国家教育数字化战略行动”, 将

①UNESCO. Beijing Consensus on Artificial Intelligence and Education [R]. Paris: UNESCO, 2019.

②中共中央, 国务院. 中国教育现代化 2035 [R]. 北京, 2019.

③Ball S J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

④Schneider A, Ingram H. Behavioral Assumptions of Policy Tools [J]. The Journal of Politics, 1990, 52(2): 510–529.

⑤Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1–37.

教育数字化提升至国家战略地位——AI 教育作为数字化战略的核心组成部分，获得了新的制度推动力。与此同时，2020—2023 年间全球 AI 技术的快速迭代（GPT-3/GPT-4 的发布、AI 绘画和代码生成工具的普及）不断为教育系统提供新的“冲击波”，维持了政策议程的高度紧迫感。

3. 核心制度化行动的逐领域分析

这一阶段的 14 项政策文件（P7—P20）覆盖了教育体系的所有主要领域，可按领域归纳如下：

基础教育领域。2020 年高中信息技术课程标准修订（P7）^①首次在国家课程标准中正式设置“人工智能初步”模块，标志着 AI 教育从“政策话语”进入“课程实体”。2022 年义务教育信息科技课程标准发布（P12），将 AI 相关内容向下延伸至小学阶段。2023 年教育部发布《关于加强中小学人工智能教育的通知》（P17），对全国中小学 AI 教育提出了统一的方向性要求。2023 年教育部等十八部门联合发布《关于加强新时代中小学科学教育工作的意见》（P18），将 AI 素养纳入更广泛的科学教育框架。从工具视角看，基础教育领域的政策行动主要运用权威型工具（课程标准制定、课时安排要求），能力建设型工具的配置明显滞后——教师 AI 教学培训和课程资源供给远未跟上课程标准的推进速度。

高等教育领域。2020 年首批 35 所高校获批人工智能本科专业（P9）^②，这是中国 AI 教育政策中最具“系统变革”性质的制度化行动——它不是在既有学科内部“增设课程”，而是在学科建制层面创建了全新的专业方向。同年国务院学位委员会将“人工智能”增列为交叉学科门类下的一级学科（P8）^③，从学科分类体系的顶层完成了 AI 的“制度建制化”。2023 年教育部等五部门发布《普通高等教育学科专业设置调整优化改革方案》（P20），推动“AI+X”跨学科专业建设，标志着 AI 从“独立学科”向“融合要素”的角色扩展。高等教育领域集中了本阶段几乎全部的系统变革型工具，反映了决策层将高等教育定位为 AI 人才培养“主战场”的战略判断。

职业教育领域。2021 年中共中央办公厅、国务院办公厅《关于推动现代职业教育高质量发展的意见》（P10）^④首次在职业教育制度文件中提出“适应智能化发展需求”的方向性要求。然而，与基础教育和高等教育相比，职业教育的 AI 政策工具配置极为稀薄——既缺乏专项课程标准（权威型），也缺乏专项资源投入（激励型和能力建设型）。

教师发展领域。2023 年《教师数字素养》标准（P15）^⑤的发布是这一阶段的里程碑事件——它首次以行业标准的形式明确了教师应具备的 AI 教学能力要求，将“教师 AI 能力”从“个人选择”提升为“制度要求”。2023 年教育部发布《关于开展人工智能助推教师队伍建设行动试点工作的通知》（P19），启动了面向教师的 AI 赋能试点项目。这两项政策行动同时运用了权威型工具（标准设定）和能力建设型工具（培训项目），体现了决策层对“教师能力瓶颈”的逐步认知。

数字基础设施领域。2022 年教育部发布《国家教育数字化战略行动方案》（P13）^⑥，启动国家智慧教育公共服务平台建设——这是中国教育历史上最大规模的数字基础设施投资之一，为 AI 教育的规模化落地提供了平台支撑。2021 年国务院发布“十四五”国家信息化规划（P11），将教育智能化纳入国家信息化战略总体框架。

4. 工具结构的定量分析与跨阶段比较

本阶段 145 个编码条款呈现了工具结构的显著变化：权威型占 44.1%（较第一阶段下降 10.1 个百分点），能力建设型升至 27.6%（较第一阶段增长 12.3 个百分点），系统变革型占 18.6%（较第一阶段下降 5.0 个百分点），激励型仅占 9.7%（较第一阶段增长 2.8 个百分点）。

①教育部. 普通高中信息技术课程标准（2017 年版 2020 年修订）[S]. 北京：教育部，2020.

②任友群，郑旭东. 中国高校人工智能专业建设的现状与反思 [J]. 高等教育研究，2024，45(2)：58–67.

③教育部. 关于设置“交叉学科”门类、“集成电路科学与工程”和“国家安全学”一级学科的通知 [R]. 北京：教育部，2020.

④中共中央办公厅，国务院办公厅. 关于推动现代职业教育高质量发展的意见 [R]. 北京，2021.

⑤教育部. 教师数字素养 [S]. 北京：教育部，2023.

⑥教育部. 国家教育数字化战略行动方案 [R]. 北京：教育部，2022.

这一工具结构变化的核心特征是“能力建设型工具的追赶式扩展”——从15.3%跃升至27.6%，增幅接近一倍。这一“追赶”反映了决策层的认知演化：仅靠权威型的行政命令（“学校必须做什么”）不足以驱动实质性变革，还需要能力建设型的执行支撑（“学校有能力做什么”）。然而，激励型工具的持续低配（仅9.7%）表明，“学校有动力做什么”这一维度尚未获得充分的政策关注——这恰恰是下一阶段需要突破的工具瓶颈。

5. 核心制度矛盾的显现

然而，这一阶段也暴露了制度扩散中的核心矛盾——政策供给的“超前性”与基层执行能力的“滞后性”之间存在结构性落差。这一落差集中体现在三个层面：

第一，教师能力缺口。尽管2023年《教师数字素养》标准已经发布，但具备AI教学实际能力的教师比例极低。尚俊杰和庄榕霞^①的研究表明，城市中小学教师接受过系统性AI教学培训的比例不足20%，农村地区更低。“标准已立、能力未达”的制度落差在基础教育领域尤为突出。

第二，区域资源失衡。AI教育所需的硬件（AI实验室、智能教学设备）和软件（课程资源、教学平台）资源在东西部之间、城乡之间存在显著的配置差距。发达地区的重点学校已开始探索AI课程的校本化实施，而中西部农村学校连基本的信息技术教学条件都可能不完善。

第三，课程形式化风险。在权威型工具推动下，各地学校“开课”的制度压力增大，但在能力和资源不足的情况下，部分学校可能以“编程操作训练”替代“AI素养教育”，导致课程实施的“形式化”——表面上完成了政策要求，实质上偏离了政策目标。

借用Ball的“政策循环”框架^②，文本层面的“制度编码”已经高度完善，但实践层面的“再语境化”过程充满了摩擦、变形和消耗。用Bernstein^③的术语表述，从“官方再语境化场域”（教育部的政策文本）到“教学再语境化场域”（学校和课堂的实践）之间存在显著的“再语境化落差”。

（三）第三阶段：深化整合期（2024—2026 至今）

1. 阶段判定依据

以2024年《教育强国建设规划纲要》将AI教育纳入国家教育改革核心路径为标志，以四种工具类型的“全谱动员”为工具特征，以“生成式AI革命”和“中美技术竞争加剧”为双重外部驱动力^④。这一阶段的制度变迁模式呈现出“替代”（displacement）的早期迹象——AI不再仅是被“叠加”到或“转化”入既有教育制度的“新功能”，而是开始构成对某些既有教育制度安排（如传统考试评价模式、以知识传递为核心的教学范式）的“替代性挑战”。

2. 外部驱动力的双重叠加

这一阶段的外部驱动力发生了质的跃升，呈现为两股力量的叠加效应：

第一股力量是“生成式AI革命”。2022年11月ChatGPT的发布，以及随后GPT-4、Claude、Gemini、DeepSeek等大语言模型的相继涌现，构成了教育系统面临的“范式冲击”（paradigm shock）。生成式AI的冲击与此前的AI技术迭代在性质上不同：此前的AI教育应用（智能辅导系统、自适应学习平台）是“教育的工具增强”，生成式AI则构成了“教育的认识论挑战”——当机器能够生成论文、解答实验题、编写代码时，建立在“人类独立知识生产”假设基础上的整个教育评价体系面临根本性的制度危机。这一冲击倒逼中国AI教育政策从“如何将AI引入教育”的渐进式议程加速转向“如何在AI原生世界中重新定义教育”的紧迫性议程。

第二股力量是“中美技术竞争加剧”。2022年以来美国对中国的芯片出口管制、AI技术出口限制和人

①尚俊杰, 庄榕霞. 人工智能教育的城乡差异: 现状、成因与对策 [J]. 教育研究, 2024, 45(6): 72-81.

②Ball S.J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

③Bernstein B. Pedagogy, Symbolic Control and Identity: Theory, Research, Critique [M]. Lanham: Rowman & Littlefield, 2000.

④薛澜. 人工智能治理: 中国的挑战与机遇 [J]. 中国科学院院刊, 2024, 39(4): 525-533.

才竞争,对中国 AI 教育自主发展形成了外部压力。在这一背景下, AI 教育从“教育内部的技术应用问题”被提升为“国家科技自主与人才安全”的战略问题——“培养 AI 自主创新人才”获得了超越教育政策本身的国家安全论证。这一战略升级直接体现为 2024 年《教育强国建设规划纲要》(P21)首次将 AI 人才培养纳入 2035 年国家教育改革的核心路径。

3. 核心政策行动的创新分析

这一阶段的 8 项政策文件 (P21—P28) 在三个维度上展现出前两个阶段未曾出现的制度创新:

创新维度一: AI 通识教育的范式转型。2024 年教育部发布《关于推进高等学校人工智能通识教育的指导意见》(P22), 标志着高等教育 AI 政策从“专业化培养”向“通识化渗透”的范式转型。这一转型的制度含义是: AI 教育不再仅是“AI 专业学生的事”, 而是“所有大学生的事”。2025 年《中小学人工智能通识教育指南》(P24) 将这一通识化逻辑延伸至基础教育领域, 首次以官方指南的形式系统规划了从小学到高中的 AI 素养发展梯度。这两项文件共同标志着中国 AI 教育政策的战略目标从“培养 AI 专业人才”扩展为“全民 AI 素养提升”——一个深刻的目标结构变化。

创新维度二: 生成式 AI 的伦理治理。2025 年教育部发布《中小生成式人工智能使用指南》(P25), 这是全球范围内较早的专门针对中小学生学习使用生成式 AI 的规范性文件。P25 的制度创新在于: 它不是简单地“禁止”或“放开”生成式 AI 在学校中的使用, 而是构建了一个“分场景、分年龄、有底线”的使用框架——明确了“教师可以使用 AI 辅助教学设计”“中学生可以在教师指导下使用 AI 进行探究学习”“所有 AI 使用应标注”等梯度化的规范。这一“负面清单 + 正面引导”的治理策略, 较之部分国家和地区的“全面禁止”立场, 展现了中国 AI 教育治理的务实特征。

创新维度三: 全谱工具动员的制度整合。2026 年 4 月五部门联合印发的《“人工智能 + 教育”行动计划》(P28)^① 是中国 AI 教育政策史上首份实现四种工具类型全覆盖的文件——权威型 (全学段课程标准更新、伦理使用规范)、能力建设型 (“数智导航计划”教师 AI 培训工程、教育智算平台建设)、激励型 (184 所基地校遴选、100 个 AI 教育实验区建设、专项资源配置) 和系统变革型 (多部门协同治理机制、“AI+X”学科融合深化、教育评价体系改革试点)。P28 的制度意义在于: 它标志着中国 AI 教育政策从“单一工具的序贯投放”走向“多元工具的协同设计”——借用 Howlett^② 的术语, 这是一次从“工具选择”到“政策设计”的范式升级。

4. 其他重要政策行动

2024 年《教育强国建设规划纲要》(P21) 以中共中央、国务院名义发布, 是继 2019 年《中国教育现代化 2035》之后的又一份最高层级教育战略文件。P21 首次将“人工智能赋能教育”纳入 2035 年国家教育改革的核心路径, 为第三阶段所有政策行动提供了最高层级的制度合法性基础。2025 年教育部发布《关于深化人工智能赋能教育高质量发展的若干措施》(P23), 以“深化”为关键词, 标志着政策重心从“建章立制”转向“提质增效”。2025 年教育部《关于深化人工智能助推教师队伍建设的指导意见》(P26) 将 2023 年 P19 的“试点”升级为“全面推进”, 体现了政策的“扩散化”意图。2025 年教育部、工信部联合发布《关于推进人工智能赋能新型工业化教育培训的指导意见》(P27), 首次将 AI 教育政策延伸至“新型工业化”领域, 实现了教育政策与产业政策的制度衔接。

5. 工具结构的定量分析与三阶段比较

这一阶段的 99 个编码条款呈现出前所未有的工具全面化: 权威型 40.4%、能力建设型 30.3%、系统变革型 16.2%、激励型 13.1%。与前两个阶段相比, 主要变化趋势如下:

权威型工具的占比从第一阶段的 54.2% 持续下降至 40.4%——这不意味着权威型工具的“弱化” (绝对数量仍在增加), 而是反映了其他工具类型的“追赶性增长”, 使整个工具组合更加均衡。能力建设型工具

^①教育部, 国家发展改革委, 工业和信息化部, 等. “人工智能 + 教育”行动计划 [R]. 北京: 教育部, 2026.

^②Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

的占比从 15.3% 持续上升至 30.3%，几乎翻了一番——“数智导航计划”“教育智算平台”等大规模能力建设项目是这一增长的主要贡献者。激励型工具的占比从 6.9% 上升至 13.1%——尽管绝对值仍不高，但“184 所基地校遴选”“100 个 AI 教育实验区”等竞争性项目的部署标志着这一长期缺位的工具类型首次获得实质性部署。系统变革型工具的占比从 23.6% 下降至 16.2%——这反映了学科建制调整（如一级学科设立）等“一次性”制度创新在第二阶段已经完成，第三阶段的系统变革更多体现为“深化”而非“新建”。

6. 阶段理论特征总结

这一阶段标志着 AI 教育从教育体系的“附加模块”向“基础设施”的范式跃迁——正如电力和互联网曾经被整合入教育基础设施一样，AI 正在经历同样的制度基础设施化进程。用 Ball^①的框架来理解，政策运作的重心从“文本生产的语境”正在转向“实践的语境”——政策注意力开始从“出台更多文件”转向“如何让已出台的文件在基层落地”。从“制度吸纳能力”的视角审视，第三阶段是政策协调能力（多部门联合发文、跨领域政策衔接）和组织扩散能力（通识教育普及、基地校遴选、教师培训规模化）同时加速推进的阶段——但组织扩散能力是否真正突破了基础教育层面的“执行瓶颈”，仍有待后续评估。

（四）三阶段制度演化的规律总结

综观三个阶段的政策演化，可以提炼出四个层面的制度演化规律：

1. 工具结构的“均衡化”趋势

三个阶段的工具配置呈现出从“单一工具主导”向“多元工具协同”的明确趋势。定义“工具集中度”为占比最高的工具类型的百分比减去理论均衡值（25%），则三个阶段的集中度分别为：29.2%（第一阶段，权威型 54.2%—25%）、19.1%（第二阶段，权威型 44.1%—25%）、15.4%（第三阶段，权威型 40.4%—25%）。集中度的持续下降表明政策体系正在向“工具均衡”方向演化——尽管距离理论均衡（四种工具各占 25%）仍有距离。

2. 制度变迁模式的序列性

借用 Mahoney 和 Thelen^②的分类，三个阶段呈现出“叠加→转化→替代萌芽”的制度变迁模式序列：第一阶段“叠加”——在既有教育制度之上叠加 AI 教育的政策安排；第二阶段“转化”——将既有制度安排（课程标准、学科分类、教师能力标准）重新赋予 AI 教育的新功能；第三阶段出现“替代”的早期迹象——AI 开始对某些既有教育制度安排（如传统考试制度、知识传递型教学范式）构成替代性挑战。这一序列并非“自然演化”的结果，而是内外部力量交互作用的产物——每一次制度变迁模式的转换都对应着外部驱动力的质变。

3. “制度密度”的非线性增长

以“每年平均出台的核心政策文件数”衡量政策产出密度：第一阶段 2.0 件/年（6 件/3 年）、第二阶段 3.5 件/年（14 件/4 年）、第三阶段 3.2 件/年（8 件/2.5 年，考虑到截至 2026 年中）。政策产出在第二阶段达到最高密度，第三阶段虽然单年密度略有下降，但每份文件的“制度分量”（以发文层级和工具覆盖度衡量）显著提升——文件数量的增长正在被文件质量的提升所替代。

4. “制度吸纳能力”三维度的阶段性评估

从 IAC 三维度视角对三阶段进行初步评估：（1）政策协调能力——三个阶段始终表现强劲，从单部门发文到多部门联合发文，呈持续增强态势；（2）制度嵌入能力——从第一阶段的“概念植入”到第二阶段的“规则编码”再到第三阶段的“标准体系化”，呈阶梯式上升；（3）组织扩散能力——始终是三维度中的“短板”，尽管第三阶段通过通识教育推广和基地校遴选开始加速，但基层教师的 AI 教学能力和区域资源配置的均衡性仍然构成“扩散瓶颈”。这一“强协调—渐嵌入—弱扩散”的能力结构，将在第七节的理论建构中得

①Ball S.J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

②Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1–37.

到更深入的讨论。

四、治理结构解构与政策工具的差异化分析

（一）四层嵌套的治理架构

1. 治理架构的制度逻辑

中国 AI 教育政策体系形成了四层嵌套的治理架构：国家战略层（方向设定与合法性赋予）→ 部门制度层（制度编码与工具供给）→ 地方实施层（因地制宜的执行适配）→ 伦理规范层（底线约束与风险防范）。这一四层嵌套结构并非“自然形成”的——它是中国教育行政体系长期制度积累的产物，反映了中国“国家动员型”教育治理模式的核心制度特征。

理解这一治理架构的制度逻辑，需要将其置于比较视野之中。与美国“联邦分权 + 市场自组织”模式（各州自主决定课程标准、科技企业主导教育创新）和欧盟“超国家框架 + 成员国分权执行”模式（通过 DigCompEdu 等框架提供指引但不强制执行）^①相比，中国模式的核心特征是“层级化行政传导”——每一层级既是上级政策的“执行者”，又是下级政策的“设计者”。这种“上承下传”的双重角色使得中国的治理架构具有“快速覆盖”的制度优势（从国务院到学校的传导周期通常在 1—2 年内完成），但也面临“传导损耗”的固有挑战（每经过一个层级，政策的“信息密度”和“执行动力”都可能下降）。

从新制度主义的视角看，这一四层架构体现了 North^②所描述的“制度嵌套”（institutional nesting）现象——较高层级的制度安排构成较低层级的“制度环境”，约束和塑造较低层级的行动空间。国务院的战略规划为教育部的制度设计提供了“合法性授权”和“目标框架”，教育部的课程标准和教师标准为地方教育行政机构的执行方案提供了“规则模板”和“行动指南”。这种嵌套关系一方面确保了政策体系的“方向一致性”，另一方面也可能导致“创新空间的层级递减”——较低层级的制度创新受到较高层级制度安排的严格约束，自下而上的政策反馈和本土创新难以获得制度化通道。

2. 四个层级的详细解构

国家战略层的制度功能是“方向设定与合法性赋予”。本文语料中的 5 项国家战略层文件（P1、P4、P11、P21 及 P4 的配套文件）共贡献了 47 个编码条款（占总数的 14.9%）。这一层级的工具偏好高度集中于权威型（63.8%）和系统变革型（25.5%），几乎不包含激励型（4.3%）和能力建设型（6.4%）工具。这一极端化的工具结构具有功能合理性：国家战略层的核心任务是“做出方向性决定”和“赋予制度合法性”，而不是“提供具体的执行支撑”——后者是部门制度层和地方实施层的责任。从制度设计的角度看，国家战略层的“过度具体化”反而可能导致“制度僵化”——过于详细的顶层设计会压缩下级的“因地制宜”空间。

部门制度层的制度功能是“制度编码与工具供给”。这是政策文本数量最密集、工具配置最丰富的层级。28 项文件中 16 项由教育部等部委发布（另 7 项为多部委联合发文，横跨战略层与制度层），共贡献了 207 个编码条款（占总数的 65.5%），是政策体系的“制度密集区”。这一层级的工具结构相对均衡：权威型 44.4%、能力建设型 29.5%、系统变革型 17.4%、激励型 8.7%。部门制度层的核心制度行动包括三类：第一，“制度编码”——将国家战略层的宏观目标“翻译”为可操作的行政规则（如将“中小学设置 AI 课程”编码为具体的课程标准和课时安排）；第二，“工具供给”——通过具体的政策工具（培训项目、平台建设、标准发布）向教育系统提供执行所需的制度资源；第三，“制度嵌入”——将 AI 教育的新要求嵌入既有的教育行政运行流程（如将 AI 素养纳入教师资格认定体系）。这一层级的制度瓶颈在于：“制度编码”的速度和质量依赖于部门的专业能力和政策协调能力，不同部门之间的协调成本可能导致“制度碎片化”——不同文件之间的衔接不够紧密，甚至出现重叠或矛盾。

^①Redecker C. European Framework for the Digital Competence of Educators: DigCompEdu [R]. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2017.

^②North D C. Institutions, Institutional Change and Economic Performance [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

地方实施层虽不在本文的核心语料范围内（本文聚焦于国家层面），但作为政策传导链条的关键环节，其制度特征需要讨论。地方实施层的制度功能是“因地制宜的执行适配”——将部门制度层的统一规则转化为适合本地经济条件、教育资源禀赋和教师能力状况的实施安排。这一层级面临的核心挑战是“执行差异化”——同一政策在不同地区可能产生完全不同的实施效果。例如，“中小学设置 AI 课程”这一统一要求，在上海可能落实为配备专业 AI 教师 and 智能实验室的深度课程，在中西部农村地区可能简化为借助在线平台的基础编程教学——这种“再语境化”差异并非地方的“执行失败”，而是不同资源条件下的“适应性回应”。Bowe、Ball 和 Gold^①的“再语境化”理论为理解这一现象提供了重要的分析透镜。

伦理规范层的制度功能是“底线约束与风险防范”。本文语料中直接涉及伦理规范的文件包括 P6（新一代人工智能治理原则）、P16（生成式人工智能服务管理暂行办法）和 P25（中小生成式人工智能使用指南），共贡献了 62 个编码条款（占总数的 19.6%）。这一层级的工具结构以权威型为绝对主导（71.0%），其次为能力建设型（16.1%，主要涉及伦理教育和意识培养），激励型和系统变革型极少。伦理规范层具有“横切性”特征——它不仅作为独立的制度层级运作，还对其他三个层级的所有政策行动施加约束。值得关注的是，中国 AI 教育伦理治理采用了一种“负面清单 + 正面引导”的策略——划定“不可为”的底线（如禁止 AI 替代教师进行关键教学决策、禁止未经审查的 AI 系统直接面向未成年学生运行），同时引导“可以为”和“应当为”的方向（如鼓励教师使用 AI 辅助教学设计、引导学生学会与 AI 协同工作）。这一策略较之某些国家的“全面禁止”立场更具灵活性，但其执行效果取决于“负面清单”的可操作性和监督机制的有效性。

3. 层际传导机制的分析

四层之间的传导遵循“战略规划驱动—行政体系嵌入—组织扩散执行”的三层治理机制，可进一步分析如下：

“战略规划驱动”机制的核心特征是“政治合法性的自上而下授权”。国家最高决策层通过国务院规划、中央文件等最高行政权威形式确立 AI 教育的战略优先级，这一“政治启动”为整个政策链条提供了“合法性基础”和“政治动力”。从 Pierson^②的“递增回报”视角看，一旦 AI 教育获得了国务院级别的“政治锚定”，后续的政策投入将遵循“递增回报”逻辑——每一轮新的政策投入都会巩固和扩大已有的政策框架，使政策议程的“路径依赖”效应不断增强。

“行政体系嵌入”机制的核心特征是“制度规则的编码化”。教育部等部委将国家战略层的宏观目标“翻译”为具体的行政规则，并通过既有的教育行政运行流程（课程管理系统、教师管理系统、学科审批系统等）将这些规则“嵌入”教育体系的日常运作。这一“嵌入”过程实质上是一种“制度翻译”——将“政治语言”（如“加快发展人工智能教育”）翻译为“行政语言”（如“义务教育阶段信息科技课程不低于总课时的 X%”）再翻译为“操作语言”（如具体的课程标准、教学大纲和评价标准）。每一次“翻译”都涉及信息的压缩和转化，也都可能引入“翻译偏差”。

“组织扩散执行”机制的核心特征是“基层组织的末端激活”。地方教育行政机构和学校作为政策传导链条的“末端节点”，负责将制度规则转化为具体的教学实践。这一环节是整个治理链条中挑战最大的部分——因为它涉及“制度规则”到“组织行为”的转化，这一转化依赖于基层组织的“资源条件”（是否具备硬件和软件资源）、“人力条件”（教师是否具备 AI 教学能力）和“组织条件”（学校是否具有推动教学改革的组织能力）。

4. 传导损耗的理论模型

本文提出“传导损耗”（transmission loss）概念来描述政策意图在层际传导过程中的系统性衰减。传导

①Bowe R, Ball S J, Gold A. Reforming Education and Changing Schools [M]. London: Routledge, 1992.

②Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. American Political Science Review, 2000, 94(2): 251-267.

损耗可从三个维度进行分析：

“信息损耗”——政策文本的“信息密度”在每一层级的“再编码”过程中降低。国务院规划中“全面推进 AI 教育”的丰富制度含义，在层层传导后可能被简化为“完成开课任务”的单一行政指标。这种信息损耗是任何层级化官僚体系的内在特征，但在 AI 教育这一新兴议题上尤为突出——因为基层组织对 AI 教育的“默会知识”积累不足，“再编码”过程中的信息损失比例更高。

“动力损耗”——推动政策执行的“组织动力”在每一层级递减。国务院级别的“政治压力”在传导至地方教育局时已部分衰减，传导至学校一线时可能进一步弱化。特别是当 AI 教育政策与学校面临的其他政策优先级（如升学率、安全管理等）竞争时，AI 教育可能被“优先排序”为不那么紧迫的议题。

“能力损耗”——政策执行所需的“专业能力”在向基层传导过程中显著下降。部门制度层的政策设计者通常具有较高的专业水平和政策理解力，但基层学校教师对 AI 教育的专业知识和教学能力可能严重不足——这种“能力断层”构成了传导链条中最难弥补的“损耗环节”。

“传导损耗”概念为理解中国 AI 教育政策体系的核心挑战提供了分析工具——本文在第二阶段分析中发现的“政策供给超前一基层执行滞后”的结构性落差，在理论层面可以被解释为“传导损耗”在“能力维度”上的集中体现。这一概念也与“制度吸纳能力”框架中的“组织扩散能力”维度形成理论呼应——“组织扩散能力”本质上就是政策体系降低“传导损耗”的制度能力。

(二) 不同教育层级的政策工具差异化分析

1. 分析框架与数据基础

本文对 316 个编码条款按教育层级进行二次分类，可归入以下五个领域：基础教育（含学前、义务教育和高中，112 条，占 35.4%）、高等教育（98 条，占 31.0%）、职业教育（29 条，占 9.2%）、终身教育/继续教育（15 条，占 4.7%）、跨领域综合（62 条，占 19.6%）。“跨领域综合”主要包括伦理规范类条款（适用于所有教育层级）和数字基础设施类条款（如国家智慧教育平台，服务于全学段）。

表 2 展示了政策工具在不同教育层级中的差异化配置——这是回答 RQ2 的核心实证基础。

表 2: 不同教育层级的政策工具配置差异

教育层级	权威型工具	激励型工具	能力建设型	系统变革型
基础教育	高（课程标准、课时要求、伦理规范）	低（缺乏面向基层学校的竞争性项目）	中（教师培训启动，但覆盖不足）	低（课程体系调整有限）
高等教育	高（学科设置、专业审批）	中（重点项目支持、创新联合体）	中高（科研平台、师资引进）	高（一级学科设置、AI+X 融合）
职业教育	中（“智能化升级”方向性要求）	极低（几乎无专项资助）	低（职业院校 AI 资源薄弱）	低（传统建制约束强）
终身教育	低（原则性表态）	极低	低（公共 AI 学习资源不足）	低

2. 基础教育：“工具错配”的系统诊断

基础教育是本文分析的核心发现领域——“工具错配”（instrument mismatch）在这里表现得最为典型和突出。

工具错配的表现。基础教育的 112 个编码条款中，权威型工具占 52.7%（59 条），能力建设型工具占 24.1%（27 条），激励型工具仅占 8.0%（9 条），系统变革型工具占 15.2%（17 条）。权威型工具的占比超过半数，远高于其他三类工具的总和——这意味着政策体系在基础教育领域“设定要求”的速度和力度远超“提供支撑”的速度和力度。

更具体地分析：权威型工具主要包括——义务教育信息科技课程标准（P12，规定了 AI 相关内容在各

学段的课时分布和学习目标)、高中信息技术课程标准中“AI初步”模块(P7)、教师数字素养标准中的AI教学能力要求(P15)、中小生成式AI使用指南中的行为规范(P25)、中小学AI通识教育指南(P24)。这些权威型工具共同构成了一个“规范性密网”——从课程内容到教师标准,从学生行为到伦理底线,几乎全方位地规定了基础教育AI教学“应该做什么”和“不应该做什么”。

然而,支撑这一“规范性密网”落地执行的能力建设型工具则显著不足。27条能力建设型条款中,“教师AI培训”类仅15条,且多数为“原则性部署”(如“加强教师AI教学能力培训”)而非“操作性安排”(如“三年内完成全国X万名中小学教师的AI教学专项培训”)。设备和平台建设类条款集中于“国家智慧教育平台”这一集中化供给,缺乏面向基层学校的差异化资源配置方案。课程资源开发类条款更为稀少——“开发AI通识教育课程资源”出现在多份文件中,但具体的资源供给机制和质量标准尚未建立。

工具错配的制度根源。基础教育“工具错配”的制度根源可从三个层面解释:

第一,“工具选择的路径依赖”。如前文引用Pierson^①和Howlett^②的理论分析,中国教育行政体系长期以来形成了“以权威型工具为主导”的治理路径——课程标准制定、教师资格管理、学校评估考核等“自上而下”的行政工具拥有最完善的制度基础设施。当AI教育这一新议题进入政策议程时,决策层“自然而然”地优先采用已有制度基础设施最完善的权威型工具——这是一种典型的“工具选择路径依赖”。

第二,“能力建设的制度成本”。与权威型工具(发布标准和通知的边际成本较低)相比,能力建设型工具需要大量的实际资源投入——教师培训需要培训资金、培训师和培训时间,设备配置需要采购预算和维护能力,课程资源开发需要专业团队和质量保障机制。这些“制度成本”远高于权威型工具,因此在政策资源有限的条件下,能力建设型工具更容易被“延后部署”。

第三,“激励机制的制度缺位”。基础教育领域几乎不存在面向学校和教师的AI教育专项激励机制——学校不会因为“AI教学做得好”而获得额外资源(第三阶段P28的184所基地校遴选是首次突破),教师不会因为“掌握AI教学能力”而获得职称晋升优势。在缺乏正向激励的制度环境中,基层学校和教师执行AI教育政策的动力主要来自“行政压力”而非“内生驱动”——这种驱动结构容易导致“形式化执行”(完成开课的行政要求但不追求教学质量)。

工具错配的实践后果。“工具错配”的直接后果是本文在第四节已讨论的三重执行困境——教师能力缺口、区域资源失衡和课程形式化风险。这些困境并非“执行层面的偶然失误”,而是“设计层面的结构性缺陷”在执行层面的必然显现。用Howlett^③的“政策设计”语言表述:当工具选择与制度语境之间存在系统性的“适配失败”时,政策效果的折损是可预期的制度结果。

3. 高等教育:工具配置最均衡的领域

高等教育是政策工具配置最为均衡的教育层级——这与高等教育在中国AI人才培养战略中的“主战场”定位高度一致。

高等教育的98个编码条款中,权威型占36.7%(36条)、能力建设型占25.5%(25条)、系统变革型占27.6%(27条)、激励型占10.2%(10条)。系统变革型工具的占比(27.6%)远高于其他教育层级,反映了高等教育领域集中了中国AI教育政策中最具“制度深度”的变革行动——一级学科设置、“AI+X”跨学科专业建设、AI研究院设立、校企协同培养机制创新等。

高等教育工具配置的相对均衡性也并非“完美状态”。吴飞等^④揭示的“应用层人才过剩、基础层人才短缺”的结构性失衡表明,即便在工具配置最完整的高等教育领域,工具的“内部结构”也存在优化空间。具体而言,AI本科专业的快速扩张主要由权威型工具(专业审批)驱动,而确保教学质量的能力建设型工

①Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. American Political Science Review, 2000, 94(2): 251-267.

②Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

③Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

④吴飞,何清,陈文光,等. 中国人工智能学科与专业建设:现状、问题与思考 [J]. 高等工程教育研究, 2023(3): 1-9.

具（师资队伍建设、实验室条件达标）和品质导向的激励型工具（教学质量评估与优胜劣汰机制）则相对滞后——这可能导致 AI 专业的“数量膨胀”与“质量提升”之间的脱节。

此外，高等教育领域的 AI 通识教育（P22）是第三阶段的重要政策创新。这一创新的工具含义是：AI 教育的政策覆盖面从“AI 专业学生”扩展到“所有大学生”，由此需要的能力建设型工具规模（通识课程师资、通识课程资源、通识教学平台）将远超此前的专业教育框架——政策体系是否为这一规模性扩展做好了“工具准备”，值得持续关注。

4. 职业教育：政策工具的“制度洼地”

职业教育是政策工具配置最为薄弱的教育层级——这一发现对中国 AI 教育政策体系的完整性提出了严肃质疑。

职业教育的 29 个编码条款中，权威型占 44.8%（13 条）、能力建设型占 20.7%（6 条）、系统变革型占 17.2%（5 条）、激励型占 17.2%（5 条）。绝对数量的稀少（仅 29 条，占总数的 9.2%）已经揭示了问题的严重性——与职业教育在中国教育体系中的重要体量相比，9.2% 的政策条款覆盖率反映出较为明显的“政策供给不足”。

更深层的问题在于：职业教育的 AI 政策几乎全部为“方向性表态”（如“推动职业教育智能化升级”“鼓励职业院校开设 AI 相关课程”），而非“操作性安排”。例如，P10（关于推动现代职业教育高质量发展的意见）中涉及 AI 的条款仅 3 条，且均为“加快数字化升级”“适应智能化发展需求”等宽泛表述——既无具体的课程标准可供执行，也无专项资源可供支撑。

职业教育成为“制度洼地”的原因是多重：（1）制度注意力的竞争效应——基础教育和高等教育“占据”了决策层的主要政策注意力，职业教育被“排挤”至边缘位置；（2）制度设计能力的不足——职业教育的 AI 课程设计需要“技术知识 + 行业知识 + 教学知识”的三重交叉能力，这一复合能力在政策设计层面尚未建立；（3）产教融合的制度短板——职业教育 AI 转型高度依赖产业界的参与，但“产教融合”的制度通道在 AI 教育领域尚未有效打通。2025 年 P27（人工智能赋能新型工业化教育培训）的发布是对这一“制度洼地”的首次针对性回应，但其政策效果有待观察。

5. 终身教育：“制度盲区”的识别

终身教育/继续教育是政策工具配置最接近“空白”的领域。15 个编码条款中，绝大多数为“原则性表态”（如“促进 AI 学习机会均等化”“支持公民终身 AI 学习”），缺乏任何具有操作性的政策工具部署。考虑到 AI 技术对劳动力市场的深刻影响——大量在职人员面临“技能转型”的紧迫需求——终身教育领域的“制度盲区”意味着政策体系在应对 AI 带来的“就业替代”风险方面存在严重的制度准备不足。

6. 工具错配的系统性特征

综合以上逐领域分析，可以识别出中国 AI 教育政策工具配置的三个系统性特征：

第一，“权威型过度配置”的系统性。权威型工具在所有教育层级中均占比最高——这不仅是“路径依赖”的结果，更揭示了中国教育治理模式的“制度偏好结构”。“以规则约束行为”是中国教育治理的“默认模式”，而“以资源诱导行为”（激励型）和“以能力支撑行为”（能力建设型）则需要“额外努力”才能部署的“非默认模式”。

第二，“激励型系统性缺位”的问题。激励型工具在所有教育层级中均为最低或次低占比——这表明“激励缺位”不是某一领域的“偶然遗漏”，而是政策体系的“系统性盲点”。在中国教育治理的制度语境中，“行政命令”和“专项经费”是两种最成熟的政策工具，前者属于权威型，后者虽具有激励性质但往往以“项目式拨款”（能力建设型）而非“竞争性奖励”（激励型）的形式运作——这一制度惯性解释了激励型工具的长期缺位。

第三，“层级间差异化”的合理性与问题。不同教育层级获得差异化的工具配置，部分反映了各层级不同的制度需求（如高等教育确实需要更多系统变革型工具），但部分差异化构成了“不合理的制度偏斜”（如

职业教育和终身教育的“制度遗忘”)。区分“合理差异化”和“不合理偏斜”的标准是:是否每一个教育层级都获得了与其制度需求相匹配的“最小完整工具组合”(至少应包括基本的规则框架+执行能力支撑+改革动力激励)。依据这一标准,基础教育缺乏激励型工具和充足的能力建设型工具、职业教育几乎缺乏所有类型的操作性工具、终身教育处于“制度盲区”——这三个领域的工具配置不构成“最小完整工具组合”。

(三) 五重结构性张力

在治理结构和工具配置的实证基础上,本文识别了政策体系内部的五重结构性张力——这些张力不是“政策失误”的产物,而是“国家动员型”治理模式在面对AI这一颠覆性技术时的内在制度矛盾。

张力一:制度供给速度与基层执行能力之间的结构性落差。这是贯穿整个政策体系的根本张力,也是“工具错配”的宏观表现。国家战略层和部门制度层的政策供给速度较快——从2017年P1到2026年P28,国家层面已形成较为密集的政策链条。然而,学校和教师的执行能力仍存在明显制约^①。这种张力不仅是“资源不足”的问题,更是“组织能力”的问题——它涉及教师的知识更新速度(是否跟得上AI技术的迭代)、学校的组织变革能力(是否有动力和能力推动教学范式转型)和地方教育行政的管理效能(是否具备统筹区域AI教育资源的协调能力)。从“制度吸纳能力”框架审视,这一张力的本质是“政策协调能力”和“制度嵌入能力”显著领先于“组织扩散能力”——政策体系在“设计政策”和“编码规则”方面推进较快,但在“将政策转化为基层组织行为”方面仍存在较为突出的扩散约束。

张力二:技术驱动逻辑与教育素养培养逻辑之间的路径竞争。政策体系同时推进两条存在张力的路径:“AI改进教育”(AI for Education——用AI工具提升教学和管理效率)和“培育AI素养”(AI as Education Content——培养学生理解、使用和反思AI的能力)^②。两条路径在资源分配、优先次序和评价标准上存在竞争关系——“AI改进教育”路径偏好能力建设型工具(平台建设、智能教学系统部署),“培育AI素养”路径偏好权威型工具(课程标准制定、素养评价框架设计)和系统变革型工具(课程体系重构)。政策文本尚未提供清晰的优先次序框架——这导致基层学校在两条路径之间“双线作战”,在教师能力和课时资源有限的条件下被迫做出“非正式的优先级排序”。如Howlett^③所指出的,工具选择的有效性取决于其与制度语境的适配——两条路径的“工具冲突”恰恰源于目标优先级的模糊性。

张力三:效率导向的政策目标与教育公平保障之间的价值张力。AI教育资源倾向于向条件成熟的地区集中——东部城市、“双一流”高校、试点基地校——以追求最快的制度扩散^④。这种“效率优先”的资源配置逻辑在政策启动阶段具有合理性(通过“先行先试”积累经验),但如果长期固化,可能导致教育公平的“相对剥夺”效应——已经处于资源劣势的地区和学校在AI教育领域进一步被边缘化,形成“数字鸿沟”的“AI升级版”。Pedro等^⑤的UNESCO框架所警示的发展中国家AI教育公平挑战,在中国主要表现为“国内的区域分化”而非“国际的南北差距”——但其制度逻辑是类似的。

张力四:专业化深度与通识化广度之间的资源竞争。第三阶段的“通识化转向”(P22、P24)标志着AI教育政策目标的显著扩展——从“培养AI专业人才”到“提升全民AI素养”。这一目标扩展在理念层面无可争议,但在资源层面引入了新的张力:专业化AI教育(AI学科建设、AI研究院)和通识化AI教育(全校、全学段AI素养课程)需要不同类型的资源投入——专业化教育需要高水平研究型师资和先进实验设备,通识化教育需要大规模普适性师资和标准化课程资源。在总量资源有限的条件下,两条路径的资源需求存在竞争关系。这一张力在高等教育领域尤为突出:同一所高校是应该集中资源深化AI学科建设,还

①尚俊杰,庄榕霞.人工智能教育的城乡差异:现状、成因与对策[J].教育研究,2024,45(6):72-81.

②Holmes W, Bialik M, Fadel C. Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning [M]. Boston: Center for Curriculum Redesign, 2019.

③Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

④Pedro F, Subosa M, Rivas A, et al. Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development [R]. Paris: UNESCO, 2019.

⑤Pedro F, Subosa M, Rivas A, et al. Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development [R]. Paris: UNESCO, 2019.

是分散资源推进全校 AI 通识教育？政策文本对此的回答是“两者并重”，但资源约束使得“两者并重”在操作层面可能沦为“两者平庸”。

张力五：制度规范化与技术革新速度之间的“时差”矛盾。AI 技术的迭代速度远超教育制度的更新周期——从 GPT-3 到 GPT-4 的迭代周期不到一年，但教育课程标准的修订周期通常为 5—10 年。这种“技术—制度时差”意味着：无论课程标准制定得多么前瞻，在发布之时可能已经部分“过时”。这一矛盾对政策设计提出了根本性挑战：是追求“精细化的课程标准”（以确保教学质量的可控性，但面临快速过时的风险），还是转向“弹性化的能力框架”（以“核心素养”而非“具体知识点”作为课程设计的锚点，牺牲一定的规范性但获得更强的适应性）？中国 AI 教育政策在第三阶段已出现向“素养框架”靠拢的迹象（如 P24 的“AI 通识教育指南”以“素养目标”而非“知识清单”为组织逻辑），但这一转型是否能够制度化为稳定的政策范式，仍有待观察。

（四）政策工具演化的趋势分析

基于以上分析，本文识别出中国 AI 教育政策工具配置的四个演化趋势：

趋势一：从“单一工具”到“工具组合”的设计升级。政策设计正在从“依赖单一工具类型”（特别是权威型）向“多元工具协同设计”方向演化。P28（“AI+ 教育”行动计划）首次实现四种工具的全覆盖，标志着“政策设计”（policy design）意识的制度化萌芽。

趋势二：从“供给侧主导”到“需求侧回应”的重心转移。早期政策以“供给侧”逻辑为主导（国家决定教什么、怎么教），第三阶段开始出现“需求侧”回应的迹象——如生成式 AI 使用指南（P25）是对学生和教师“已在使用 AI”这一“需求侧事实”的制度性回应，而非“供给侧”的主动设计。

趋势三：从“标准化推进”到“差异化适配”的策略调整。早期政策追求“全国统一标准”的覆盖性，第三阶段开始重视“因地制宜”的差异化——如基地校遴选（P28）隐含了“让先行者先行”而非“让所有人齐步走”的策略调整。

趋势四：从“文件驱动”到“能力驱动”的范式转换。政策注意力正在从“出台更多文件”（文件驱动）转向“提升执行能力”（能力驱动）——能力建设型工具从第一阶段的 15.3% 增长至第三阶段的 30.3%，这一趋势是否持续和加速，将决定中国 AI 教育政策体系能否超越“制度供给超前—基层执行滞后”的结构性困境。

（五）结构化发现总结

综合本节分析，可以提炼出回答 RQ2 的三个核心结构化发现：

发现一：中国 AI 教育政策的工具配置存在显著的“层级分化”。高等教育获得了最均衡的工具组合（四种工具类型的配置相对平衡），基础教育面临严重的“工具错配”（权威型过载、能力建设型和激励型不足），职业教育和终身教育处于“制度洼地”或“制度盲区”。这一分化不是偶然的资源配置差异，而是“制度偏好结构”（决策层对不同教育层级的战略优先级排序）和“路径依赖”（既有工具选择模式的惯性延续）共同作用的结果。

发现二：“工具错配”是一个可操作化、可诊断的“政策设计缺陷”，而非笼统的“执行不力”。本文通过将“工具错配”定义为“权威型工具的制度供给显著超出能力建设型和激励型工具的执行支撑”，并以编码数据进行量化支撑（基础教育权威型 52.7% vs 能力建设型 24.1% vs 激励型 8.0%），将这一概念从“修辞性批评”转化为“可诊断的制度指标”。这一操作化路径可为后续研究和政策评估提供可复制的分析模板。

发现三：五重结构性张力（制度供给 vs 执行能力、技术驱动 vs 素养培养、效率 vs 公平、专业化 vs 通识化、制度规范化 vs 技术革新速度）构成了中国 AI 教育政策体系的“制度内在矛盾”——这些矛盾不是“可以消除的缺陷”，而是“需要持续管理的张力”。有效的政策设计不在于“消除张力”，而在于“在张力之间寻找动态平衡”。

（六）工具错配的微观机制：三个典型案例

为使“工具错配”这一宏观判断获得微观经验支撑，本文选取三个典型政策行动进行工具配置的微观分析。

案例一：教师数字素养标准（P15）——“标准已立、能力未达”的制度断裂

2023年《教师数字素养》标准的发布是一个典型的“权威型工具先行”案例。该标准以行业标准的形式明确了教师应具备的四个维度数字素养（数字化意识、数字技术知识与技能、数字化应用、数字社会责任），其中“数字技术知识与技能”维度明确包含“人工智能教育应用”的能力要求。

从政策工具的微观配置来看：权威型工具（标准发布本身）已经完备——标准文本清晰、要求明确、层级权威（教育部行业标准）。然而，三个配套环节的工具配置严重不足：（1）能力建设型工具方面——截至2026年中，全国层面的“教师AI教学能力专项培训”尚未形成系统化的实施方案，已有的培训多为“地方自发”或“项目式”安排，覆盖面极其有限；（2）激励型工具方面——“教师数字素养”尚未被纳入教师职称评审的核心指标体系，教师提升AI教学能力缺乏制度化的职业激励；（3）评估型工具方面——标准发布后缺乏系统性的“达标评估”机制，无法掌握全国教师AI教学能力的基线数据和提升进程。

这一案例揭示了“工具错配”的一个典型模式：“规范先行、能力悬空、激励缺位”——制度规范的“天花板”已经设定，但支撑教师达到这一“天花板”的“脚手架”（培训）和“登梯动力”（激励）均未到位。

案例二：义务教育信息科技课程标准（P12）——“课标到课堂”的传导链断裂

2022年发布的义务教育信息科技课程标准首次将AI相关内容纳入义务教育阶段的国家课程体系。该标准规定了从三年级到九年级的“人工智能与智慧社会”主题学习目标，构成了一个完整的“权威型工具链”。

然而，从“课标到课堂”的传导链条存在多个断裂点：（1）教材断裂——符合新课标AI内容要求的教材开发严重滞后，部分地区仍在使用的未包含AI模块的旧版教材，教师缺乏可直接使用的教学资源；（2）师资断裂——据相关调研，具备AI教学实际能力的小学信息科技教师比例总体偏低，绝大多数教师的“AI知识”停留在“听说过但不会教”的阶段——这一知识缺口无法通过短期培训来弥合，需要系统性的师资队伍建设周期；（3）设备断裂——AI教育的实践性学习（如简单的机器学习实验、AI工具体验）需要基本的硬件和软件支撑，但许多学校特别是农村学校的信息技术教室仍停留在“编程+Office操作”的配置水平；（4）评价断裂——AI素养的培养目标已在课标中明确，但如何评估学生的“AI素养达成度”尚无可操作的评价工具——这导致“AI课程”在学校教学中可能沦为“非考试科目”而被边缘化。

这四个断裂点分别对应着能力建设型工具（教材开发、师资培训、设备配置）和系统变革型工具（评价体系改革）的缺位——它们共同构成了“课标到课堂”传导链条的“中间断裂地带”。

案例三：184所基地校遴选（P28）——激励型工具的“破冰”尝试

2026年P28（“AI+教育”行动计划）中“遴选184所AI教育基地校”的部署，是中国AI教育政策中首次大规模运用激励型工具的标志性行动。这一行动的工具设计逻辑是“竞争性遴选+资源奖励+示范辐射”——通过设定遴选标准吸引学校主动参与竞争，入选学校获得专项资源支持，并承担对周边学校的“示范辐射”责任。

作为激励型工具的“破冰”尝试，基地校遴选的制度创新意义值得肯定：它首次在基础教育领域建立了“因表现而获得资源”的正向激励机制，打破了此前“行政命令+统一拨款”的单一治理模式。然而，这一工具也存在潜在的制度风险：（1）“马太效应”风险——有能力入选基地校的学校通常已经具备较好的资源条件，扶持“强者”可能进一步拉大校际差距；（2）“示范辐射”的有效性不确定——基地校的成功经验是否可以被资源条件完全不同的周边学校“复制”，取决于经验的“可迁移性”——而这恰恰是教育政策中最难保证的环节；（3）激励规模的不足——184所基地校相对于全国中小学总体规模而言覆盖面极小，激励效应的“规模外部性”仍然有限。

这一案例说明：激励型工具的“破冰”固然重要，但单一的竞争性遴选不足以构成完整的激励体系——

还需要面向“非基地校”的“普惠型激励”（如将 AI 教学纳入学校考核指标、建立教师 AI 教学成果奖励机制）来实现更广泛的“激励覆盖”。

（七）“最小完整工具组合”（MCIS）的理论建构

基于上述实证分析，本文提出“最小完整工具组合”（Minimum Complete Instrument Set, MCIS）概念作为诊断政策工具配置“充分性”的分析工具。

1. 概念定义

“最小完整工具组合”（MCIS）是指：一项政策目标要在特定教育层级实现有效落地，至少需要配置的政策工具的“最小组合”——这一组合应同时满足三个功能要求：（1）“规则功能”——明确“应当做什么”和“不应当做什么”的制度规范（主要由权威型工具承担）；（2）“支撑功能”——提供实现规则要求所需的能力、资源和技术条件（主要由能力建设型工具承担）；（3）“驱动功能”——激发基层组织和个体主动执行的内在动力（主要由激励型工具承担）。

当一个教育层级的政策工具配置不满足 MCIS 的三个功能要求时，即可判定存在“工具不完整”（instrument incompleteness）问题。“工具不完整”的严重程度可进一步区分为：“单一功能缺位”（如仅缺激励功能）、“双重功能缺位”（如同时缺激励功能和支撑功能）和“系统性功能缺位”（三个功能中仅有规则功能存在）。

2. MCIS 诊断矩阵

将 MCIS 框架应用于中国 AI 教育政策的四个教育层级，可得到以下诊断结果：

基础教育：规则功能——充足（多项课程标准和教师标准已发布）；支撑功能——不足（教师培训覆盖有限、设备资源配置不均、课程资源供给滞后）；驱动功能——严重缺位（几乎不存在面向学校和教师的正向激励机制，P28 的基地校遴选仅覆盖 0.1% 学校）。诊断结论：双重功能缺位，工具不完整程度为“中高”。

高等教育：规则功能——充足（学科设置、专业审批、通识教育指导意见）；支撑功能——基本充足（科研平台、师资引进、国际合作均有制度安排）；驱动功能——中等（重点项目支持、创新联合体等提供了一定激励，但覆盖面和激励强度有限）。诊断结论：工具基本完整，但驱动功能仍有提升空间。

职业教育：规则功能——不足（仅有方向性表态，缺乏专项课程标准）；支撑功能——严重不足（几乎没有面向职业院校的 AI 教育专项资源配置）；驱动功能——严重缺位。诊断结论：系统性功能缺位，工具不完整程度为“极高”。

终身教育：规则功能——极度不足（几乎仅有原则性表态）；支撑功能——严重不足；驱动功能——完全缺位。诊断结论：系统性功能缺位，接近“制度空白”状态。

3. MCIS 的理论贡献

MCIS 概念的理论贡献在于：它将“工具错配”从一个“定性判断”转化为一个“可系统诊断的分析框架”——通过检验三个功能维度的“充足性”状态，可以对任何教育层级的政策工具配置进行结构化的“完整性评估”。这一框架的“可操作性”在于：它提供了一个“检查清单”（checklist）式的诊断工具——每一个教育层级至少需要回答三个问题：规则是否清晰？支撑是否到位？动力是否充足？任何一个问题的答案为“否”，即构成“工具不完整”的制度预警。需要进一步强调的是，MCIS 在本文中的地位首先是“诊断性分析命题”，而非一个已经完成跨情境验证的独立理论；其价值主要在于为政策工具配置提供最小充分条件意义上的结构化判断。

MCIS 框架与 Howlett^①的“政策设计”理论形成对话：Howlett 强调工具选择应与制度语境“适配”，MCIS 进一步将“适配”操作化为“三功能的同时满足”——这一操作化使 Howlett 的理论洞见获得了可供实证检验的分析操作工具。MCIS 也与 McDonnell 和 Elmore^②的原初框架形成呼应：McDonnell 和 Elmore

①Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

②McDonnell L M, Elmore R F. Getting the Job Done: Alternative Policy Instruments [J]. Educational Evaluation and Policy

的四分类回答了“有哪些工具可选”的问题，MCIS 回答了“至少需要选择哪些工具的组合”的问题——两者分别从“供给侧”和“需求侧”对政策工具理论进行了补充。换言之，MCIS 更适合作为连接“文本编码结果”与“制度诊断结论”之间的中介性框架，而不宜被表述为普遍有效的封闭理论体系。

4. MCIS 的政策含义

MCIS 框架对中国 AI 教育政策的改进提供了明确的诊断指向：（1）基础教育需要“补短板”——优先加强能力建设型工具（系统性教师培训计划、差异化设备配置方案、高质量课程资源供给）和激励型工具（将 AI 教学纳入学校考核指标、建立教师 AI 教学成果奖励机制）；（2）职业教育需要“建框架”——从“方向性表态”升级为“操作性安排”，至少需要发布职业教育 AI 课程标准（规则功能）、配置专项资源（支撑功能）和建立产教融合激励机制（驱动功能）；（3）终身教育需要“破空白”——将 AI 终身学习从“修辞性承诺”转化为“制度性安排”，至少需要建立公共 AI 学习资源平台和在职人员 AI 技能转型支持计划。

五、国际比较：治理模式与制度逻辑

（一）比较分析的框架与方法

1. 比较框架的设计

为回答 RQ3 的国际维度，本文构建了一个包含七个比较维度的结构化分析框架：（1）治理结构——AI 教育政策的决策架构和权力配置方式；（2）教育体系嵌入方式——AI 教育如何与既有教育制度发生制度性关联；（3）主导工具类型——政策体系最倚重的政策工具类型；（4）覆盖范围——政策覆盖的教育层级和教育要素的广度；（5）推进速度——从政策启动到制度化落地的时间效率；（6）核心优势——该模式在 AI 教育治理上的比较优势；（7）核心风险——该模式面临的主要制度性挑战。

2. 比较对象的选择

本文选择美国、欧盟和中国作为三种代表性治理模式的分析对象。这一选择基于“最大差异”比较策略——三者治理结构（联邦分权/超国家框架/中央集权）、制度传统（市场自由主义/社会民主/国家动员）和教育体制（高度市场化/福利国家型/行政主导型）上呈现最大化的制度差异，使得比较分析能够揭示“制度选择”而非“发展水平”对 AI 教育治理的影响。此外，本文将新加坡和韩国作为“东亚参照系”进行补充分析——两者与中国共享东亚教育传统（国家主导、考试导向、高竞争性），但治理模式和资源条件存在差异，有助于在“控制文化变量”的条件下识别“治理模式”的独立效应。

3. 三种核心模式的结构化比较

表 3 呈现了三种治理模式在七个维度上的对照。

（二）美国模式深度分析：市场驱动与联邦分权

1. 治理结构的制度特征

美国 AI 教育治理最显著的制度特征是“联邦分权 + 市场自组织”。联邦政府的角色主要限于战略方向设定和研发资助——2019 年白宫发布的“美国人工智能倡议”（American AI Initiative）确立了联邦层面的 AI 战略优先级，但该倡议不具备对各州教育系统的约束力。2021 年美国人工智能国家安全委员会（NSCAI）在最终报告^①中明确建议“联邦政府应资助各州推进 K-12 AI 教育”，但这一建议以“资助”（激励型工具）而非“标准制定”（权威型工具）的方式提出——充分体现了美国联邦制下“联邦引导、各州自主”的治理逻辑。

在联邦政府角色有限的制度空间中，科技企业和非营利组织成为了 AI 教育创新的主要驱动力。Google 开发了“AI for Education”课程资源，Microsoft 推出了“AI School”在线学习平台，AI4ALL 基金会面向弱

Analysis, 1987, 9(2): 133-152.

①National Academies of Sciences, Engineering, and Medicine. Foundations of Data Science for Students in Grades K-12 [R]. Washington, DC: The National Academies Press, 2023.

表 3: 全球 AI 教育治理三种模式的结构化比较

比较维度	市场驱动型（美国）	规范引导型（欧盟）	国家动员型（中国）
治理结构	联邦分权 + 市场自组织, 联邦政府角色有限	超国家框架 + 成员国分权执行, 多层治理	中央集权 + 行政传导, “战略规划—行政嵌入—组织扩散”三层机制
教育体系嵌入方式	市场信号驱动, 科技企业主导课程创新, 州级差异显著	通过 DigCompEdu 等框架嵌入教师培训体系 ^① , 伦理先行	通过课程标准、教师标准、学科设置等行政工具全面嵌入既有体系
主导工具类型	激励型（市场信号、项目资助）	权威型（伦理规范、GDPR 框架）	权威型 + 能力建设型并重
覆盖范围	局部化、差异化	框架统一、执行分散	全学段、全要素、系统性
推进速度	灵活但不均衡	审慎但稳健	快速但“消化压力”大
核心优势	创新活力	伦理引领	动员能力与规模
核心风险	公平性不足	速度滞后	基层执行滞后、形式化

势群体学生提供 AI 教育机会，Code.org 在其编程教育平台中大量融入 AI 模块。这些“市场自组织”的创新具有高度的灵活性和创新性，但也导致了 AI 教育资源在质量和可及性上的高度碎片化——不同州、不同学区的学生接受的 AI 教育可能在内容深度、教学质量和资源丰富度上存在巨大差异。

2. 工具配置的特征

从政策工具视角分析，美国模式的工具配置呈现出“激励型主导、权威型薄弱”的特征——这恰好与中国模式（权威型主导、激励型薄弱）形成“镜像对称”。联邦政府的 NSF（国家科学基金会）和教育部通过竞争性项目资助（激励型工具）推动 AI 教育研究和实验，但不制定统一的 K-12 AI 课程标准（权威型工具）。部分走在前列的州（如加利福尼亚州、弗吉尼亚州）已开始制定州级 AI 教育标准，但这些标准在全国范围内不具有统一性。2020 年 AI4K12 联盟提出的“五大理​​念”（Five Big Ideas in AI）^①试图提供一个全国性的 AI 教育内容框架，但该框架不具备任何法定约束力，仅作为“参考性指南”供各州和学区自愿采用。

3. 制度优势与风险

美国模式的核心制度优势是“创新活力”——联邦分权和市场自组织的制度结构赋予了各州、学区、企业和非营利组织高度的“实验自由度”，使得 AI 教育的创新尝试层出不穷。其核心制度风险是“公平性不足”——市场驱动的资源配置机制天然倾向于“资源富集”的地区和群体，低收入社区和少数族裔学生获得高质量 AI 教育的机会显著低于富裕白人社区。这一“创新-公平”张力是美国教育制度的长期制度性矛盾，AI 教育领域只是这一矛盾的最新表现。

（三）欧盟模式深度分析：规范引导与伦理先行

1. 治理结构的制度特征

欧盟 AI 教育治理的制度特征是“超国家框架 + 成员国分权执行”的多层治理模式。欧盟层面通过一系列框架性文件和指令——《数字教育行动计划》（Digital Education Action Plan 2021-2027）^②、《人工智能法案》（AI Act, 2024 年正式通过）、DigCompEdu 教师数字能力框架^③——为成员国提供“制度模板”和

^①Touretzky D S, Gardner-McCune C, Martin F, et al. Envisioning AI for K-12: What Should Every Child Know about AI? [A]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33(1): 9795–9799.

^②European Commission. Digital Education Action Plan 2021–2027 [R]. Brussels: European Commission, 2020.

^③Redecker C. European Framework for the Digital Competence of Educators: DigCompEdu [R]. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2017.

“标准参考”，但具体的教育政策执行权属于各成员国。这种“框架统一、执行分散”的治理结构既保持了27个成员国之间的“制度协调性”，又尊重了各国教育传统的“多样性”。

2. 工具配置与伦理优先

欧盟模式在政策工具配置上最突出的特征是“伦理先行”——在AI技术尚未大规模进入教育系统之前，就已通过GDPR（通用数据保护条例）、AI Act等法规框架确立了AI在教育中应用的“伦理红线”和“透明性要求”。这一“规范先行”的策略体现了欧盟“预防性治理”（precautionary governance）的制度传统——宁愿“速度慢一步”也要确保“人权不受侵害”。

DigCompEdu框架是欧盟AI教育治理最具代表性的制度工具^①。该框架系统定义了教师在数字化教育环境中应具备的六大能力领域（包括“促进学习者数字素养”和“数字化评估”等），为成员国的教师培训提供了“能力标准模板”。与中国的《教师数字素养》标准不同，DigCompEdu不是一个“自上而下”的行政标准，而是一个“横向推荐”的能力框架——成员国可以选择采用、修改或参考，但不受法律强制。这种“柔性治理”方式降低了“制度强制”的政治成本，但也可能导致执行力度的不均衡。

欧盟AI教育治理的另一重要特征是“伦理/权利维度的突出”。AI Act将教育领域的部分AI应用列为“高风险系统”（如AI辅助的学生评估和招生决策系统）^②，要求这些系统满足透明性、可解释性和人类监督等严格要求。这一规定直接影响了AI教育产品在欧盟市场的“准入门槛”，构成了一种“监管型权威工具”——通过设定“技术准入标准”间接引导AI教育的发展方向。

3. 制度优势与风险

欧盟模式的核心制度优势是“伦理引领”——在全球AI教育治理中率先建立了系统性的伦理规范框架，为AI在教育中的“负责任应用”设定了“高标准”。其核心制度风险是“速度滞后”——欧盟的多层治理结构和“审慎原则”导致政策从“提案”到“执行”的周期显著长于中国和美国。例如，AI Act从2021年提案到2024年正式通过，历时三年——在AI技术快速迭代的背景下，这种“立法速度”可能导致监管框架在通过之时已部分“过时”。此外，27个成员国之间的执行差异也是一个重要风险——北欧国家（特别是芬兰、爱沙尼亚）的AI教育制度化水平显著领先于南欧和东欧国家。

4. 成员国差异的典型案例：芬兰与法国

欧盟内部的“制度差异”通过芬兰和法国的对比可以得到更清晰的呈现。

芬兰是全球AI教育中的“先行者”典范。2017年赫尔辛基大学与咨询公司Reaktor合作推出的“AI芬兰”（Elements of AI）免费在线课程，是较早面向全体公民（而非仅IT专业人员）的AI素养教育项目^③。该课程至2025年底已吸引全球超过100万注册学习者。芬兰模式的制度特征是“社会嵌入式教育”——AI素养教育不仅作为学校课程提供，更通过公共图书馆系统、社区学习中心和企业培训等“社会渠道”广泛扩散。芬兰教育体系的另一制度优势是“高度自主的教师专业文化”——芬兰教师拥有较高的专业自主权，使得AI教育可以“有机嵌入”各学科教学，而无需等待“自上而下的课程标准修订”。

法国的AI教育治理则呈现出“国家主导型”特征——这与法国的“中央集权”教育传统一脉相承。2018年法国总统马克龙发布国家AI战略，其中教育部分明确提出在高中数学与信息科学课程中系统地纳入AI内容。2019年法国教育部修订高中信息科学与数学课程大纲，将“机器学习”和“神经网络”等概念纳入必修内容。法国模式的优势在于“中央决策-统一执行”的制度效率较高，但也面临与中国类似的“教师能力瓶颈”——高中数学教师对AI技术的了解程度有限，“课标到课堂”的转化面临“再语境化”障碍。

芬兰与法国的对比揭示了一个重要的比较发现：即便在同一“超国家框架”（欧盟）之下，不同教育传

①Redecker C. European Framework for the Digital Competence of Educators: DigCompEdu [R]. Luxembourg: Publications Office of the European Union, 2017.

②European Union. Artificial Intelligence Act [R]. Brussels: Official Journal of the European Union, 2024.

③University of Helsinki, Reaktor. Elements of AI [EB/OL]. <https://www.elementsofai.com>, 2018.

统（芬兰的“教师自主型”vs 法国的“中央集权型”）导致了截然不同的“AI 教育嵌入路径”。这一发现对中国的启示是：“治理模式”对 AI 教育政策效果的影响可能不如“教育文化”和“教师专业能力”的影响来得深刻——后者是“制度吸纳能力”中“组织扩散”维度的核心变量。

（四）东亚参照系：新加坡、韩国与日本

为进一步丰富比较分析的深度，本文引入新加坡、韩国和日本作为“东亚参照系”——三者与中国共享儒家文化圈的教育传统（国家对教育的高度重视、考试导向的教育体制、社会对教育投入的高期望），但在治理模式和资源条件上存在差异。

新加坡模式。新加坡以“小国高效治理”著称，其 AI 教育治理体现了“精准化国家动员”的特征。2019 年新加坡发布“国家人工智能战略”（National AI Strategy），并将 AI 素养教育纳入全民技能提升框架。新加坡模式的独特之处在于：（1）小国规模使得“全覆盖”在操作上可行——新加坡仅有约 370 所中小学，全国性政策的执行监督成本远低于中国（约 20 万所中小学）；（2）“政府—产业—学术”三角协同高度紧密；（3）从“入口到出口”的全链条设计——从中小学 AI 素养教育到大学 AI 专业培养到职业技能再培训，形成了完整的“AI 教育生态链”。新加坡模式对中国的最大启示不在于“模式复制”（中国的规模使直接复制不可能），而在于“全链条设计”的理念——将各教育层级的 AI 教育视为一个“连续体”而非“各自独立的模块”。

韩国模式。韩国教育部于 2020 年发布“人工智能时代教育政策方向与核心课题”，2022 年将 AI 素养教育纳入新版国家课程标准，成为全球最早在 K-12 国家课程中系统性纳入 AI 内容的国家之一。韩国模式的特征是“强国家主导 + 快速制度化”——与中国相似，韩国也采用自上而下的行政传导机制推进 AI 教育，但韩国的执行条件（国土面积小、城市化率高、教师队伍专业化水平高、信息化基础设施完善）使其“传导损耗”远低于中国。韩国在 AI 教育领域的另一创新是“AI 助教”（AI tutoring）系统的大规模部署——韩国教育部在部分学校试点引入基于 AI 的个性化辅导系统，以缓解高竞争性教育环境下的“补课文化”。韩国模式面临的独特挑战是：高度应试导向的教育文化（“教育热病”）可能将 AI 教育“异化”为新的“应试科目”——学生学习 AI 不是为了“理解和应用”，而是为了“考试得高分”，这与 AI 教育培养“批判性思维”和“创造性应用”的核心目标存在深层矛盾。

日本模式。日本于 2019 年发布“AI 战略 2019”，提出到 2025 年每年培养 25 万名具备 AI 素养的人才。在 K-12 阶段，日本文部科学省 2020 年修订学习指导要领，在小学阶段引入编程教育（作为 AI 教育的先导），在初中和高中阶段增设“信息 I”必修科目（包含数据科学和 AI 基础内容）。日本模式的特征是“渐进式嵌入 + 问题导向”——日本倾向于将 AI 教育“嵌入”既有的“综合学习”和“探究活动”框架，而非创建独立的 AI 课程。日本特有的挑战是“教师数字素养的历史性短板”——日本中小学教师的 ICT 能力在 OECD 国家中长期排名靠后，这一“历史负债”构成了 AI 教育推进的“能力瓶颈”。日本案例对中国的参考价值在于：它展示了一个“数字素养基础薄弱”的教育系统如何“渐进式”地推进 AI 教育——而非“跳跃式”地要求所有教师立即具备 AI 教学能力。

（五）跨模式比较的核心发现

综合以上分析，可以提炼出五个跨模式比较的核心发现：

发现一：工具偏好的“制度互补性”。三种模式的工具偏好构成了一种“制度互补”结构：美国以激励型工具为主（市场信号驱动创新），欧盟以权威型工具为主（伦理规范引导方向），中国以权威型 + 能力建设型为主（行政命令 + 执行支撑推动覆盖）。没有一种模式实现了四类工具的“均衡配置”——这提示：“工具均衡”可能是 AI 教育治理的一个“理想型”（ideal type），而非任何国家已经实现的“现实型”。

发现二：“速度与质量”的普遍性张力。三种模式都面临“速度与质量”之间的张力，但张力的表现形式不同：美国的“速度”来自市场自发行动（快但碎片化），欧盟的“质量”来自审慎的监管框架（完善但慢），中国的“速度”来自行政动员（快且系统但“消化不良”）。这一普遍性张力提示：在 AI 技术快速迭代的条件下，“速度-质量-公平”的“不可能三角”可能是所有治理模式都必须面对的制度约束。

发现三：“公平性”挑战的普遍性与差异性。三种模式都面临 AI 教育公平的挑战，但根源不同：美国的不公平源于“市场失灵”——市场驱动的资源配置天然排斥“无盈利前景”的弱势群体；欧盟的不公平源于“成员国差异”——北欧与南欧/东欧之间的制度化水平差距；中国的不公平源于“区域分化”——东西部、城乡之间的资源和能力落差。日本的公平挑战则源于“世代差距”——年轻教师对数字技术的接受度远高于资深教师，同一学校内不同教师提供的 AI 教育质量可能差异悬殊。

这一比较提示：AI 教育的“公平性”问题不是某一种治理模式的“特殊缺陷”，而是 AI 教育作为“技术密集型”教育领域的“内在特征”——技术密集型教育天然倾向于向“技术条件优越”的地区和群体集中，任何治理模式都需要“反向补偿”机制来抵消这一倾向。Pedro 等^①在 UNESCO 框架中已经敏锐地识别了这一全球性挑战。然而，各模式面对这一挑战的“制度工具箱”不同：美国依赖“专项拨款 + 非营利组织”的补偿路径（如 AI4ALL 专门面向女性和少数族裔学生），欧盟依赖“社会福利制度”的兜底功能（如芬兰的全民免费教育确保 AI 课程对所有学生的可及性），中国依赖“行政命令 + 专项转移支付”的集中化补偿路径（如通过“国家智慧教育平台”为资源贫乏地区提供统一的在线资源）。哪种补偿路径更有效，需要长期的追踪评估——但可以初步判断的是：中国的“集中化平台供给”模式在“覆盖面”上具有优势（一个平台服务全国），但在“差异化适配”上存在局限（不同地区的需求差异难以被单一平台充分回应）。

发现四：制度规模与治理效能的非线性关系。新加坡、韩国、日本和中国的比较表明：教育系统的“规模”是影响 AI 教育治理效能的关键变量，且这一影响是“非线性”的——当教育系统的规模超过某一“临界阈值”后，“传导损耗”的增长速度将超过“制度投入”的增长速度，导致治理效能的“边际递减”。

以 K-12 学校数量作为“制度规模”的近似指标：新加坡约 370 所、韩国约 12,000 所、日本约 35,000 所、中国约 200,000 所。新加坡到韩国的跨度（约 32 倍）并未导致治理效能的等比例下降——韩国通过“均质化的教育条件”和“高效的行政传导”在很大程度上抵消了规模扩大的影响。然而，从韩国到中国的跨度（约 17 倍），治理效能的下降却更为显著——因为中国的教育系统不仅“规模更大”，而且“内部异质性远高于韩国”（东西部差距、城乡差距、经济发展水平差距）。“规模”与“异质性”的叠加效应，构成了中国 AI 教育治理的“双重规模壁垒”。

这一发现提示：中国 AI 教育政策面对的不仅是“治理模式选择”问题，更是“制度规模管理”问题——如何在超大规模、高异质性的教育系统中实现高质量的 AI 教育制度扩散，是中国独有的制度挑战，现有的国际经验（无论是新加坡的“精准化动员”还是韩国的“快速制度化”）都无法提供“直接可用”的解决方案。中国可能需要发展一种“分层差异化”的扩散策略——对不同资源条件的地区设定“差异化的政策目标”和“差异化的工具组合”，而非“一刀切”的统一标准。

发现五：“制度吸纳能力”的跨国差异。将 IAC 框架应用于跨国比较，可以识别各模式在三个维度上的差异化表现：

政策协调能力——从理想类型比较看，中国表现较强（中央集权体制确保了决策的速度和一致性），美国相对较弱（联邦分权导致各州步调不一），欧盟居中（超国家框架提供了协调机制但不具强制力），东亚国家（新加坡、韩国、日本）普遍较强（国家主导的教育治理传统）。

制度嵌入能力——中国较强（通过课程标准等行政工具“全面嵌入”既有教育体系），韩国和法国同样较强（国家课程标准的修订提供了嵌入通道），欧盟整体中强（DigCompEdu 等框架提供了系统性但非强制的嵌入路径），美国较弱（缺乏统一的“嵌入框架”，依赖各州自主设计），芬兰走出了“教师自主嵌入”的独特路径（依赖高度专业化的教师队伍自发地将 AI 融入教学）。

组织扩散能力——从比较轮廓看，新加坡表现突出（小国规模使“全覆盖”可行），韩国次之（均质化的教育条件降低了扩散障碍），芬兰在欧盟内领先（教师专业文化支撑了“自下而上”的扩散），日本面临

^①Pedro F, Subosa M, Rivas A, et al. Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development [R]. Paris: UNESCO, 2019.

“教师能力瓶颈”但通过“渐进式”策略逐步推进，美国（科技发达州如加州）在局部区域表现良好但全国层面极不均衡，中国则受到超大规模教育系统“双重规模壁垒”效应的显著制约。

发现六：“教育文化”作为独立变量的影响。芬兰与法国的对比、韩国与中国的对比共同揭示了一个重要发现：“教育文化”（特别是教师专业文化和学生学习文化）对 AI 教育治理效果的影响，可能是独立于“治理模式”的“第二变量”。芬兰和法国同属欧盟框架，但芬兰的“教师自主文化”使其 AI 教育扩散远快于法国的“行政驱动”路径；韩国和中国都采用“国家动员型”模式，但韩国教师的“高专业化水平”使其“传导损耗”远低于中国。这一发现的政策含义是：“制度设计”的改进（如优化工具组合）是必要条件，但“教育文化”的培育（如提升教师专业自主性和持续学习能力）可能是更根本的“充分条件”——前者可以在中短期内通过政策调整实现，后者则需要长期的制度积累和文化变迁。

（六）中国模式的制度逻辑再审视

基于上述比较分析，可以对中国 AI 教育政策体系的核心治理逻辑进行更深入的审视。

1. “三层传导”的制度运作

中国 AI 教育政策体系的核心治理机制可概括为“三层传导”逻辑：

第一层——战略规划驱动：国家最高决策层以战略规划的形式确立 AI 教育的优先地位，为政策体系赋予最高层级的“政治合法性”。这一层级解决的核心问题是“为什么要做”和“做到什么程度”。中国体制的独特优势在于：这一层级的决策速度极快（从问题识别到战略出台通常在 1—2 年内完成），且一旦做出决定即具有不可逆的“制度惯性”——因为最高层级的“政治承诺”使得政策回退的“政治成本”极高。

第二层——行政体系嵌入：教育部等部委通过课程标准修订、教师标准制定、学科建制调整、评价指标设计等制度工具，将战略目标“翻译”为可操作的行政规则，并嵌入既有教育行政体系的运行流程之中。这一层级解决的核心问题是“做什么”和“怎么做”。中国体制的优势在于“嵌入效率”——通过既有的行政运行系统（课程管理系统、教师管理系统、学科审批系统），新的政策要求可以在较短时间内“植入”教育系统的日常运转。其局限在于“嵌入深度”——行政规则的“嵌入”是否真正改变了教育系统的“运行逻辑”（即“制度实质”），还是仅仅增加了一层“行政装饰”（即“制度表层”），取决于基层组织的“消化能力”。

第三层——组织扩散执行：地方教育行政机构和基层学校作为“最后一公里”的组织单元，将行政规则转化为教学实践。这一层级面临的挑战是“做得到吗”——它取决于教师能力、设施条件和组织文化等基层执行条件。国际比较表明：这一层级是中国模式与新加坡、韩国等“小规模高效率”体系拉开差距的关键环节——中国的“超大规模”使得“组织扩散”面临其他国家不曾遭遇的“规模壁垒”。

2. “上强下弱”的非均衡结构

中国模式的制度优势在于第一层和第二层——战略感知灵敏、制度编码高效。中国模式的制度短板在于第三层——组织扩散面临教师能力不足、资源配置不均和“形式化合规”等消耗性因素。这种“上强下弱”的非均衡结构，构成了中国 AI 教育治理的核心特征。

从比较视角看，这一“上强下弱”结构并非中国 AI 教育的“独有问题”，而是“国家动员型”治理模式在面对“技术密集型 + 知识密集型”教育变革时的“制度常态”——权威性行政传导在“标准化内容”的推广中高效（如基础技能培训、识字教育），但在“创新性 + 适应性”内容的推广中效能打折（如 AI 素养教育需要教师具备持续更新的专业知识和灵活应变的教学能力）。

3. “跨模式学习”的可能路径

国际比较的最终目的不是“评判模式优劣”，而是“识别跨模式学习的可能路径”。基于上述分析，中国 AI 教育政策可以从三种参照模式中借鉴以下制度要素：

从美国模式借鉴“激励型工具的设计经验”——特别是“竞争性项目资助”和“市场化课程资源供给”的机制设计。中国第三阶段已开始向这一方向探索（如 P28 的基地校遴选），但激励工具的“规模”和“多样性”仍有很大的扩展空间。

从欧盟模式借鉴“伦理治理的系统性”——特别是“将 AI 教育应用的伦理评估制度化”的经验。中国已有 P25（中小生成式 AI 使用指南）等文件，但尚未建立类似 AI Act 的“系统性 AI 教育伦理准入机制”——随着 AI 在教育中的应用日益深入（如 AI 评分、AI 辅助升学决策），建立系统性的伦理治理框架将日益紧迫。

从新加坡模式借鉴“全链条设计”的理念——将 K-12 AI 素养教育、高等教育 AI 专业培养和职业技能再培训作为一个“连续体”进行制度设计，避免各教育层级“各自为战”的碎片化状况。中国当前在基础教育、高等教育和职业教育之间的 AI 政策协调仍较弱——本文在第五节已指出的“层级分化”问题，可参照新加坡的全链条设计思路加以改进。

从韩国模式借鉴“快速制度化”的操作策略——特别是在“应试文化”约束下如何推动“素养导向”的 AI 教育，这一挑战与中国高度相似。韩国的经验（和教训）对中国具有直接的参考价值。

（七）“制度吸纳能力”（IAC）的跨国比较应用

将本文提出的“制度吸纳能力”框架系统性地应用于跨国比较，可以为各治理模式提供更精细的诊断。表 4 呈现了 IAC 三维度的跨国比较矩阵。

表 4：“制度吸纳能力”（IAC）三维度的跨国比较

IAC 维度	中国	美国	欧盟	新加坡	韩国
政策协调能力	极强（中央集权 + 一党执政的决策效率）	弱（联邦分权 + 两党博弈）	中（超国家框架 + 成员国主权）	强（威权效率型政体）	强（总统制 + 集权传统）
制度嵌入能力	强（行政工具全面嵌入）	中弱（缺乏统一嵌入框架）	中 强（Dig-CompEdu 等柔性框架）	强（精准化嵌入）	强（国家课程标准强制嵌入）
组织扩散能力	弱（超大规模传导损耗）	中（局部优秀全局不均）	中弱（南北欧差距显著）	极强（370 校全覆盖）	强（均质化条件）

1. 政策协调能力的跨国差异

政策协调能力衡量的是“国家教育治理体系能否迅速、一致地将 AI 教育纳入政策议程并启动制度化进程”。在这一维度上，中国表现出较强的政策响应能力——从 AlphaGo 引发广泛关注（2016 年 3 月）到国务院发布《新一代人工智能发展规划》（2017 年 7 月），历时约 16 个月；从 ChatGPT 发布（2022 年 11 月）到教育部在 2024 年前后密集推出针对性文件（P23、P24、P25），体现出较快的政策跟进速度。

相比之下，美国联邦层面的 AI 教育政策协调能力显著较弱。至 2026 年中，美国联邦政府仍未发布统一的 K-12 AI 教育框架——这并非因为美国“不重视”AI 教育，而是因为联邦制的制度结构使得“全国统一的教育标准”在政治上几乎不可能实现。各州各自为政——弗吉尼亚州 2024 年已发布州级 AI 素养标准，而密西西比州尚未启动 AI 教育的制度化进程。这种“碎片化”是联邦制的“制度代价”。

欧盟的政策协调能力介于中美之间。欧盟层面能够通过“框架性指令”和“推荐性标准”（如 Dig-CompEdu）提供“制度方向”，但不能强制各成员国执行——这种“柔性协调”在保护教育多样性的同时，也导致了成员国间执行差异的长期存在。芬兰 2017 年即启动了“AI 芬兰”（Elements of AI）全民 AI 教育项目，至 2025 年已覆盖超过 100 万学习者^①，而部分东欧国家的 AI 教育制度化进程尚处于起步阶段。

2. 制度嵌入能力的跨国差异

制度嵌入能力衡量的是“AI 教育的政策目标能否被有效地“翻译”为既有教育制度体系中的可操作规则”。中国在这一维度上表现相当出色——通过课程标准修订、教师标准制定、学科设置调整和教育评价指

^①University of Helsinki, Reaktor. Elements of AI [EB/OL]. <https://www.elementsofai.com>, 2018.

标设计这四条“制度嵌入通道”，AI教育的政策目标被系统性地“植入”了既有教育行政体系的运行流程。这种“深度嵌入”意味着AI教育不再是一个“独立的附加模块”，而是成为了课程管理系统、教师管理系统和学科建设系统的“原生组成部分”。

韩国的制度嵌入能力与中国相似——韩国通过修订2022年版国家课程标准，将AI相关内容以“必修模块”的形式嵌入信息科技课程，同时将“AI教育能力”纳入教师培训标准。韩国模式的特殊优势在于：韩国教师的“标准化程度”和“专业化水平”整体高于中国，使得“制度嵌入”后的“执行落差”更小。

新加坡的嵌入策略体现了“精准化”特征——不是通过“修订既有标准”来嵌入，而是通过“创建新的专项项目”（如AI for Students）来“绕过”既有制度框架的约束。这种“项目嵌入”方式避免了“修订标准”所需的漫长行政流程，但也导致AI教育与“常规课程体系”之间的“制度衔接”不够紧密。

美国的嵌入能力相对较弱——这不是因为美国缺乏“嵌入意愿”，而是因为美国缺乏“统一的嵌入载体”。在没有全国统一课程标准的制度环境中，AI教育只能通过各州自主设计的课程标准来分别嵌入——嵌入的深度、速度和质量因州而异。

3. 组织扩散能力的跨国差异

组织扩散能力衡量的是“制度化的政策规则能否在基层教育组织中被转化为实际的教学行为”。这是IAC三个维度中“区分度最高”的维度——各国在这一维度上的差异远大于在前两个维度上的差异。

新加坡在组织扩散能力上表现突出。这一表现源于新加坡独特的“小国优势”：仅370所中小学的规模使得“全覆盖”在操作上完全可行；高度均质化的教师队伍（通过国立教育学院统一培养）降低了“能力损耗”；政府-产业紧密合作提供了充足的课程资源和技术支持。这些条件的组合使得新加坡的“传导损耗”相对较低——政策从“制度设计”到“课堂落地”的转化效率较高。

中国在组织扩散能力上面临“规模壁垒”。约20万所中小学、约1,100万名中小学教师的“超大规模”构成了任何其他国家都未曾面对的“扩散挑战”。即便“制度设计”已经完善，“政策信号”从教育部传导至20万所学校的“信息损耗”、“动力损耗”和“能力损耗”也是系统性的——这不是“努力不够”的问题，而是“规模效应”的制度物理学。中国在组织扩散能力上的“突破方向”，可能不在于“自上而上传导链条的优化”，而在于“多中心扩散网络的构建”——通过基地校辐射、区域教研共同体、在线教师社区等“横向扩散”机制，在“纵向行政传导”之外开辟“横向专业扩散”的第二通道。

（八）比较分析的理论贡献与局限

1. 理论贡献

本节的国际比较分析为AI教育政策研究提供了三个层面的理论贡献：

第一，“三种模式”分类的提出。将全球AI教育治理归纳为“市场驱动型”“规范引导型”和“国家动员型”三种模式，为纷繁复杂的各国实践提供了简洁而具有分析力的分类工具。这一分类不仅是“描述性标签”，更蕴含了“工具偏好结构”的解释性内容——每种模式的治理结构决定了其“自然偏好”的政策工具类型。

第二，IAC框架的跨国比较潜力展示。将“制度吸纳能力”三维度框架应用于五个国家/地区的比较分析，初步展示了该框架作为“跨国比较分析工具”的组织能力——IAC框架能够识别各模式在三个维度上的“差异化表现”，而非仅仅给出“整体优劣”的笼统判断。但这种比较能力在本文中仍主要体现为“逻辑结构上的可迁移性”，其外部效度仍需通过后续对称性的跨国政策编码研究进一步检验。

第三，“速度-质量-公平不可能三角”的提出。通过跨模式比较，本文提出AI教育治理可能面临“速度-质量-公平”的“不可能三角”约束——在AI技术快速迭代的条件下，没有任何治理模式能够同时在三个维度上达到“最优”。其可能的作用机制在于：在资源投入与治理注意力均有限的条件下，政策快速铺开通常会压缩课程开发、教师培训和评价校准的打磨周期，从而影响实施质量；而当制度资源优先投向先发地区和头部学校时，公平目标又往往受到挤压。也就是说，三者并非抽象地“不能兼得”，而是在现实治理

过程中常常受到资源约束、制度路径依赖和技术迭代压力的共同牵制。这一“不可能三角”如果成立，其政策含义是：每种治理模式的“改进空间”不在于“追求全面最优”，而在于“在三个维度之间寻找适合本国制度条件的最优平衡点”。

2. 比较分析的局限

本节的比较分析存在以下局限需要声明：第一，文献依赖的不对称性——本文对中国模式的分析基于第一手政策文本编码，但对美国、欧盟、新加坡和韩国模式的分析主要基于二手文献，分析深度不对称；第二，“模式化”分析的简化风险——“市场驱动型”“规范引导型”和“国家动员型”是“理想型”分类，实际上每个国家的治理实践都包含多种模式的“混合”要素（如中国也有激励型工具，美国也有行政标准），过度“模式化”可能遮蔽内部的复杂性；第三，“时间截面”的局限——各国 AI 教育政策处于快速演化之中，本文的比较基于 2026 年中的“时间截面”，各国的制度状态可能在数年内发生显著变化。

六、理论建构：“制度吸纳能力”的概念化与操作化

（一）概念界定

1. 概念提出的问题意识

基于前文的全景分析——三阶段制度演化（第四节）、四层治理架构与工具错配诊断（第五节）、三种模式的国际比较与 IAC 跨国应用（第六节）——一个贯穿全文的核心理论问题浮现：为什么中国在 AI 教育政策的“战略响应速度”和“制度编码效率”上表现突出，但在“基层落地质量”上仍面临较为突出的扩散约束？这一“上强下弱”的非均衡结构是中国独有的“制度缺陷”，还是“国家动员型”治理模式面对颠覆性技术时的“制度常态”？国际比较为什么同样表明：没有任何一种治理模式在所有维度上同时达到“最优”？

现有理论工具难以完整回答这些问题。政策工具理论（McDonnell-Elmore^①）提供了“用了什么工具”的分类框架，但不回答“为什么某些工具在某些制度条件下失效”；教育政策社会学（Ball^②）揭示了“政策循环”中的“再语境化”损耗，但更侧重于微观过程描写，缺乏宏观制度层面的“能力评估”工具；新制度主义（Mahoney-Thelen^③、Pierson^④）提供了制度变迁的类型学，但不直接回答“制度系统整体上吸纳技术变革的能力如何评估”。

本文提出“制度吸纳能力”正是为了填补这一理论空缺——提供一个可以同时进行“单一国家的纵向能力评估”和“跨国横向能力比较”的分析概念。需要进一步说明的是，本文将 IAC 定位为一种解释性中层理论框架，而非已经完成强因果检验的普适定律。它在本文中的“成立”，首先表现为对中国案例具有较高的解释一致性，其次表现为对比较分析具有一定的组织力和启发性；但这种跨语境解释力在本文中仍主要体现为“比较分析的结构潜力”，其强验证意义上的普适性仍需借助后续量化研究和对称性跨国研究进一步检验。

2. 正式定义

制度吸纳能力（Institutional Absorptive Capacity, IAC）是指一个国家的教育制度体系在面对颠覆性技术变革时，通过政策创新、制度调适和组织学习，将新技术的核心要素有效整合入教育目标、课程内容、教学方法、教师能力和评价体系的制度能力。

这一定义包含五个关键要素：（1）“教育制度体系”——IAC 的主体不是单一政策文件或单一教育组织，

①McDonnell L M, Elmore R F. Getting the Job Done: Alternative Policy Instruments [J]. Educational Evaluation and Policy Analysis, 1987, 9(2): 133-152.

②Ball S J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

③Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1-37.

④Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. American Political Science Review, 2000, 94(2): 251-267.

而是涵盖战略层、制度层、执行层和伦理层的“制度体系整体”；(2)“颠覆性技术变革”——IAC 应对的对象不是“增量式技术改进”，而是对既有教育范式构成根本性挑战的“颠覆性技术”（如 AI、互联网），IAC 概念对“常规技术更新”不具有特殊的分析优势；(3)“政策创新、制度调适和组织学习”——IAC 的三个行动机制对应三个维度（政策协调能力、制度嵌入能力、组织扩散能力）；(4)“有效整合入”——“有效”意味着不仅在“制度文本”层面完成了整合，更在“教学实践”层面产生了可观察的行为变化；(5)“教育目标、课程内容、教学方法、教师能力和评价体系”——这五个“整合对象”构成了教育制度的“核心要素集”，缺少任何一个要素的整合都不构成“完整的制度吸纳”。

3. 知识谱系的追溯

“制度吸纳能力”的知识谱系可追溯至两个理论传统的交汇：

理论传统一：组织吸收能力。Cohen 和 Levinthal^①于 1990 年提出“吸收能力”（Absorptive Capacity）概念，将其定义为“企业识别、消化和应用外部新知识的能力”，并指出这一能力主要取决于企业已有的“知识基础”——学习新知识的能力，在很大程度上是“已有知识的函数”。Zahra 和 George^②在 2002 年对这一概念进行了重要的再定义，将吸收能力区分为“潜在吸收能力”（potential absorptive capacity，包括知识的获取和消化）和“已实现吸收能力”（realized absorptive capacity，包括知识的转化和应用），并强调：从“潜在”到“已实现”的转化不是自动的，而受到“社会整合机制”和“组织活化触发器”的调节。

本文对“吸收能力”概念的移植包含三重转换：(1)从“企业组织”到“国家制度体系”的主体层级跃升——IAC 的分析对象从单一企业扩展为包含多层级组织的国家教育制度体系；(2)从“外部知识”到“颠覆性技术”的客体扩展——IAC 应对的不仅是“新知识”，更是对既有制度安排构成“替代性挑战”的“颠覆性技术”；(3)从“企业竞争力”到“国家制度能力”的功能转换——Cohen-Levinthal 关注企业的“竞争优势”，IAC 关注国家教育制度的“适应能力”。

值得强调的是：Zahra-George 对“潜在”和“已实现”吸收能力的区分^③，在 IAC 框架中有着直接的对应——“政策协调能力”和“制度嵌入能力”大致对应“潜在吸收能力”（识别了新技术、制定了政策框架，但尚未在基层转化为实践），“组织扩散能力”对应“已实现吸收能力”（政策目标在基层教学实践中得到了实际落地）。中国案例中“高协调—高嵌入—弱扩散”的非均衡模式，在一定程度上对应了 Zahra-George 所警告的“潜在吸收能力高但已实现吸收能力低”的“效率缺口”（efficiency gap）现象。

理论传统二：新制度主义的制度适应性。North^④在制度经济学中讨论了“制度适应性效率”（adaptive efficiency of institutions）——即制度体系在面对不确定性和变化时进行自我调整的能力。North 指出：制度适应性不仅取决于正式规则（法律、法规）的灵活性，更取决于非正式规则（认知框架、组织惯例、文化规范）的“可塑性”——后者往往变化更慢、惯性更强。Pierson^⑤的“递增回报”理论进一步指出：既有制度安排一旦形成“路径依赖”，即便面对更优的替代方案，制度变革也可能因为“沉没成本”和“既得利益”而受阻。

IAC 框架继承了 North 的“制度适应性”关切，但做了一个重要的“聚焦化处理”——不讨论制度适应性的一般问题，而是聚焦于“教育制度面对颠覆性技术”这一特定情境。这一聚焦是必要的，因为“教育制度”具有不同于其他制度的特殊性：教育制度的“产出”是“人的能力变化”（而非物质产品），这种“产出”

①Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.

②Zahra S A, George G. Absorptive Capacity: A Review, Reconceptualization, and Extension [J]. Academy of Management Review, 2002, 27(2): 185-203.

③Zahra S A, George G. Absorptive Capacity: A Review, Reconceptualization, and Extension [J]. Academy of Management Review, 2002, 27(2): 185-203.

④North D C. Institutions, Institutional Change and Economic Performance [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

⑤Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. American Political Science Review, 2000, 94(2): 251-267.

的评估周期长（通常需要数年甚至数十年）、因果关系复杂（难以归因于单一政策干预）、且高度依赖于“人的因素”（教师的知识、态度和能力）。

4. 概念的边界与区分

为确保概念的清晰性，有必要将“制度吸纳能力”与几个相似但不同的概念进行区分：

IAC vs 组织吸收能力：组织吸收能力（Cohen-Levinthal^①）的分析单位是“单一企业”，关注的是企业对“外部知识”的获取和应用。IAC的分析单位是“国家教育制度体系”，关注的是多层级制度体系对“颠覆性技术”的系统性整合。两者的核心差异在于“层级复杂性”——单一企业的“知识吸收”主要受内部组织结构的约束，国家制度体系的“技术吸纳”则受到多层级治理结构、层际传导损耗和区域异质性的多重约束。

IAC vs 制度韧性（institutional resilience）：制度韧性强调的是制度在受到外部冲击后“恢复原状”或“维持基本功能”的能力，其核心关切是“存续”。IAC强调的是制度在面对技术冲击后“主动整合新要素”并“更新自身功能”的能力，其核心关切是“转化”。制度可以具有很高的“韧性”（面对AI冲击后维持了教育系统的基本运转），但“吸纳能力”很低（没有真正将AI整合入教育的核心运作）。

IAC vs 制度能力（institutional capacity）：制度能力是一个更宽泛的概念，指制度完成其各项功能的一般性能力。IAC是制度能力在“面对颠覆性技术”这一特定情境下的“领域特定化”（domain-specific）表达。并非所有制度能力维度都与技术吸纳相关——例如，教育制度的“道德教化能力”和“社会整合能力”虽然重要，但不构成“制度吸纳能力”的核心维度。

5. 分析命题

基于上述概念界定，本文提出IAC框架的三个核心命题：

命题一（木桶命题）：一个国家教育制度体系的“制度吸纳能力”水平取决于三个维度中的最薄弱环节——遵循“木桶效应”原理。即： $IAC = \min\{D_1, D_2, D_3\}$ ，其中 D_1 为政策协调能力， D_2 为制度嵌入能力， D_3 为组织扩散能力。

命题二（转化缺口命题）：“潜在吸纳能力”（ $D_1 + D_2$ ）向“已实现吸纳能力”（ D_3 ）的转化存在系统性“效率缺口”，且缺口的大小与教育系统的“规模”和“异质性”正相关。

命题三（模式约束命题）：不同治理模式产生不同的“IAC 优势维度”——“国家动员型”模式在 D_1 和 D_2 上具有制度优势但在 D_3 上面临“规模壁垒”，“市场驱动型”模式在 D_3 的部分子维度上灵活但在 D_1 和 D_2 上受限于分权结构。

（二）三维度操作化

为使“制度吸纳能力”从一个描述性概念转化为可操作的分析工具，本文将其操作化为三个分析维度（图3）：

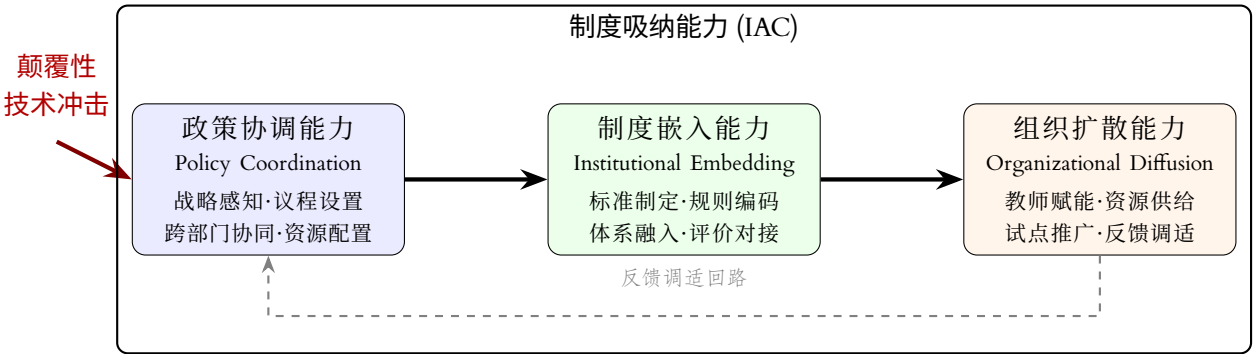


图 3：“制度吸纳能力”（IAC）的三维度操作化模型

^①Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.

1. 维度一：政策协调能力

定义：国家决策层对颠覆性技术的教育影响进行早期识别、战略研判和跨部门政策协同的能力。

子维度：政策协调能力可进一步分解为四个子维度：（1）“战略感知”——决策层识别颠覆性技术的教育影响并将其纳入政策议程的速度和准确性；（2）“议程设定”——以何种行政层级、何种制度形式将技术议题“锚定”在教育政策议程中；（3）“跨部门协同”——教育主管部门与科技、工信、财政等其他部门之间的协调机制和协同效率；（4）“资源配置”——将政策注意力转化为实际的资源投入承诺的能力。

衡量指标：政策响应时滞（从技术突破到首份国家级政策文件出台的时间间隔）；发文行政层级（最高发文机构的行政级别）；跨部门协同度（联合发文部门数量及跨部门协调机制的制度化程度）；资源承诺的具体化程度（政策文件中是否包含可量化的资源投入承诺）。

与前文实证的连接：中国在这一维度上表现较强——2017 年 P1 以国务院级别启动，2026 年 P28 体现了五部门联合发文的跨部门协同。第四节的“第一阶段”分析已记录“战略启动”的制度速度和行政层级；第六节（七）的跨国比较也表明，中国在政策协调能力方面具有较为突出的制度表现。

2. 维度二：制度嵌入能力

定义：将战略目标翻译为可操作的制度规则，并将其嵌入既有教育体系运行流程的能力。

子维度：制度嵌入能力包含四个子维度：（1）“标准制定”——制定课程标准、教师标准、评价标准等制度性文件的能力；（2）“规则编码”——将抽象的政策目标“编码”为具体的行政操作规则的能力；（3）“体系融入”——将新的制度规则嵌入既有教育行政系统（课程管理、教师管理、学科审批等）的日常运行流程的能力；（4）“评价对接”——将新要素纳入既有评价体系（学生评价、教师评价、学校评估）的能力。

衡量指标：教育阶段覆盖率（政策体系覆盖的教育阶段数/全部教育阶段数）；制度编码速度（从战略规划到具体课程标准、教师标准出台的时间间隔）；规则可操作性（政策条款中包含具体量化指标或操作流程的比例）；评价体系对接度（AI 素养是否已纳入相关评价框架）。

与前文实证的连接：中国在这一维度上表现同样出色。第四节记录了从 2017 年“战略层定调”到 2022—2023 年“课程标准 + 教师标准”全面出台的“制度编码”进程；第五节（一）详细解构了“国家战略层 → 部门制度层 → 地方实施层 → 伦理规范层”的四层嵌入架构；第六节将中国的嵌入方式（通过课程标准等行政工具“全面嵌入”）与美国（缺乏统一嵌入框架）和欧盟（DigCompEdu 柔性框架）进行了系统对比。

3. 维度三：组织扩散能力

定义：基层教育组织（学校、教师）将制度规则转化为教学实践，并通过反馈回路推动政策迭代优化的能力。

子维度：组织扩散能力是三个维度中“子维度最复杂、影响因素最多元、提升难度最大”的维度，可分解为五个子维度：（1）“教师赋能”——教师获得 AI 教学所需的知识、技能和信心的程度；（2）“资源供给”——学校获得 AI 教育所需的硬件设备、软件平台和课程资源的程度；（3）“试点推广”——AI 教育从“试点学校”向“全面覆盖”扩展的速度和质量；（4）“反馈调适”——基层执行经验能否通过制度化的反馈渠道“上传”至决策层并触发政策迭代；（5）“公平扩散”——AI 教育资源在不同区域、不同类型学校之间的均衡化扩散程度。

衡量指标：课程实际开课率（实际开设 AI 相关课程的学校占应开设学校总数的比例）；教师达标率（通过 AI 教学能力认证/培训的教师占相关学科教师总数的比例）；资源均衡度（城乡、东西部 AI 教育资源配置的基尼系数或变异系数）；反馈制度化程度（是否建立定期政策评估与反馈调适机制）；公平扩散度（不同区域 AI 教育质量指标的离散程度）。

与前文实证的连接：组织扩散能力是中国 AI 教育制度吸纳能力的“瓶颈维度”。第四节记录了三个阶段中“组织扩散能力几乎为零”（第一阶段）到“开始加速但仍构成瓶颈”（第三阶段）的渐进改善；第五节（二）的“工具错配”诊断（基础教育权威型 52.7% vs 能力建设型 24.1% vs 激励型 8.0%）直接反映了组织

扩散的“工具支撑不足”；第五节（六）的三个微观案例逐一揭示了“教师能力缺口”“课标到课堂的传导断裂”和“激励机制的规模不足”等组织扩散障碍。

4. 维度间关系的理论模型

三个维度之间存在“递进传导”与“循环反馈”的双重关系：

政策协调 → 制度嵌入 → 组织扩散 → 反馈调适 → 政策协调（新循环）

“递进传导”关系意味着：每一个维度的“输出”构成下一个维度的“输入”——政策协调的“输出”（战略规划文本）是制度嵌入的“输入”（嵌入的对象），制度嵌入的“输出”（课程标准、教师标准等制度规则）是组织扩散的“输入”（扩散的内容）。这种递进关系意味着：上游维度的“质量”直接影响下游维度的“效能”——如果政策协调能力很强但制度嵌入能力不足（即“战略规划宏伟但制度编码粗糙”），则组织扩散将因“规则模糊”而受阻。

“循环反馈”关系意味着：组织扩散的实践经验可以（也应该）通过制度化的反馈渠道“上传”至政策协调层，触发新一轮的政策调整和制度优化。这一反馈回路在中国 AI 教育政策中尚不充分——第一到第三阶段的政策迭代更多基于“决策层的自主判断”（如对生成式 AI 冲击的回应）而非“基层执行经验的系统性反馈”。建立制度化的“自下而上”反馈机制，是提升 IAC 整体效能的关键环节。

“木桶效应”的核心判断——系统的“制度吸纳能力”水平取决于最薄弱环节——对中国案例的政策含义是：即便 D_1 和 D_2 持续增强，只要 D_3 不突破“瓶颈”，系统整体的 IAC 水平就不会显著提升。政策改进的优先方向不是“继续加强已经很强的 D_1 和 D_2 ”（虽然维持它们的水平仍然重要），而是“集中力量突破最弱的 D_3 ”。

为进一步提升三个维度的可操作性，表 4 列出了各维度的参考测量指标体系。尽管本文作为定性研究尚未对指标进行量化赋值，但这一指标体系为后续实证研究提供了可检验的分析起点。

表 5：“制度吸纳能力”三维度参考测量指标

维度	参考指标	测量说明
政策协调能力	政策响应时滞	从技术突破（如 AlphaGo/ChatGPT 发布）到首份国家级政策文件出台的时间间隔
	发文行政层级 跨部门协同度	最高发文机构的行政级别（国务院/部委/司局） 联合发文部门数量及跨部门协调机制的制度化程度
制度嵌入能力	教育阶段覆盖率	政策体系覆盖的教育阶段数/全部教育阶段数
	制度编码速度 规则可操作性	从战略规划到具体课程标准/教师标准出台的时间间隔 政策条款中包含具体量化指标或操作流程的比例
组织扩散能力	课程开课率	实际开设 AI 相关课程的学校占应开设学校总数的比例
	教师达标率	通过 AI 教学能力认证/培训的教师占相关学科教师总数的比例
	资源均衡度 反馈制度化程度	城乡/东西部 AI 教育资源配置的基尼系数或变异系数 是否建立定期政策评估与反馈调适机制

（三）中国案例的理论检验

将 IAC 框架应用于中国 AI 教育政策的“全景检验”，可以从三个层面进行：逐维度评估、三阶段动态变化追踪和非均衡模式的理论解读。

1. 逐维度评估

以中国 AI 教育政策为案例检验上述框架（表 5）。

表 6: 中国 AI 教育政策的“制度吸纳能力”三维度评估

维度	评估	主要证据
政策协调能力	高	2017 年即以国务院级别启动，响应速度较快；2026 年五部门联合发文体现跨部门协同不到十年建立全学段政策框架，28 项核心文件覆盖全链条；课程标准、教师标准、学科设置等制度工具全面部署
制度嵌入能力	高	
组织扩散能力	弱	教师 AI 能力系统性不足 ^① ；区域资源配置严重不均；课程“形式化”风险；系统化政策评估机制待建

政策协调能力的详细评估。中国在这一维度上的“高”评级基于以下实证支撑：（1）政策响应时滞方面——从 AlphaGo 影响扩散（2016 年 3 月）到 P1 发布（2017 年 7 月），历时约 16 个月；从 ChatGPT 发布（2022 年 11 月）到教育部首批针对性文件密集出台（2024 年前后），历时约 14—18 个月，体现出较快的政策响应节奏。（2）发文行政层级方面——P1 由国务院发布，P4 由中共中央、国务院联合发布，P28 由教育部等五部门联合发布——发文层级覆盖了中国行政体系的重要层级。（3）跨部门协同方面——P28 体现了多部门联合发文的协同特征，标志着 AI 教育从“教育系统内部事务”进一步延伸为“跨部门协同事项”。

制度嵌入能力的详细评估。中国在这一维度上的“高”评级基于：（1）教育阶段覆盖方面——政策体系已覆盖基础教育、高等教育、职业教育、继续教育及跨领域综合治理场景（尽管各阶段的“嵌入深度”差异显著）。（2）制度编码速度方面——从 2017 年“战略定调”到 2022—2023 年课程标准和教师标准密集出台，制度编码周期约 5—6 年。（3）嵌入通道的多元性方面——通过课程管理系统（课程标准修订）、教师管理系统（教师标准制定）、学科建设系统（一级学科设置）和伦理治理系统（生成式 AI 使用指南）四条“制度嵌入通道”同时推进，形成了“多通道并行嵌入”的制度格局。

组织扩散能力的详细评估。中国在这一维度上的“弱”评级基于：（1）教师能力方面——现有研究提示，中小学教师 AI 教学能力总体偏弱，且城乡、区域差异显著^②。（2）资源均衡度方面——东部沿海城市与中西部农村学校之间的 AI 教育资源配置差距悬殊，国家智慧教育平台虽然提供了“均等化”的线上资源，但线下的硬件条件和师资力量差距仍然巨大。（3）课程开课率方面——虽然义务教育信息科技课程标准已将 AI 纳入必修内容，但实际开课率和教学质量数据缺乏系统性调查，“有课标无课堂”的“形式化”风险不容忽视。（4）反馈制度化方面——截至 2026 年中，全国层面的“AI 教育政策执行评估”机制仍有待进一步完善，政策迭代更多基于决策层的“主动判断”而非基层执行数据的“系统性反馈”。

2. 三阶段的 IAC 动态变化

IAC 不是一个“静态评估工具”，其三个维度随时间推移呈现动态变化。结合第四节的三阶段分析，可以追踪中国 AI 教育政策 IAC 的阶段变迁：

第一阶段（2017—2019）： D_1 迅速攀升（国务院级别战略规划发布标志着政策协调能力“从零到高”的跃升）， D_2 开始启动但仍处于初级水平（主要为“方向性嵌入”而非“操作性嵌入”）， D_3 几乎为零（政策尚未进入基层执行阶段）。该阶段的 IAC 特征是“单维启动”——仅政策协调能力完成了初始建设。

第二阶段（2020—2023）： D_1 继续维持高水平（持续的高层级发文）， D_2 快速增长（多项课程标准和教师标准密集出台，标志着“制度编码”的加速）， D_3 从零开始增长但增速缓慢（教师培训启动、智慧教育平台上线，但覆盖面和深度有限）。该阶段的 IAC 特征是“双维并行”——政策协调和制度嵌入同步推进，但组织扩散仍然滞后。

第三阶段（2024—2026 至今）： D_1 和 D_2 接近“制度饱和”（政策框架已基本完备）， D_3 出现加速迹象但仍构成瓶颈（基地校遴选、AI 通识教育等新举措增加了组织扩散的“制度投入”，但“传导损耗”效应仍然显著）。该阶段的 IAC 特征是“瓶颈凸显”—— D_1 和 D_2 的“边际改善空间”已经较小， D_3 成为决定 IAC

②尚俊杰, 庄榕霞. 人工智能教育的城乡差异：现状、成因与对策 [J]. 教育研究, 2024, 45(6): 72–81.

整体水平的“关键战场”。

图4以示意方式呈现了三个维度在三阶段中的相对变化轨迹。

图4直观地呈现了三个核心特征：(1) D_1 在第一阶段实现了“跳跃式攀升”，此后在高位趋于平稳——这反映了“政策协调能力”是一种“一次性建构”的制度能力，一旦战略框架确立，后续主要是维持和微调，“边际增长”空间有限；(2) D_2 呈现“S型增长曲线”——第一阶段缓慢起步，第二阶段快速增长（制度编码密集期），第三阶段增速放缓（接近制度饱和）；(3) D_3 始终处于三个维度的最低位，且与 D_1 、 D_2 之间的“效率缺口”在第二阶段最大（ D_1 和 D_2 快速攀升而 D_3 增长缓慢），第三阶段有所收窄但仍然显著。

这一演化轨迹与 Mahoney 和 Thelen^①的制度变迁理论形成了有趣的对话。Mahoney-Thelen 识别了四种制度变迁模式：替代 (displacement)、叠加 (layering)、漂移 (drift) 和转化 (conversion)。中国 AI 教育政策的 IAC 演化可以被解读为： D_1 和 D_2 的快速建构主要通过“叠加”模式实现——在既有教育制度框架上“叠加”新的 AI 教育制度层（课程标准、教师标准等），而不改变既有制度的基本结构； D_3 的缓慢增长则揭示了“叠加”模式的局限——“叠加”可以快速增加“制度文本供给”，但不能自动转化为“基层行为变化”，后者需要更深层的“转化”（改变基层组织的运行逻辑和教师的专业行为模式）。

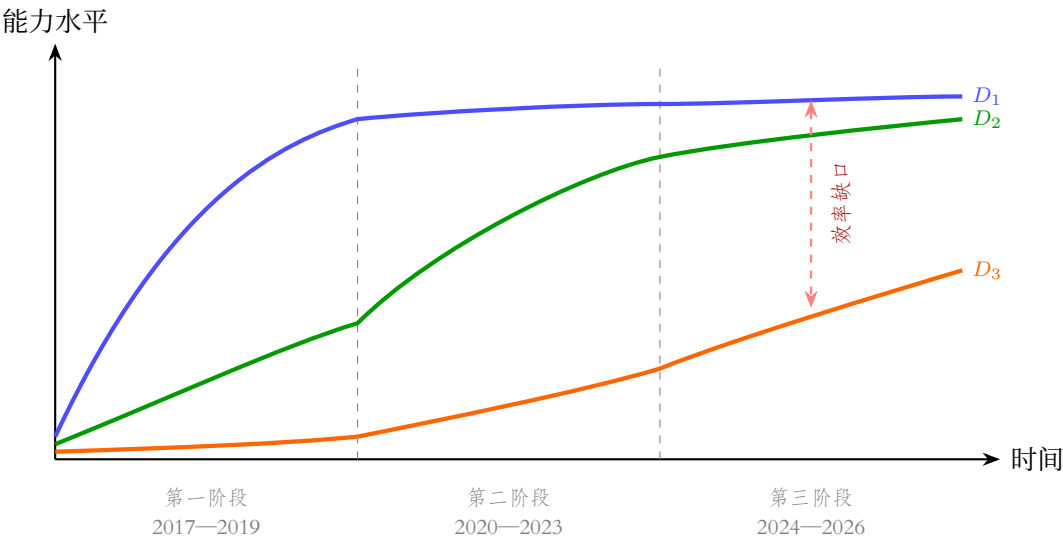


图 4: 中国 AI 教育政策 IAC 三维度的阶段性演化轨迹（示意图）

“叠加”与“转化”的区分对理解中国 AI 教育治理的核心挑战具有直接的解释力：中国迄今为止的 AI 教育政策主要完成了“制度叠加”（在既有教育体系上叠加了一套 AI 教育的制度规则），但尚未实质性地推动“制度转化”（改变教师的教学行为、学校的组织运行和学生的学习方式）。从“叠加”到“转化”的跨越，正是 D_3 突破的制度条件。

3. “高协调—高嵌入—弱扩散”的理论解读

中国案例呈现出“高协调—高嵌入—弱扩散”的非均衡吸纳模式。这一诊断提示了中国“国家动员型”治理模式的一个重要结构特征：该模式擅长自上而下的战略驱动和快速制度编码，但在依赖基层人力资本（教师能力）和分散化资源配置（区域均衡）的组织扩散维度面临较为稳定的约束。就本文材料而言，“制度吸纳能力”的主要约束未必在于“认知不足”或“制度设计缺位”，而更可能出现在“将制度规则转化为基层实践”的最后一公里。

从 Zahra-George^②的理论视角看，中国的非均衡模式是一种典型的“效率缺口”——“潜在吸收能力”

^①Mahoney J, Thelen K. A Theory of Gradual Institutional Change [A]. In: Mahoney J, Thelen K, eds. Explaining Institutional Change: Ambiguity, Agency, and Power [C]. Cambridge: Cambridge University Press, 2010: 1-37.

^②Zahra S A, George G. Absorptive Capacity: A Review, Reconceptualization, and Extension [J]. Academy of Management Review, 2002, 27(2): 175-193.

($D_1 + D_2$) 远高于“已实现吸收能力”(D_3), 大量的“制度投入”(政策文件、课程标准、教师标准) 尚未转化为“制度产出”(教师的 AI 教学行为变化、学生的 AI 素养提升)。缩小这一“效率缺口”是中国 AI 教育政策在第三阶段及以后的核心任务。

值得注意的是, “高协调—高嵌入—弱扩散”并非中国 AI 教育的“独有特征”——将视野扩展至中国教育制度的其他领域, 可以发现类似的非均衡模式在“素质教育推进”“新课程改革”“教育信息化”等历次重大教育变革中反复出现。这一“重复出现”提示: “上强下弱”的非均衡结构可能具有较强的制度延续性——它不会因为某一次政策创新(如 P28 的基地校遴选) 而被“根本改变”, 而需要更深层次的“制度转型”(如教师管理制度改革、教育评价制度改革) 来“松动”其制度基础。

从比较视角看, “高协调—高嵌入—弱扩散”与美国的“中协调—低嵌入—中高扩散”形成了系统性对照。美国模式的“中高扩散”并非来自“行政传导的高效率”, 而是来自“市场自组织的灵活性”——科技企业、非营利组织和地方学区在缺乏全国统一框架的条件下“自发”地推进了 AI 教育的创新实践。这种“自发扩散”的效率取决于“地方行动者的创新能力和资源条件”, 因此呈现高度的“不均衡性”——先行区(如硅谷周边学区) 与落后地区之间的差距可能比中国的东西部差距更为悬殊。

4. 制度锁定风险的预警

IAC 框架的动态分析还需要关注一个潜在风险: “制度锁定”(institutional lock-in)。当 D_1 和 D_2 的制度建设“过度超前”于 D_3 的执行能力时, 可能出现一种悖论性的“制度锁定”效应——大量已经发布的课程标准和教师标准形成了一套“硬性制度框架”, 基层学校和教师被要求在“能力不足”的条件下“形式化地执行”这些标准, 形成“表面合规但实质空洞”的“制度表演”(institutional performance)。一旦“制度表演”成为一种稳定的“应对策略”, 它本身就会成为一种“制度惯性”——基层行动者“学会了”如何“看起来合规”, 从而减少了“真正学习”的动力。

这一风险与 Pierson^①的“递增回报”理论直接相关——“制度表演”一旦形成, 参与者在“维持表演”上已经投入了“沉没成本”(如制作“应付检查”的教学档案), 转向“真实执行”需要“重新投入”, 因此“路径依赖”效应使得“表演模式”难以自行消退。打破这一“制度锁定”的关键, 在于改变“评价标准”——从“是否有 AI 课程”(形式化指标) 转向“学生是否具备 AI 素养”(实质化指标), 使“形式化执行”无法“通过验收”, 从而迫使基层行动者“真正投入”AI 教学能力建设。

(四) 比较应用与理论延伸

1. 跨国比较矩阵

“制度吸纳能力”框架的学术价值在于其跨语境的比较解释力。第六节(七) 已对中、美、欧盟、新加坡、韩国进行了 IAC 三维度的系统比较(表 4), 这里不再重复, 仅补充理论层面的比较发现:

三种治理模式各有其结构性优势与内在局限。“制度吸纳能力”框架的价值不在于“排名”, 而在于为不同国家识别各自制度瓶颈并进行靶向优化提供分析工具: (1) 中国需要“突破 D_3 ”——将政策改进的重心从“继续出台新文件”转向“提升基层执行质量”; (2) 美国需要“加强 D_1 和 D_2 ”——在联邦制约约束下寻找“协调机制创新”的空间, 如通过 AI4K12 等非官方框架替代“联邦标准”的功能; (3) 欧盟需要“提升 D_3 的均衡性”——缩小成员国之间的“执行差距”, 避免“北欧领先、南欧掉队”的结构分化固化。

2. 中层理论定位

“制度吸纳能力”概念的理论延伸价值不限于 AI——历史上每一次通用目的技术(General Purpose Technology, GPT) 对教育系统的冲击, 都可以在“政策协调—制度嵌入—组织扩散”的三维框架中得到结构化分析^②。

2002, 27(2): 185–203.

①Pierson P. Increasing Returns, Path Dependence, and the Study of Politics [J]. American Political Science Review, 2000, 94(2): 251–267.

②祝智庭, 彭红超. 智慧教育国家战略意义与实施路径 [J]. 电化教育研究, 2024, 45(1): 5–14.

以互联网对教育系统的冲击为“历史回溯检验”(retrospective test): 1990年代互联网开始普及时, 各国教育系统同样面临“如何将互联网整合入教育”的制度挑战。回顾这一历史过程可以发现: “互联网教育”的制度吸纳同样遵循“政策协调→制度嵌入→组织扩散”的三阶段递进逻辑——先有“国家信息化战略”的政策协调, 再有“信息技术课程标准”的制度嵌入, 最后是“每校联网、每师具备 ICT 能力”的组织扩散。而中国在互联网教育的制度吸纳中同样呈现了“上强下弱”的模式——信息化战略和“校校通”工程的政策部署迅速而全面, 但教师 ICT 能力的实际提升和优质数字资源的均衡配置至今仍是“未完成的任务”。IAC 框架可以为这一历史经验提供更精确的诊断——这提示 IAC 框架具有从“AI 教育”这一特定领域向“教育系统的技术吸纳”这一一般性问题扩展的中层理论(middle-range theory)潜力。

所谓“中层理论”, 是指介于“宏大理论”(如全球化理论、现代化理论等涵盖范围极广但抽象度极高的理论)和“经验归纳”(对单一案例的描述性总结)之间的理论层级——它提供“有限范围内的一般化解释”。IAC 框架的“有限范围”是“教育制度面对颠覆性技术”, 在此范围内它提供了“三维度分析+三命题+动态变化追踪”的“一般化解释框架”。

(五) MCIS 与 IAC 的理论整合

本文在第五节(七)提出的“最小完整工具组合”(MCIS)概念与 IAC 框架存在理论上的互补关系——两者可以整合为一个更完整的“政策诊断体系”。

MCIS 回答的是“微观层面的工具配置诊断”问题——每一个教育层级是否获得了“最小完整”的工具组合(规则功能+支撑功能+驱动功能)? IAC 回答的是“宏观层面的制度能力评估”问题——国家教育制度体系在面对颠覆性技术时的“系统性整合能力”如何?

两者的整合逻辑是: MCIS 诊断的结果可以作为 IAC 第三维度(组织扩散能力)的“微观证据基础”——当 MCIS 诊断显示某个教育层级存在“工具不完整”(如基础教育的“双重功能缺位”), 这一诊断结果即可被视为“组织扩散能力偏弱”的“微观机制解释”。换言之, MCIS 提供了“为什么 D_3 偏弱”的“工具层面解释”, IAC 提供了“ D_3 偏弱对整个制度系统意味着什么”的“系统层面判断”。

这一整合可以表述为: $D_3 = f(\text{MCIS}_{\text{basic}}, \text{MCIS}_{\text{higher}}, \text{MCIS}_{\text{vocational}}, \text{MCIS}_{\text{lifelong}})$ ——组织扩散能力是各教育层级 MCIS 完整度的“函数”。当所有教育层级的 MCIS 都满足“三功能完整”要求时, D_3 达到“充分”水平; 当任何一个教育层级存在“功能缺位”时, D_3 将因“短板效应”而受限。

以基础教育和高等教育为例展示 MCIS-IAC 诊断链的运作逻辑:

基础教育诊断链。第五节(二)的 MCIS 诊断显示: 基础教育的 MCIS 呈现“规则功能过饱和”(权威型工具 52.7%)、“支撑功能严重不足”(能力建设型工具 24.1%)、“驱动功能几乎缺失”(激励型工具 8.0%)的非均衡结构——MCIS 的“三功能完整性”不满足。这一微观诊断直接解释了 D_3 在基础教育领域的“弱”: 教师被“要求做”(规则功能充足), 但“不知道怎么做”(支撑功能不足)且“没有动力做”(驱动功能缺失)——三者的“错位”构成了组织扩散的“结构性障碍”。IAC 框架将这一微观诊断置入宏观判断: 基础教育 D_3 的“弱”不是孤立事件, 而是“国家动员型”模式下“权威型工具偏好”的系统性后果——该模式“天然善于”生产规则功能(颁布标准、规定课程), 但在支撑功能(培训教师、开发资源)和驱动功能(激励创新、奖励卓越)的供给上存在“制度盲区”。

高等教育诊断链。高等教育的 MCIS 状况显著优于基础教育——权威型工具(学科设置审批、学位授权点建设)、能力建设型工具(卓越工程师计划、新工科建设)和激励型工具(“双一流”竞争性资助、AI 专项基金)三者并行, MCIS 的“三功能完整性”基本满足。这一微观诊断解释了高等教育 D_3 的相对“强”: “985/211”高校的 AI 相关院系建设和人才培养已取得实质性进展。然而, IAC 框架也提示了高等教育 D_3 的“内部分化”——“三功能完整”主要体现在“头部高校”, 普通地方本科院校和高职院校的 MCIS 完整度仍然不足。

上述两个示例展示了 MCIS-IAC 诊断链的核心价值: 它提供了一个“从微观工具配置到宏观制度能

力”的“贯通分析路径”，避免了“只见树木不见森林”（仅做工具计数）或“只见森林不见树木”（仅做宏观判断）的分析缺陷。

（六）“传导损耗”的形式化描述

本文在第五节（一）提出的“传导损耗”概念可以在 IAC 框架中获得更精确的理论定位。

“传导损耗”发生在 $D_2 \rightarrow D_3$ 的传导环节——制度嵌入的“输出”（课程标准等制度规则）在向组织扩散的“输入”（基层教学实践）转化的过程中，因信息损耗、动力损耗和能力损耗而发生“效能折减”。这一“折减”可以形式化描述为：

$$D_3^{\text{实际}} = D_2 \times (1 - \lambda)$$

其中 λ 为“传导损耗系数”（ $0 \leq \lambda \leq 1$ ）， λ 越大表示传导损耗越严重。 λ 的影响因素至少包括三个方面：

（1）教育系统规模（ S ）：系统规模越大，“传导损耗”越大。如前文比较分析所示，新加坡（370 校）的 λ 远小于中国（200,000 校）。

（2）教育系统异质性（ H ）：系统内部的“条件差异”越大（如东西部差距、城乡差距），“统一标准”在不同条件下的“适配度”越低，“传导损耗”越大。

（3）教师专业资本（ T ）：教师的“AI 教学专业能力”越强，“制度规则”向“教学实践”的转化效率越高，“传导损耗”越小。芬兰的低 λ 在很大程度上源于其极高的教师专业资本。

可以将 λ 的影响因素概括为： $\lambda = g(S, H, 1/T)$ ——传导损耗系数是系统规模、系统异质性的“增函数”，是教师专业资本的“减函数”。

这一形式化描述虽然尚不构成“可直接量化”的数学模型（各变量的“量化测量”需要专门的后续研究），但它为“传导损耗”这一现象提供了清晰的“因变量-自变量”结构，有助于引导后续的“精确化”研究方向。

基于前文的比较分析，可以对各国 λ 的相对水平作出探索性判断：新加坡和芬兰大体处于较低水平，韩国相对较低，日本大致居中，美国表现出显著的州际差异，而中国在国家整体尺度上可能处于相对较高水平。这样的“ λ 排序”与前文 IAC 跨国比较中 D_3 的判断大体一致，说明传导损耗模型具有一定的解释可信性，但这一对应关系仍属于“理论上的相互印证”，尚不能视为严格意义上的经验验证。

中国降低 λ 的政策路径，应同时在三个影响因素上施力：（1）“规模管理”策略——通过“分层差异化”的政策设计（如为不同地区设定差异化的 AI 教育目标），降低大规模系统中“统一标准”的“适配失败”概率；（2）“异质性适配”策略——承认并回应区域差异，通过“因地制宜”的工具组合（如为西部农村地区优先配置以在线资源为主的“轻量化 AI 教育方案”）降低异质性导致的损耗；（3）“教师资本提升”策略——将“系统性教师 AI 培训”作为 D_3 突破的“首要投资对象”，因为教师专业资本是唯一一个可以“主动提升”的 λ 影响因素（系统规模和基础异质性在短期内是“给定的”）。

综合本节提出的概念、模型和诊断工具，图 5 以全景方式呈现了“IAC 政策诊断体系”的整体架构。

为避免“概念提出过多而证据链条过散”的问题，图 6 将本文的经验材料、分析步骤与理论命题压缩为一个闭环结构。其核心含义是：本文的理论主张并非从抽象概念直接推出，而是建立在“政策语料编码”到“结构发现”再到“中层解释框架”的递进链条之上。

如果说图 6 强调的是“论证结构的闭合”，那么图 7 强调的则是“经验趋势的可见性”。与正文表述相比，这一图更直观地显示出中国 AI 教育政策工具结构从“权威主导”走向“相对均衡”的演化轨迹，也因此为本文关于“从观念启动走向系统整合”的判断提供了更清晰的视觉证据。

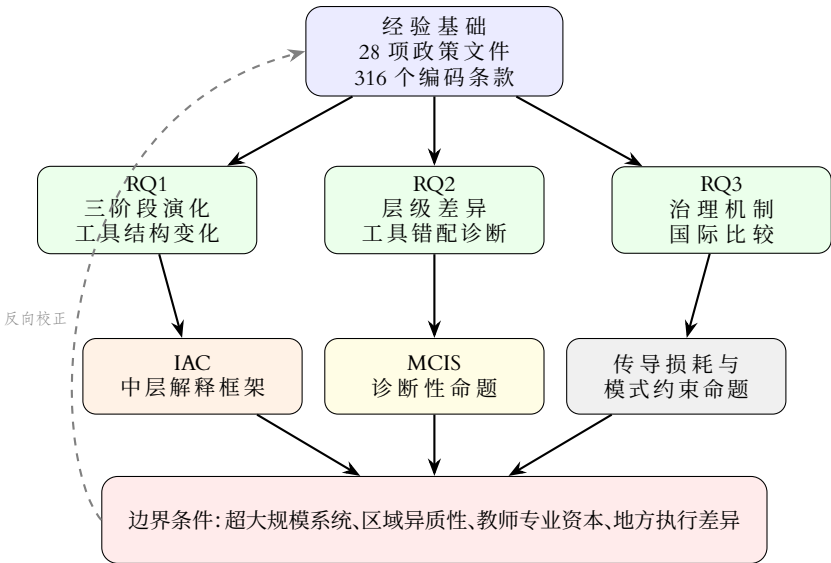


图 5: 本文“证据链—分析链—命题链”的逻辑闭环

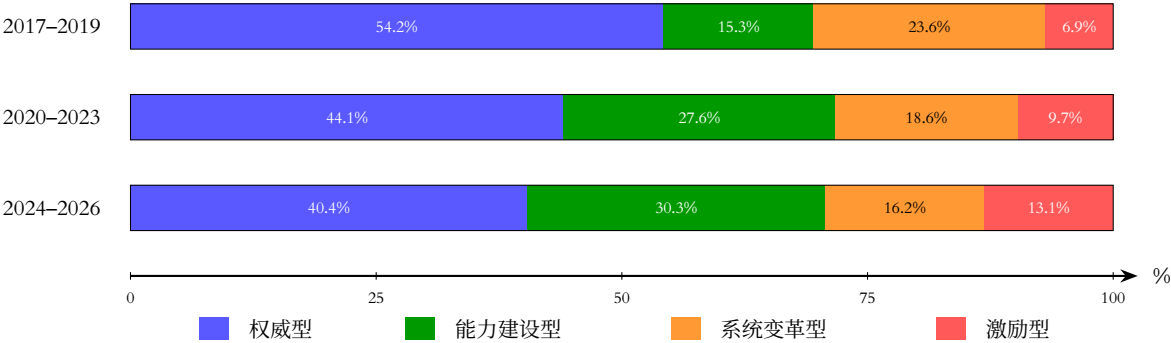


图 6: 中国 AI 教育政策工具结构的阶段性均衡化演进

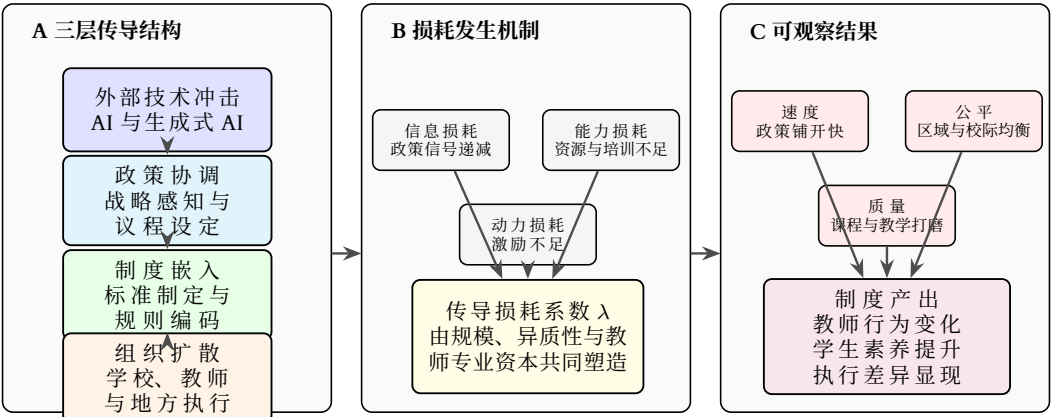


图 7: AI 教育治理的三层传导与损耗机制示意

与图 8 的纵向机制图相对应，图 9 将四类教育层级的最小完整工具组合压缩为一个横向诊断界面。这样的可视化有助于把“何处问题最严重”、“严重到什么程度”以及“为什么会形成短板”同时呈现出来，也更接近国际高水平期刊常见的“一图整合核心发现”的写法。

（七）理论局限与未来研究议程

IAC 框架作为本文的理论贡献，需要坦诚声明其局限并指出未来研究方向。



注：颜色越深表示该功能在相应教育层级中的制度供给越充分。该图基于第五节 MCIS 诊断结果重绘。

图 8: 四教育层级最小完整工具组合（MCIS）的热图诊断

1. 理论局限

局限一：定性框架尚待量化检验。IAC 的三个维度和相关命题在本文中以定性方式提出，尚未通过量化数据进行系统性检验。尽管指标体系（表 4）已提供了“可操作化”的测量方向，但“指标赋值”“权重确定”和“跨国可比性数据的采集”仍需大量后续研究。特别是 D_3 的测量面临“数据可获性”挑战——教师 AI 能力达标率、课程实际开课率等指标在中国缺乏系统性的全国调查数据。

局限二：三维度的“权重”未确定。“木桶命题”($IAC = \min\{D_1, D_2, D_3\}$)假定三个维度“同等重要”——IAC 由最弱维度决定。但实际上，不同维度对“制度吸纳”的贡献可能不同——例如， D_3 （组织扩散能力）可能比 D_1 （政策协调能力）更直接地决定“最终效果”，因此应被赋予更高的“权重”。“木桶命题”是一个简洁但可能“过度简化”的判断——更精确的模型可能需要“加权最小值”或“乘积”形式。

局限三：“颠覆性技术”的边界模糊性。IAC 框架明确以“颠覆性技术”为应对对象，但“颠覆性”的界定本身存在模糊性。AI 是否“颠覆性”？在何种程度上“颠覆”了教育？如果答案因教育层级和教育要素而异（例如 AI 对“教学评价”的颠覆性可能远高于对“道德教化”的颠覆性），那么 IAC 的评估是否也应按“被颠覆的教育要素”进行差异化？这些问题留待后续研究解答。

局限四：反馈回路的“弱理论化”。IAC 框架虽然在图 3 中标注了“反馈调适回路”，但对反馈机制的理论化程度远低于三个“正向传导”维度。反馈回路如何运作？什么条件下反馈“有效”（触发政策调整）、什么条件下“无效”（被忽视或被过滤）？“自上而下”驱动的政策体系是否天然倾向于“弱反馈”？这些问题需要专门的理论和实证研究。

2. 未来研究议程

基于上述局限，本文提出四个优先的后续研究方向：

方向一：IAC 的量化操作化研究。通过全国性问卷调查（面向学校管理者和教师）和行政数据挖掘（面向教育行政系统），为 D_1 、 D_2 和 D_3 的各项指标提供量化测量，并构建“IAC 指数”（IAC Index）进行跨省比较和跨年追踪。

方向二：传导损耗系数 λ 的实证估计。通过多层次回归分析（省级-学校级-教师级），实证估计“传导损耗系数”的大小及其影响因素，验证 $\lambda = g(S, H, 1/T)$ 的理论模型。

方向三：多国 IAC 的系统性比较研究。以一手政策文本编码为基础，对至少 3—5 个国家进行“同等方法论深度”的 IAC 三维度评估，克服本文“分析深度不对称”的局限。

方向四：教育系统的“历史技术吸纳”回溯研究。将 IAC 框架应用于互联网、计算机等历史性技术对教育系统的冲击案例，通过“历史回溯检验”验证 IAC 框架作为“中层理论”的一般适用性。

（八）理论贡献总结

基于前述五重张力识别、MCIS-IAC 诊断链整合以及比较分析的边界澄清，本文的理论贡献更适合被

理解为“在特定问题域内提供新的解释框架与诊断工具”，而不是对既有宏大理论的替代。

综合本节的理论建构，可以提炼出本文在理论层面的四项核心贡献：

贡献一：“制度吸纳能力”概念的提出。这是一个从“组织吸收能力”（Cohen-Levinthal^①）和“制度适应性”（North^②）两大理论传统中衍生出的新分析概念，通过“三重转换”（主体层级跃升、客体范围扩展、功能定位转换）实现了理论移植，并通过“五要素定义”“三核心命题”和“三概念区分”确保了概念的清晰性和学术严谨性。

贡献二：三维度操作化模型的建构。将 IAC 操作化为政策协调能力、制度嵌入能力和组织扩散能力三个维度，每个维度包含明确的子维度和衡量指标。“递进传导 + 循环反馈”的维度间关系模型和“木桶效应”判断为理论框架赋予了“系统动力学”属性。

贡献三：“工具错配—传导损耗—效率缺口”的诊断链。将第五节的 MCIS（微观工具诊断）与第七节的 IAC（宏观能力评估）整合为一个“从微观到宏观”的完整诊断链条：MCIS 诊断工具配置的“完整性”，“传导损耗”模型解释从“制度设计”到“基层实践”的转化“折减”，IAC 提供制度系统整体的“能力评估”框架。三者共同构成了一个“政策诊断工具箱”。

贡献四：“速度-质量-公平不可能三角”等分析命题的提出。本文通过跨国比较提出了多个具有“可证伪性”的分析命题——包括木桶命题、转化缺口命题、模式约束命题和“不可能三角”判断——为后续研究提供了“可检验的理论假说”。可证伪性是判断一个理论概念“学术生产力”的关键标准。

七、结论与展望

（一）核心发现

本文对三个研究问题的回答如下：

对 RQ1 的回答：中国 AI 教育政策经历了“战略启动—体系构建—深化整合”三阶段递进演化。三个阶段的转换由三个标准的交汇驱动：标志性政策文件的层级跃升、政策工具结构的可辨识变化和外部驱动力的质变。三阶段之间呈现出清晰的制度递进逻辑——从以权威型工具为主的“观念建构”，到“权威型 + 能力建设型”并行的“制度编码”，再到四种工具“全谱动员”的“系统整合”。

对 RQ2 的回答：政策工具在不同教育层级的配置呈现显著的结构性差异。高等教育是系统变革型工具最集中的领域；基础教育面临最严重的“工具错配”——权威型工具的制度供给远超能力建设型工具的执行支撑；职业教育和终身教育是政策工具配置的“洼地”。整体而言，政策体系呈现“权威型主导、能力建设追赶、激励型短缺”的非均衡结构。

对 RQ3 的回答：中国模式的治理机制遵循“战略规划驱动—行政体系嵌入—组织扩散执行”的三层传导逻辑。“制度吸纳能力”框架提示中国呈现出“高协调—高嵌入—弱扩散”的非均衡吸纳模式——战略层和制度层具有较强的制度供给能力，但组织扩散层面的教师能力、区域均衡和形式化风险构成了较为突出的执行约束。

从全文逻辑上看，这三项发现并非彼此平行的结论，而是形成了一个递进链条：三阶段演化回答“政策如何变化”，层级差异回答“变化主要卡在哪里”，治理机制与比较分析回答“为什么会这样以及这一模式意味着什么”。这也是本文从描述性政策史走向解释性制度分析的基本路径。

（二）理论成立性的判断

如果将“理论是否成立”理解为“是否已经被跨国大样本和长期数据严格证成”，那么本文提出的 IAC、MCIS、传导损耗系数 λ 以及“速度—质量—公平”分析命题显然都还没有达到强证成意义上的“完成态”。

^①Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.

^②North D C. Institutions, Institutional Change and Economic Performance [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1990.

但如果将“成立”理解为“是否能够在经验材料约束下形成自治解释、是否能够比既有概念更好地组织观察事实、是否能够提出后续可检验的问题”，那么本文的理论工作中层解释和诊断工具的意义上是成立的。

具体而言，IAC 的成立性最强。它并不是对一切 AI 教育治理情境都具有普遍因果效力的宏大理论，而是一个用于解释“颠覆性技术如何被教育制度吸纳”的中层框架。就本文材料而言，IAC 能够较好地解释中国案例中的“高协调—高嵌入—弱扩散”结构，也能够逻辑结构上组织新加坡、韩国、美国等不同模式的比较观察，因此具备较好的解释一致性，并显示出一定的跨语境比较潜力；但这种潜力仍需通过后续跨国实证研究来进一步验证。

MCIS 的成立性次之。它的优势在于把“工具错配”具体化为“规则—支撑—驱动”三项最低功能要求，使基础教育、职业教育和终身教育中的政策短板可以被结构化辨认。与此同时，MCIS 目前更适合作为“诊断性命题”而不是独立理论，因为其“最小完整”的边界仍然依赖具体政策目标、教育层级和实施环境，尚需更多案例研究来校正。

相较之下，传导损耗系数 λ 以及“速度—质量—公平不可能三角”应被明确视为探索性分析命题。它们的价值主要在于把原本分散的经验判断压缩为可讨论、可证伪的问题结构，而不是在本文中已经获得了严格验证。更稳妥的表述应是：本文为这些命题提供了有说服力的初步经验支持，并提出了可能的作用机制，但尚未完成统计意义或实验意义上的验证。

（三）理论贡献

基于上述成立性判断，本文的理论贡献不宜理解为对既有理论的整体替代，而应理解为在“教育制度回应颠覆性技术”这一特定问题域内提供了新的解释框架、诊断工具与可检验命题。

本文的理论贡献体现在三个层面：

第一，分析框架的贡献。“政策工具—制度层级”二维框架实现了对 AI 教育政策的结构化解析。这一框架具有方法论上的可移植性，可应用于其他国家或其他教育政策领域。

第二，概念工具的贡献。“制度吸纳能力”及其“政策协调—制度嵌入—组织扩散”三维操作化模型，为“颠覆性技术与教育制度”这一交叉领域提供了一个具有跨语境比较解释力的分析工具。与 Cohen 和 Levinthal^①的企业“吸收能力”概念相比，“制度吸纳能力”实现了从企业层面到国家制度层面、从“知识吸收”到“技术整合”的理论延伸。与 Ball^②的“政策循环”框架相比，“制度吸纳能力”更聚焦于“颠覆性技术冲击”这一特定的外部变量，提供了更具针对性的分析透镜。

第三，经验知识的贡献。本文对 28 项政策文件的全量编码分析（316 个条款、三阶段追踪、四教育层级差异分析），为理解中国 AI 教育政策的制度演化提供了较为完整的经验记录。

（四）政策启示

启示一：优化政策工具结构。当前体系过度依赖权威型工具。建议增加面向基层学校和教师的激励型工具——竞争性创新基金、绩效导向的资源分配、AI 教育教学创新奖励——以激发内生动力，使政策传导从“应付式合规”转向“创新性投入”。

启示二：聚焦组织扩散瓶颈。建议实施教师 AI 能力“分层达标”制度：全体教师设 AI 基础素养底线；骨干教师提供 AI 教学进阶培训；领军教师创造创新实验制度空间。

启示三：建立 AI 教育公平基线指标。设立“县域 AI 教师覆盖率”“农村学校 AI 课程开课率”等底线指标，防止 AI 教育成为加剧不平等的新变量^③。

①Cohen W M, Levinthal D A. Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation [J]. Administrative Science Quarterly, 1990, 35(1): 128-152.

②Ball S J. Education Policy and Social Class: The Selected Works of Stephen J. Ball [M]. London: Routledge, 2006.

③Pedro F, Subosa M, Rivas A, et al. Artificial Intelligence in Education: Challenges and Opportunities for Sustainable Development [R]. Paris: UNESCO, 2019.

启示四：填补职业教育和终身教育的“政策工具洼地”。这两个领域目前的制度投入与政策文本的修辞承诺之间存在显著落差，需要专项的能力建设和激励机制支持。

启示五：将 AI 素养纳入核心评价体系。本文对基础教育“工具错配”的分析（表 2）表明，权威型工具（课程标准、课时要求）的大量部署未能伴随相应的评价制度跟进。在“以考定教”的制度生态中，评价的缺位直接削弱了课程落地的可持续动力。建议将 AI 素养指标纳入学业质量标准 and 教师教学评价，使政策工具配置从“单一供给”走向“供给—评价”闭环，从制度层面为基础教育“工具错配”的纠偏提供系统性支撑^①。

（五）研究局限与未来方向

本文仍存在若干局限。第一，研究以政策文本分析为核心方法，对政策执行层面的实证考察相对有限，“制度供给—基层执行”之间的落差仍有待通过田野调查、学校案例研究以及定量评估加以系统揭示。第二，在政策条款编码过程中，部分条款存在多义性和跨文件互引关系，可能对工具分类的精确度产生影响，未来研究可结合自然语言处理（NLP）技术与机器学习方法提升政策编码的自动化与一致性。第三，本文的国际比较主要基于文献框架映射，尚未系统纳入多国一手政策材料，未来可通过跨国案例研究深化对不同制度模式的比较分析。第四，本研究以国家层面政策为主要对象，未系统纳入省级及地方政策文件，不同地区在 AI 教育政策实施中的差异仍有待进一步考察。

未来研究可在以下几个方向展开：一是通过大规模问卷调查、学校案例研究与学习数据分析，对 AI 教育政策的实际实施效果进行系统评估；二是开展多国比较研究，以检验“制度吸纳能力”（Institutional Absorptive Capacity, IAC）框架在不同制度语境中的解释力；三是进一步发展 IAC 概念的量化测度方法，构建跨国家和跨区域的制度吸纳能力指数体系；四是关注生成式人工智能对学术诚信、教育评价与课程结构的制度冲击；五是从教育社会学与技术治理视角分析 AI 教育政策对教育公平与社会分层结构的中长期影响。

引用本文 李昌奎. 中国人工智能教育政策的制度演化与治理机制 [J]. 人工智能教育研究, 2026, 2(1):1-57. <https://doi.org/10.6914/aiesc.020101>.

Cite This Article Changkui LI.(2026). The Institutional Evolution and Governance Mechanisms of China's AI Education Policy (2017–2026). *Artificial Intelligence Education Studies (Réngōng zhìnéng jiàoyù yánjiū)*, 2(1):1-57. <https://doi.org/10.6914/aiesc.020101>

The Institutional Evolution and Governance Mechanisms of China's AI Education Policy (2017–2026)

Changkui LI^{1,2}

1. Hong Kong Center of Social Sciences 2. Hong Kong Integration Research Institute

Abstract Artificial intelligence is rapidly reshaping national education systems and has become a central issue in global education governance. However, little is known about how national education institutions respond to disruptive technological change through policy design and institutional adaptation. Drawing on 28 core national policy documents issued in China between 2017 and 2026, this study conducts a qualitative policy text analysis by systematically coding 316 policy provisions within a “policy instrument–institutional level” analytical framework. The findings reveal that China's AI education policy has evolved through three stages: strategic initiation, systemic construction, and deepened integration. The policy instrument configuration

^①Howlett M. Designing Public Policies: Principles and Instruments [M]. London: Routledge, 2011.

displays an asymmetric structure characterized by the dominance of authority-based instruments, rapid expansion of capacity-building instruments, and a relative shortage of incentive-based instruments, producing significant instrument mismatches across educational levels. The governance mechanism follows a three-layer transmission logic of strategic planning, administrative embedding, and organizational diffusion. Based on these findings, this paper proposes the concept of Institutional Absorptive Capacity (IAC) to explain how national education systems transform strategic intentions into organizational practices when confronted with disruptive technologies. The Chinese case demonstrates an asymmetric absorptive pattern of high coordination, high institutional embedding, and weak organizational diffusion, offering a new analytical framework for understanding institutional adaptation in the age of technological disruption.

Keywords AI education policy; policy instrument analysis; institutional evolution; governance mechanisms; institutional absorptive capacity

[责任编辑: 黄欣 Email: cpcl@cpcl.hk]