

AI 时代下大学生英语学习策略演化路径研究

冯海博

天津大学外国语学院 天津

【摘要】为研究人工智能的发展对大学生学习英语的观念及策略的影响模式，本研究基于演化博弈理论的框架，构建了包含教育政策、技术治理与社会规训的演化博弈模型，系统揭示了 AI 时代下大学生英语学习策略的演化路径及其稳定机制。通过分析积极学习、中性学习与消极学习三类策略的互动关系，结合 AI 教学认可权重、AI 监管机制与企业 AI 协作认可度的协同作用，探讨 AI 时代下大学生英语学习策略演化路径。研究表明：（1）在强监管框架下，政策激励与能力溢价的协同效应可推动积极学习策略占据主导地位。（2）弱监管环境中，技术替代效率的持续提升易诱发消极学习策略的泛化，形成“AI 依赖陷阱”。（3）中性学习策略的稳定性则依赖于人机协同效应与社会信号衰减的动态平衡，其演化呈现阶段性波动特征。基于此，本研究提出分层治理框架以实现 AI 技术赋能与英语自主学习的协同发展。

【关键词】演化博弈；人工智能；AI 依赖；英语教育；英语学习

【收稿日期】2025 年 5 月 7 日

【出刊日期】2025 年 6 月 5 日

【DOI】10.12208/j.ssr.20250215

Evolutionary paths of college students' English learning strategies in the AI era

Haibo Feng

School of Foreign Languages, Tianjin University, Tianjin

【Abstract】 The rapid development of artificial intelligence (AI) is reshaping college students' ideas and strategies for English learning. Based on the framework of evolutionary game theory, this study constructs an evolutionary game model including educational policies, technological management, and social discipline to systematically reveal the evolutionary paths and stabilization mechanisms of college students' English learning strategies in the AI era. By analyzing the interactions among three strategies—proactive learning, neutral learning, and passive learning—and considering the synergistic effects of AI teaching accreditation weights, AI monitoring mechanisms, and recognition of AI collaboration by enterprises, this study explores the evolutionary trajectories of these strategies. The findings show that (1) under a strong regulatory framework, the synergy between policy incentives and competency premiums can drive active learning strategies to dominate. (2) In contrast, weak regulatory environments may lead to the proliferation of passive learning strategies due to continuous improvements in AI substitution efficiency, forming an “AI dependency trap”. (3) The stability of neutral learning strategies relies on the dynamic balance between human-AI collaboration and the attenuation of social signals, exhibiting phased fluctuations in their evolutionary paths. Based on these insights, the study proposes a hierarchical governance framework to achieve coordinated development between AI-enabled empowerment and autonomous English learning.

【Keywords】 Evolutionary game theory; Artificial Intelligence; AI dependency; English education; English learning

1 引言

1.1 研究背景

近年来人工智能的迅猛发展正深刻改变着我国的教育领域，英语学习尤其经历着颠覆性的重构^[1]。以 ChatGPT 为代表的生成式 AI 已深度渗透各类语言学习场景：AI 智能体可实现母语级跨语言沟通、根据上百

万的上下文提供个性化精准反馈，彻底重塑了英语学习的途径。AI 赋能虽显著提升了学习效率，却也催生了“AI 依赖综合症”——学生因过度依赖 AI 完成英语写作而导致独立语言产出能力退化^[2]。正因如此，很多英语教育者感到，AI 的外语写作和翻译能力已经给教学活动带来了显著的冲击与影响^[3]。

更深刻的矛盾在于,传统教育评价体系仍以四六级、考研英语、雅思、托福等标准化考试为核心的社会规训机制,但社会各领域则更为推崇“人工+AI赋能”模式,对求职者是素质要求已悄然转向“AI协作能力”评估^[4]。这种制度性认知错位使得英语教学者和大学生陷入价值选择困境,目前的英语教学模式将何去何从。

1.2 研究问题

在人工智能技术深度渗透语言学习场景的背景下,本研究聚焦于大学生英语学习策略的演化规律与路径选择问题。大学生群体究竟应该仍和过去一样,是坚持将英语作为一项自身技能而全力投入学习(积极策略)、还是部分利用AI工具改变英语学习模式(中性策略),亦或者是全面依赖AI工具,不再投入精力提升自身英语技能(消极策略)?

与此同时,大学生英语学习策略的演化路径并非孤立形成,而是社会价值导向与技术工具特性动态博弈的结果。不同策略(积极、中性、消极)的演化路径如何受社会与AI因素影响?

为回答上述问题,探究AI时代下大学生群体学习英语的策略将朝何种策略演化,本研究从演化博弈论的理论视角出发,提出三种不同程度的社会介入框架,并逐一分析在这三种框架下大学生的英语学习策略演化稳定情况,并由此提出相应的英语教育政策建议。

1.3 文献综述

当前研究表明,生成式AI通过多模态交互和个性化推荐功能重构了语言学习路径,其核心价值体现在学习场景智能适配、知识图谱动态生成以及人机协作能力培养三个维度^[5]。AI通过思维过程可视化和文化认知嵌入,推动教师从知识传授者转向学习引导者,但需警惕技术介入可能弱化师生情感联结^[6]。在高等教育领域,智能翻译工具和语法纠错系统显著提升了学术写作效率,但同时也引发了学习者语言产出的“空心化”现象,即过度依赖技术导致独立语言生成能力退化^[7]。对话式AI系统通过即时反馈机制强化了学习者的认知捷径偏好,导致批判性思维能力和深度信息处理意愿下降^[8]。这种技术依赖的负面效应在词汇记忆和写作训练中尤为突出,表现为学习者更倾向于接受AI优化后的标准化表达,而非自主构建个性化语言体系。

然而,现有研究虽已揭示生成式AI对英语学习生态的重构效应,但多为定性分析,未能定量地解释AI如何影响大学生英语学习策略机制。为填补上述研究空白,本研究借助演化博弈论的理论框架,将AI工具的技术属性参数与社会规训的制度性参数纳入动

态博弈模型。演化博弈论是一种基于动态演化思想的博弈论,借鉴了生物演化中的选择机制,强调个体在有限理性条件下的学习和适应过程。通过对个体行为的动态调整过程进行建模,研究个体在群体中的行为模式如何通过互动逐渐形成稳定的社会规范或制度^[9]。

演化博弈论在教育领域分析中展现出独特解释力,主要聚焦于知识共享、知识构建、协作学习和在线学习行为的影响因素,分析了不同主体行为对教育教学质量的作用机制,揭示了外部条件对学生学习行为的显著影响^[10]。但这些研究未能与时俱进地考量到AI技术与社会介入变量对英语学习策略的影响,致使策略演化预测缺乏现实解释力。

综上所述,本研究通过设计包含动态认证体系强度、AI监控严格度与企业AI协作认可度的演化博弈模型,旨在分析AI技术替代效率与社会价值导向对大学生英语学习的交互作用机制,填补了既有文献的理论空白。

2 模型构建

2.1 策略空间

本研究假设大学生群体的英语学习策略分为以下三种:

(1)策略A(积极学习策略):尽管可以使用AI工具完成特定的英语学习任务,但仍保持主动学习英语,提升个人英语素质,AI工具仅用于辅助

(2)策略B(中性学习策略):会使用AI工具完成一定的英语学习任务,但也会寻求一定量的英语学习,维持自身英语水平。

(3)策略C(消极学习策略):尽可能地使用AI完成英语学习任务,不在英语学习上投入时间与精力,只求应付考试。

社会环境的变化也会对大学生采用何种策略学习英语产生影响。本研究假定了社会因素的三个层面,包括教育政策层面(如英语课、考试)、市场调节层面(如市场需求、社会认可)以及技术层面(如AI检测水平)。这三个层面的因素对大学生学习英语的约束也分为不同的强度:

- 技术治理层:AI监控严格度(强/中/弱)
- 教育政策层:AI教学认可权重(高/中/低)
- 市场调节层:企业AI协作认可度(高/中/低)

2.2 模型参数

本研究构建了一个三方动态博弈模型,整合了大学生群体策略选择与社会介入主体政策调控的双向互动机制,模型构建所需的全部参数及定义见表1。

2.3 策略收益函数

考虑到社会三个层面的因素对于大学生英语学习策略的影响,本研究将其设置为三种社会介入组合:强监管-高权重-高认可组合、中监管-中权重-中认可组合

以及弱监管-低权重-低认可组合,并考虑 A、B、C 三种策略在三种社会介入组合下各自的效用收益。结合前文定义的参数,每个策略在这三种社会介入组合下的收益函数见表 2。

表 1 演化博弈模型参数及定义

参数类别	符号	参数名称	参数定义	影响对象	取值范围
基础参数	α	社会规训收益	四六级/考研英语/雅思托福等成绩的价值以及英语水平在企业招聘中的权重。	A/B/策略 C 的收益	$\alpha \geq 0$
	β	AI 替代效率	AI 工具对英语任务的完成效率, $\beta=0$ 表示完全无效, $\beta=1$ 表示完全替代。	策略 C 收益	$\beta \in [0, 1]$
	δ	能力溢价	高水平英语能力的附加收益, 如国际交流、学术发表机会等。	策略 A 收益	$\delta \geq 0$
	c_A, c_B, c_C	ABC 三种策略学习成本	英语学习的时间精力投入, 策略 A 最高, 策略 C 最低。	策略选择成本	$c_A > c_B > c_C > 0$
	γ	协同效应	AI 工具与自主学习的互补性, 利用 AI 辅助提升英语学习效率。	A/B/策略 C 收益	$\gamma \geq 0$
技术治理参数	m	监控严格度	AI 学习系统对依赖度的检测强度, 当 AI 使用率超限触发警告。	增加 c_C	$m \in [0, c_C]$
	p	依赖成本	AI 过度依赖的额外成本, 如考试中禁用 AI 工具带来的额外学习负担。	降低 β	$p \in [0, \beta]$
教育政策参数	s	政策补贴	政府对积极学习者的奖励, 如奖学金、学分加成等。	降低 c_A	$s \in [0, \alpha]$
	w_1	AI 教育权重	对 AI 协助英语教学的接受程度。	A/B/策略 C 收益	$w_1 \in [0, 1]$
市场调节参数	w_2	AI 协作认可度	企业对“英语能力+AI 协作”能力的认可权重。	A/B/策略 C 收益	$w_2 \in [0, 1]$
	θ	认可衰减系数	纯 AI 学习的社会认可度衰减速度, θ 越高则策略 C 长期收益越低。	降低策略 C 的 α	$\theta \in [0, 1]$

表 2 三种策略在不同社会介入组合下的收益函数

英语学习策略	社会介入组合 (技术治理-教育政策-市场调节)	收益函数	解释说明
策略 A	强监管-高权重-高认可	$F_{A1} = (\alpha + s)(1 + \delta) - (c_A - s) + \gamma(1 - \beta)$	社会规训收益 (α) 与政策补贴 (s) 叠加, 能力溢价 (δ) 放大收益, AI 协同效应 (γ) 因低依赖 ($1 - \beta$) 增强。
	中监管-中权重-中认可	$F_{A2} = \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta)$	无政策补贴, 社会规训收益与能力溢价直接叠加, AI 协同效应维持。
	弱监管-低权重-低认可	$F_{A3} = \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) - \theta\alpha$	信号衰减 (θ) 削弱社会规训收益 (α)。
策略 B	强监管-高权重-高认可	$F_{B1} = \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta$	AI 教育权重 (w_1) 提升社会规训收益 (α), AI 协同效应 (γ) 与替代效率 (β) 部分结合。
	中监管-中权重-中认可	$F_{B2} = \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta$	与强监管公式相同, 但实际参数值 (w_1, γ, β) 因监管强度降低而减小。
	弱监管-低权重-低认可	$F_{B3} = \alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha$	无 AI 教育权重增益, 信号衰减 (θ) 进一步削弱收益。
策略 C	强监管-高权重-高认可	$F_{C1} = \alpha\beta(1 - \theta) - (c_C + m) + \gamma\beta$	信号衰减 (θ) 降低 AI 依赖收益, 监控成本 (m) 增加学习成本。
	中监管-中权重-中认可	$F_{C2} = \alpha\beta(1 - \theta) - c_C + \gamma\beta$	监控成本 (m) 降低, 但信号衰减 (θ) 仍存在。
	弱监管-低权重-低认可	$F_{C3} = \alpha\beta - c_C + \gamma\beta$	无信号衰减与监控成本, 完全依赖 AI 的原始收益。

2.4 复制动态方程

假设大学生群体策略选择为:

- x : 选择策略 A 的比例;
- y : 选择策略 B 的比例;
- z : 选择策略 C 的比例;
- 满足 $x + y + z = 1$ 。

根据演化博弈论, 策略比例的动态变化由收益差异驱动:

- F_A, F_B, F_C : 各策略在特定社会介入组合下的收益函数
- $\bar{F} = xF_A + yF_B + zF_C$: 群体平均收益

2.4.1 强监管-高权重-高认可组合复制动态方程

代入 F_{A1}, F_{B1}, F_{C1} 可得:

$$F_1(x) = \frac{dx}{dt} = x[(\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta)(1 - x) - y\Delta_{B1-C1} - F_{C1}] \quad (4)$$

其中:

$$\Delta_{B1-C1} = \alpha(1 + w_1) - c_B - \alpha\beta(1 - \theta) + c_C + m \quad (5)$$

复制动态方程为:

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = z(F_A - \bar{F}) \\ \frac{dy}{dt} = z(F_B - \bar{F}) \\ \frac{dz}{dt} = z(F_C - \bar{F}) \end{cases} \quad (1)$$

将 $z = 1 - x - y$ 代入, 展开方程:

$$F(x) = \frac{dx}{dt} = x[F_A - (xF_A + yF_B + (1 - x - y)F_C)] = x[F_A(1 - x) - y(F_B - F_C) - F_C] \quad (2)$$

$$F(y) = \frac{dy}{dt} = y[F_B - (xF_A + yF_B + (1 - x - y)F_C)] = y[F_B(1 - x) - x(F_A - F_C) - F_C] \quad (3)$$

$$F_1(y) = \frac{dy}{dt} = y[\alpha(1+w_1) - c_B + \gamma\beta(1-y) - x\Delta_{A1-C1} - F_{C1}] \quad (6)$$

其中:

$$\Delta_{A1-C1} = (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta) - \alpha\beta(1 - \theta) + c_C + m - \gamma\beta \quad (7)$$

2.4.2 中监管-中权重-中认可组合复制动态方程

$$F_2(x) = \frac{dx}{dt} = x[\alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta)(1 - x) - y\Delta_{B2-C2} - F_{C2}] \quad (8)$$

其中:

$$\Delta_{B2-C2} = \alpha(1 + w_1) - c_B - \alpha\beta(1 - \theta) + c_C \quad (9)$$

$$F_2(y) = \frac{dy}{dt} = y[\alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta(1 - y) - x\Delta_{A2-C2} - F_{C2}] \quad (10)$$

其中:

$$\Delta_{A2-C2} = \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) - \alpha\beta(1 - \theta) + c_C - \gamma\beta \quad (11)$$

2.4.3 弱监管-低权重-低认可组合复制动态方程

$$F_3(x) = \frac{dx}{dt} = x[(\alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) - \theta\alpha)(1 - x) - y\Delta_{B3-C3} - F_{C3}] \quad (12)$$

其中:

$$\Delta_{B3-C3} = \alpha(1 - \beta - \theta) - c_B + c_C \quad (13)$$

$$F_3(y) = \frac{dy}{dt} = y[(\alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha)(1 - y) - x\Delta_{A3-C3} - F_{C3}] \quad (14)$$

其中:

$$\Delta_{A3-C3} = \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) - \theta\alpha - (\alpha\beta - c_C + \gamma\beta) \quad (15)$$

2.5 演化稳定策略分析

2.5.1 强监管-高权重-高认可组合均衡点求解

联立方程组:

$$\begin{cases} F_1(x) = x[(\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta)(1 - x) - y\Delta_{B1-C1} - F_{C1}] = 0 \\ F_1(y) = y[\alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta(1 - y) - x\Delta_{A1-C1} - F_{C1}] = 0 \end{cases} \quad (16)$$

解得三个纯策略点 $E_1(0,0)$ 、 $E_2(1,0)$ 、 $E_3(0,1)$ 。

此组合下演化博弈的 Jacobian 矩阵 J_1 如下:

$$J_1 = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_1(x)}{\partial x} & \frac{\partial F_1(x)}{\partial y} \\ \frac{\partial F_1(y)}{\partial x} & \frac{\partial F_1(y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (17)$$

矩阵元素展开:

$$\begin{cases} \frac{\partial F_1(x)}{\partial x} = (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta)(1 - 2x) - y\Delta_{B1-C1} - F_{C1} \\ \frac{\partial F_1(x)}{\partial y} = -x\Delta_{B1-C1} \\ \frac{\partial F_1(y)}{\partial x} = -y\Delta_{A1-C1} \\ \frac{\partial F_1(y)}{\partial y} = \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta(1 - 2y) - x\Delta_{A1-C1} - F_{C1} \end{cases} \quad (18)$$

(1) 代入纯策略点 $E_1(0,0)$

J_1 代入纯策略点 $E_1(0,0)$ 后得到:

$$J_{11} = \begin{bmatrix} (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta) - F_{C1} & 0 \\ 0 & \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta - F_{C1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

当均衡点 $E_1(0,0)$ （全体选择策略 C，即完全依赖 AI）的 Jacobian 矩阵 J_{11} 满足 Lyapunov 第一方法判定时，其所有实部特征值为负，则：

$$\begin{aligned} (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta) &< F_{C1} \\ \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta &< F_{C1} \end{aligned}$$

即：

策略 A 净收益 < 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益

此情况下，在策略 A 与策略 C 的博弈中，策略 C 占主导。

从市场调节的角度分析，即使存在英语成绩的社会价值（ α ），若 AI 证书的信号衰减（ θ ）较弱（如企业鼓励使用 AI 代替人工成果），且 AI 工具效率（ β ）高，传统英语学习的规训作用将被瓦解。

从教育政策的角度分析，若政策补贴（ s ）和自主学习的协同效应（ γ ）无法抵消 AI 替代（ β ）的影响，且监控成本（ m ）过低导致依赖无惩罚，例如 ChatGPT 生成的英文报告与人工写作可获得同等认可（ $m \approx 0$ ），则大学生倾向放弃主动学习英语。

从技术依赖的角度分析，当 AI 替代效率（ β ）存在一定阈值：

$$\beta^* > \frac{\gamma + c_A - s(2 + \delta)}{\gamma + \alpha(1 - \theta)} \quad (20)$$

当 β 超过阈值时，其快速完成英语任务的收益将碾压自主学习的长期优势。例如，若 AI 可准确处理专业文献（ $\beta \approx 1$ ），大学生则不再费时亲自阅读英文学术文献。

（2）代入纯策略点 $E_2(1,0)$

J_1 代入纯策略点 $E_2(1,0)$ 后得到：

$$J_{12} = \begin{bmatrix} -(\alpha + s)(1 + \delta) + c_A - s - \gamma(1 - \beta) + F_{C1} & -\Delta_{B1-C1} \\ 0 & \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta - \Delta_{A1-C1} - F_{C1} \end{bmatrix} \quad (21)$$

当均衡点 $E_2(1,0)$ （全体选择策略 A，即积极学习英语）的 Jacobian 矩阵 J_{12} 满足 Lyapunov 第一方法判定时，其所有实部特征值为负，则：

$$\begin{aligned} (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta) &> F_{C1} \\ \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta - \Delta_{A1-C1} &< F_{C1} \end{aligned}$$

即：

策略 A 净收益 > 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益

此情况下，在策略 A 与策略 C 的博弈中，策略 A 占主导，但需要注意一些临界情况。

从市场调节的角度分析，若 w_1 过高，那么策略 B 的收益可能超过策略 A，演化系统转向混合均衡。例如，若企业过度强调 AI 使用能力（ w_1 ），学生则会倾向部分依赖 AI（策略 B），而非全力学习英语（策略 A）。

从教育政策的角度分析，积极学习成本 c_A 满足以下表达式：

$$c_A > (\alpha + s)(1 + \delta) - s - \gamma(1 - \beta) + \alpha\beta(1 - \theta) - c_C - m + \gamma\beta \quad (22)$$

这意味着，积极学习成本 c_A 将会足够高，这将对过于投入策略 A 起到抑制作用。此时学生将因学习难度放弃英语，转向策略 C。因此学习需要结合补贴手段 s 以及挖掘 AI 学习的协同效应 γ ，维持策略 A 吸引力。

从技术依赖的角度分析，维持策略 A 还需有效提升监控成本。若 $m \approx 0$ ，则策略 C 的成本将反超策略 A，影响策略 A 稳定性。

（3）代入纯策略点 $E_3(0,1)$

J_1 代入纯策略点 $E_3(0,1)$ 后得到：

$$J_{13} = \begin{bmatrix} (\alpha + s)(1 + \delta) - c_A + s + \gamma(1 - \beta) - \Delta_{B1-C1} - F_{C1} & 0 \\ -\Delta_{A1-C1} & -\alpha(1 + w_1) + c_B - \gamma\beta + F_{C1} \end{bmatrix} \quad (23)$$

当均衡点 $E_3(0,1)$ (全体选择策略 B, 即部分依赖 AI) 的 Jacobian 矩阵 J_{13} 满足 Lyapunov 第一方法判定时, 其所有实部特征值为负, 则:

$$\begin{aligned} (\alpha + s)(1 + \delta) + s + \gamma(1 - \beta) &< \Delta_{B1-C1} + F_{C1} \\ \alpha(1 + w_1) + \gamma\beta - c_B &> +F_{C1} \end{aligned}$$

即:

策略 A 收益 < 策略 B 和策略 C 的抑制项

策略 B 和 AI 的净协同收益 > 策略 C 收益

此情况下, 系统的演化导向取决于一系列关键的参数的数值。

若系统演化导向为策略 A, 但积极学习 (A) 的综合收益 (含政策补贴 s 和能力溢价 δ) 无法超过策略 B 和 C 的联合抑制效应, 系统将无法维持全体选择 A 的均衡。因而此时应提高 α (社会认可度) 或 γ (自主学习的协同效应) 可增强策略 A 的稳定性, 并降低 Δ_{B1-C1} (如减少策略 B 的 AI 教学接受度) 或增加策略 C 的成本项来维持策略 A 的演化导向。

若系统演化导向为策略 B, 但中性学习 (B) 的收益 (含 AI 协同效应 $\gamma\beta$) 被其成本和策略 C 收益压制, 系统将排斥策略 B。因而此时应降低策略 B 的成本 c_B , 并提高策略 C 的负面成本, 例如增加学生对于 AI 依赖的惩罚 m 。

2.5.2 中监管-中权重-中认可组合均衡点求解

联立方程组:

$$\begin{cases} F_2(x) = x[\alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta)(1 - x) - y \Delta_{B2-C2} - F_{C2}] = 0 \\ F_2(y) = y[\alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta(1 - y) - x \Delta_{A2-C2} - F_{C2}] = 0 \end{cases} \quad (24)$$

解得三个纯策略点 $E_1(0,0)$ 、 $E_2(1,0)$ 、 $E_3(0,1)$ 。

此组合下演化博弈的 Jacobian 矩阵 J_2 如下:

$$J_2 = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_2(x)}{\partial x} & \frac{\partial F_2(x)}{\partial y} \\ \frac{\partial F_2(y)}{\partial x} & \frac{\partial F_2(y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (25)$$

矩阵元素展开:

$$\begin{cases} \frac{\partial F_2(x)}{\partial x} = \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta)(1 - 2x) - y \Delta_{B2-C2} - F_{C2} \\ \frac{\partial F_2(x)}{\partial y} = -x \Delta_{B2-C2} \\ \frac{\partial F_2(y)}{\partial x} = -y \Delta_{A2-C2} \\ \frac{\partial F_2(y)}{\partial y} = \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta(1 - 2y) - x \Delta_{A2-C2} - F_{C2} \end{cases} \quad (26)$$

(1) 代入纯策略点 $E_1(0,0)$

J_2 代入纯策略点 $E_1(0,0)$ 后得到:

$$J_{21} = \begin{bmatrix} \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) - F_{C2} & 0 \\ 0 & \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta - F_{C2} \end{bmatrix} \quad (27)$$

当均衡点 $E_1(0,0)$ (全体选择策略 C, 即完全依赖 AI) 的 Jacobian 矩阵 J_{21} 满足 Lyapunov 第一方法判定时, 其所有实部特征值为负, 则:

$$\begin{aligned} \alpha(1 + \delta) - c_A + \gamma(1 - \beta) &< F_{C2} \\ \alpha(1 + w_1) - c_B + \gamma\beta &< F_{C2} \end{aligned}$$

即：

策略 A 净收益 < 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益

与强监管-高权重-高认可组合相比，中监管-中权重-中认可组合的情况弱化了政策干预，凸显了市场与技术自发调节的作用。不再有政策补贴收益（ $s=0$ ），依赖自然收益。也不再监控成本（ $m=0$ ），依赖学生英语学习与 AI 使用的自觉性、企业识别 AI 成果的自发性。

从市场调节的角度分析，当企业仅能部分识别 AI 生成内容（ θ 较低），且 AI 效率较高（ β 较高）时，传统语言能力（ α ）的边际收益大幅下降。

从教育政策的角度分析，若学生发现用 AI 完成英语任务仅被教师部分识别（ θ 较低），而手动写作耗费精力较多（ c_A 较高），则大学生倾向放弃主动学习英语。

此外，中监管-中权重-中认可组合演化可能出现两极分化的情况。由于 $\gamma(1-2\beta)$ 的正负不确定，因此：

若 $\beta > 0.5$ ：自主学习的协同效应转为负值，传统英语教育失效

若 $\beta < 0.5$ ：系统可能演化回归策略 A，如小众高端语言培训的兴起

（2）代入纯策略点 E2（1,0）

J_2 代入纯策略点 E2（1,0）后得到：

$$J_{22} = \begin{bmatrix} -\alpha(1+\delta) + c_A - \gamma(1-\beta) + F_{C2} & -\Delta_{B2-C2} \\ 0 & \alpha(1+w_1) - c_B + \gamma\beta - \Delta_{A2-C2} - F_{C2} \end{bmatrix} \quad (28)$$

当均衡点 E2（1,0）（全体选择策略 A，即积极学习英语）的 Jacobian 矩阵 J_{22} 满足 Lyapunov 第一方法判定时，其所有实部特征值为负，则：

$$\alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) > F_{C2}$$

$$\alpha(1+w_1) - c_B + \gamma\beta < F_{C2} + \Delta_{A2-C2}$$

即：

策略 A 净收益 > 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益及策略 A 和策略 C 的抑制项

此情况下，在策略 A 与策略 C 的博弈中，策略 A 占主导，但需要注意一些临界情况。

从市场调节的角度分析，当语言能力带来显著职业溢价（ δ 较高），且企业厌恶 AI 生成的内容（ θ 较高），那么学生仍愿承担较高的英语学习成本（ c_A ）。例如，国际律师事务所要求英语文书“无 AI 痕迹”，则此时实习生将主动选择积极学习英语，克服 AI 依赖。

同时，企业通过提高 θ 来筛选真正的英语高能力者，倒逼教育机构优化课程积极学习成本 c_A 。因此，与强监管的“行政压制”不同，中监管-中权重-中认可组合更依赖市场信号与教育质量的协同进化，这对职业教育改革具有直接指导意义。

（3）代入纯策略点 E3（0,1）

J_2 代入纯策略点 E3（0,1）后得到：

$$J_{23} = \begin{bmatrix} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \Delta_{B2-C2} - F_{C2} & 0 \\ -\Delta_{A2-C2} & -\alpha(1+w_1) + c_B - \gamma\beta + F_{C2} \end{bmatrix} \quad (29)$$

当均衡点 E3（0,1）（全体选择策略 B，即部分依赖 AI）的 Jacobian 矩阵 J_{13} 满足 Lyapunov 第一方法判定时，其所有实部特征值为负，则：

$$\alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) < \Delta_{B2-C2} + F_{C2}$$

$$\alpha(1+w_1) + \gamma\beta - c_B > F_{C2}$$

即：

策略 A 净收益 < 策略 B 和策略 C 的抑制项

策略 B 和 AI 的净协同收益 > 策略 C 收益

此情况下，系统的演化导向取决于一系列关键的参数的数值。

若 $\gamma(1-2\beta)=0$ （即 $\beta=0.5$ ），则 AI 效率与人类能力形成互补，混合学习（策略 B）成为稳定均衡。

同时，由于策略 B 和 AI 的净协同收益更大，则完全的 AI 依赖只会带来有限的收益，混合学习的策略更加具有普适性。例如，在医学翻译领域，纯 AI 错误率导致法律风险（ c_C 较高），因而催生出“AI+人工校对”的岗位，促使中性学习策略的成本（ c_B ）向更低发展^[13]。与强监管的“非此即彼”不同，中监管-中权重-中认可组合承认 AI 与人类能力的共生关系，这为教育转型提供了更可持续的路径。

2.5.3 弱监管-低权重-低认可组合均衡点求解

联立方程组：

$$\begin{cases} F_3(x) = x[(\alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha)(1-x) - y\Delta_{B3-C3} - F_{C3}] = 0 \\ F_3(y) = y[(\alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha)(1-y) - x\Delta_{A3-C3} - F_{C3}] = 0 \end{cases} \quad (30)$$

解得三个纯策略点 $E_1(0,0)$ 、 $E_2(1,0)$ 、 $E_3(0,1)$ 。

此组合下演化博弈的 Jacobian 矩阵 J_3 如下：

$$J_3 = \begin{bmatrix} \frac{\partial F_3(x)}{\partial x} & \frac{\partial F_3(x)}{\partial y} \\ \frac{\partial F_3(y)}{\partial x} & \frac{\partial F_3(y)}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (31)$$

矩阵元素展开：

$$\begin{cases} \frac{\partial F_3(x)}{\partial x} = (\alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha)(1-2x) - y\Delta_{B3-C3} - F_{C3} \\ \frac{\partial F_3(x)}{\partial y} = -x\Delta_{B3-C3} \\ \frac{\partial F_3(y)}{\partial x} = -y\Delta_{A3-C3} \\ \frac{\partial F_3(y)}{\partial y} = (\alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha)(1-2y) - x\Delta_{A3-C3} - F_{C3} \end{cases} \quad (32)$$

（1）代入纯策略点 $E_1(0,0)$

J_3 代入纯策略点 $E_1(0,0)$ 后得到：

$$J_{31} = \begin{bmatrix} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha - F_{C3} & 0 \\ 0 & \alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha - F_{C3} \end{bmatrix} \quad (33)$$

当均衡点 $E_1(0,0)$ （全体选择策略 C，即完全依赖 AI）的 Jacobian 矩阵 J_{21} 满足 Lyapunov 第一方法判定时，其所有实部特征值为负，则：

$$\begin{aligned} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha &< F_{C3} \\ \alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha &< F_{C3} \end{aligned}$$

即：

策略 A 净收益 < 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益

此情况下，在策略 A 与策略 C 的博弈中，策略 C 占主导。

与强监管-高权重-高认可组合相比，监管-低权重-低认可组合的情况政策干预极低，市场自发调节灵活性高。从市场调节的角度分析， θ 向 0 有强烈的趋向性，即 AI 生成内容与人工成果并不做区别，导致英语能力的需求萎缩。因此，过度强的监管会抑制技术红利，但完全弱监管可能导致“AI 依赖陷阱”。

从教育政策的角度分析，低权重（ $w_1=0$ ）意味着传统英语教育难以抵御技术冲击，例如如 ChatGPT 使课程论文研究失去评价意义，教育功利化较为严重，脱实向虚，只能通过市场信号，如高 δ 的招聘需求来补偿。

（2）代入纯策略点 $E_2(1,0)$

J_3 代入纯策略点 $E_2(1,0)$ 后得到：

$$J_{32} = \begin{bmatrix} -\alpha(1+\delta) + c_A - \gamma(1-\beta) + \theta\alpha - F_{C3} & -\Delta_{B3-C3} \\ 0 & \alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha - \Delta_{A3-C3} - F_{C3} \end{bmatrix} \quad (34)$$

当均衡点 $E_2(1,0)$ (全体选择策略 A, 即积极学习英语) 的 Jacobian 矩阵 J_{22} 满足 Lyapunov 第一方法判定时, 其所有实部特征值为负, 则:

$$\begin{aligned} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha &> F_{C3} \\ \alpha - c_B + \gamma\beta - \theta\alpha &< F_{C3} + \Delta_{A2-C2} \end{aligned}$$

即:

策略 A 净收益 > 策略 C 收益

策略 B 净收益 < 策略 C 收益及策略 A 和策略 C 的抑制项

此情况下, 在策略 A 与策略 C 的博弈中, 策略 A 占主导。同时, 将 F_{C3} 展开后合并同类项, 可得到如下边界条件:

$$c_B - c_C > \alpha(1-2\beta-\theta) + \gamma(2\beta-1) \quad (35)$$

该条件表明, 在此情况下, 策略 B 的成本劣势 ($c_B - c_C$) 将足够大, 从而抑制学生转向中性学习 (策略 B)。因此, 维持策略 A 可持续的社会基础在于需要同时满足 策略 A 收益优势和策略 B 成本劣势。可以通过优化 AI 助学模式, 降低 c_B , 如开发智能协作平台、AI 英语学习智能体等。还可以通过设定策略 B 的收益边界, 如设定 AI 辅助使用上限为 50% 来规避策略 B 的干扰。

(3) 代入纯策略点 $E_3(0,1)$

J_3 代入纯策略点 $E_3(0,1)$ 后得到:

$$J_{33} = \begin{bmatrix} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha - \Delta_{B3-C3} - F_{C3} & 0 \\ -\Delta_{A3-C3} & -\alpha + c_B - \gamma\beta + \theta\alpha - F_{C3} \end{bmatrix} \quad (36)$$

当均衡点 $E_3(0,1)$ (全体选择策略 B, 即部分依赖 AI) 的 Jacobian 矩阵 J_{13} 满足 Lyapunov 第一方法判定时, 其所有实部特征值为负, 则:

$$\begin{aligned} \alpha(1+\delta) - c_A + \gamma(1-\beta) - \theta\alpha &< \Delta_{B3-C3} + F_{C3} \\ \alpha + \gamma\beta - c_B - \theta\alpha &> -F_{C3} \end{aligned}$$

此情况下, 由于 F_{C3} 恒 > 0, 因此第二个边界条件恒成立, 只需要满足一个边界条件, 即:

策略 A 净收益 < 策略 B 和策略 C 的抑制项

代入 Δ_{B3-C3} 和 F_{C3} 后化简得:

$$c_A - c_B > \alpha(\delta + \beta + \theta - 1) + \gamma(1-2\beta) \quad (37)$$

该条件表明, 当策略 A 的成本劣势 ($c_A - c_B$) 足够大时, 足以抑制学生转向积极学习 (策略 A)。例如, 当学生发现积极学习英语的时间、精力、成本投入远高于 AI 辅助英语学习 (策略 B) 时, 此时会转向效率更高的策略 B。

但仍需要监控 AI 使用比例, 如英语论文撰写检测 AI 痕迹率, 防止策略 B 滑向策略 C^[11]。

3 数值分析

3.1 仿真设计

为模拟强监管-高权重-高认可组合下三种英语学习策略 A、B、C 的演化路径并验证演化稳定策略 (ESS)

的渐近稳定性, 需将连续时间的复制动态方程 (16)、(24)、(30) 离散化以跟踪渐近稳定轨迹。采用欧拉法, 将微分方程转换为差分方程。需要给定初始化策略 x_0 、 y_0 、 z_0 , 并满足 $x_0 + y_0 + z_0 = 1$ 。时间步长设为 Δt , 在每一时间步, 大学生根据当前策略的收益差异调整选择概率。若某策略的收益高于群体平均收益, 其比例将增加, 反之减少。最后, 三方动态复制系统可以转化为差分方程组:

$$\begin{cases} x_{t+1} = x_t + \Delta t \cdot x_t(F_A - \bar{F}) \\ y_{t+1} = y_t + \Delta t \cdot y_t(F_B - \bar{F}) \\ z_{t+1} = 1 - x_{t+1} - y_{t+1} \end{cases} \quad (38)$$

其中:

(1) $\Delta t=0.01$ 为时间步长

(2) FA, FB, FC 根据监管组合 (强/中/弱) 采用对应参数

(3) 迭代终止条件: 策略比例变化量连续 10 步小于 10^{-5}

3.2 强监管-高权重-高认可组合下系统演化路径分析

在强监管-高权重-高认可组合下, 演化模型考虑以下参数:

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = 1.5 \\ \beta = 0.3 \\ \gamma = 0.6 \\ \delta = 0.8 \\ \theta = 0.7 \\ s = 0.3\alpha \\ w_1 = 0.7 \\ c_A = 1.2 \\ c_B = 0.7 \\ c_C = 0.3 \\ m = 0.4 \\ p = 0.1 \end{array} \right. \quad (39)$$

这些参数的设定反映了强监管-高权重-高认可的环境下，政策干预与市场反应。在如此参数设定下，进行数值模拟，随机产生 400 组符合要求的初始条件，观察不同策略的演化路径。演化路径如图 1、图 2 所示。

图 1、图 2 中每条线代表一组初始条件的演化路径。从图中可以观察到，尽管初始条件各异，但大多数路径最终都趋于收敛，显示出系统具有良好的稳定性。

在强监管、高权重、高认可的组合环境下，迭代初期策略 A 的比例迅速上升，从较低水平快速增加到约 0.8 左右，并在后续迭代中逐渐趋于稳定，最终稳定在

较高水平，表明积极学习策略逐渐占据主导地位，反映了强监管环境下政策激励与能力溢价的协同效应，有效推动了积极学习策略的普及。

策略 B 的比例在迭代初期呈现一定的波动和上升趋势，但在约 200 次迭代后开始逐渐下降，最终趋于接近 0，这表明中性学习策略在强监管环境下逐渐被边缘化。

策略 C 的比例在迭代初期相对较低且波动较小，随着迭代次数增加，其比例逐渐下降并趋于接近 0，表明消极学习策略在强监管环境下受到抑制，未被广泛采用。

图 2 的三维演化路径进一步揭示了三种策略的动态关系，策略 A 在三维空间中逐渐占据主导地位，而策略 B 和策略 C 的比例逐渐减少并趋近于 0，这与二维图 1 的观察一致。这进一步证实了在强监管环境下，系统趋向于策略 A 的稳定状态，策略 C 最终会被有效抑制。

总体来看，强监管、高权重、高认可的组合通过政策激励、技术治理和社会规训的协同作用，有效推动了积极学习策略的演化，抑制了消极学习策略的泛化，为大学生英语学习策略的优化提供了有力的制度保障。

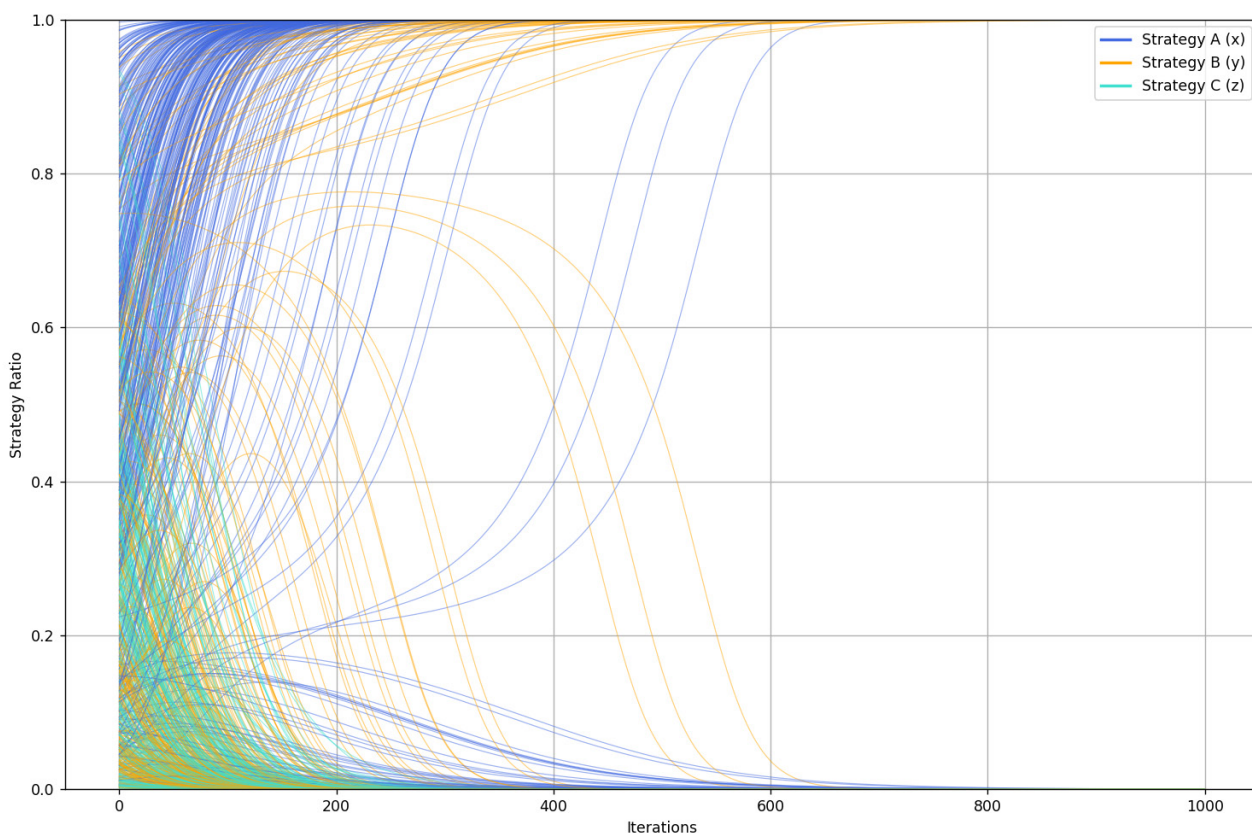


图 1 强监管-高权重-高认可组合下系统的二维演化路径图

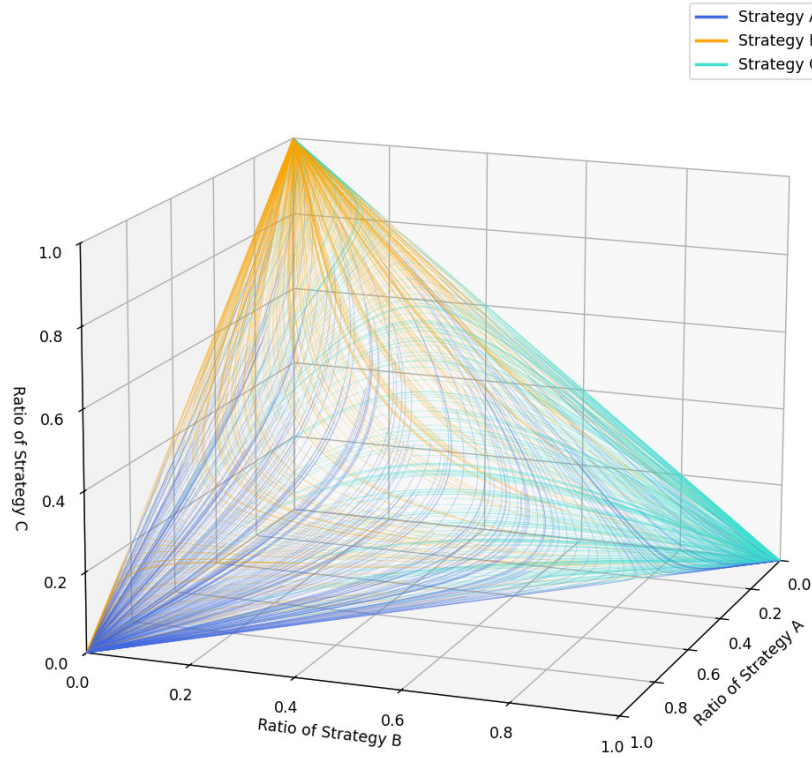


图2 强监管-高权重-高认可组合下系统的三维演化路径图

3.3 中监管-中权重-中认可组合下系统演化路径分析

在中监管-中权重-中认可组合的参数设计中,对核心参数设置进行调整,以体现政策干预力度的适度收缩与市场自发调节机制的增强。

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = 1 \\ \beta = 0.4 \\ \gamma = 0.5 \\ \delta = 0.7 \\ \theta = 0.6 \\ s = 0.3\alpha \\ w_1 = 0.7 \\ c_A = 1.2 \\ c_B = 0.7 \\ c_C = 0.3 \\ m = 0.3 \\ p = 0.05 \end{array} \right. \quad (40)$$

这些参数的设定反映了中监管-中权重-中认可的环境下,政策干预与市场反应。在如此参数设定下,进行数值模拟,随机产生 400 组符合要求的初始条件,观察不同策略的演化路径。演化路径图如下图所示。

图 3 表明,策略 A 的比例呈现出较为稳定的上升趋势,但在初期存在一定的波动,最终趋于稳定在中高水平,但仍然低于图 1 的水平,表明在中监管环境下,政策激励与市场认可的协同作用仍能有效推动积极学

习策略的增长,但其增长速度较慢,且受到一定限制。

策略 B 的比例在演化初期呈现上升趋势,但在约 300 次迭代后逐渐趋于平稳,并在后续迭代中保持在一定水平,显示出中性学习策略在中监管环境下的一定稳定性。

策略 C 的比例则在初期有所波动,但总体上呈现出下降趋势,并最终趋于接近 0,表明消极学习策略在中监管环境下难以持续。这反映了中监管环境中政策干预与市场调节的平衡作用,既推动了积极学习策略的发展,又为中性学习策略提供了一定的生存空间。图 4 进一步揭示了在中监管环境中,策略 A 在三维空间中逐渐向高端延伸,显示出其在演化过程中的优势地位,但其增长受到一定限制,未达到强监管环境下的高水平。策略 B 在三维空间中呈现出一定的波动和平衡特性,表明其在中监管环境下具有一定的适应性和稳定性。策略 C 的比例则逐渐减少并趋于接近 0,显示出其在中监管环境下的劣势地位。

同时,中监管环境中的政策干预和市场调节力度相对适中,对策略演化起到了一定的引导和约束作用,使得大部分初始条件下的策略演化都朝着相似的方向发展,减少了极端或多样化的演化路径。这就使得图 4 中线条相对稀疏,三种策略的演化路径相对简洁,没有

强监管环境下那种快速、集中向单一策略收敛的特点。

总体来看,中监管环境下政策干预、市场调节和技术治理的协同作用相对适中,对积极学习策略的推动

作用较弱,但为中性学习策略提供了一定的生存空间,同时仍抑制消极学习策略的泛化,显示出与强监管环境不同的演化特征和稳定机制。

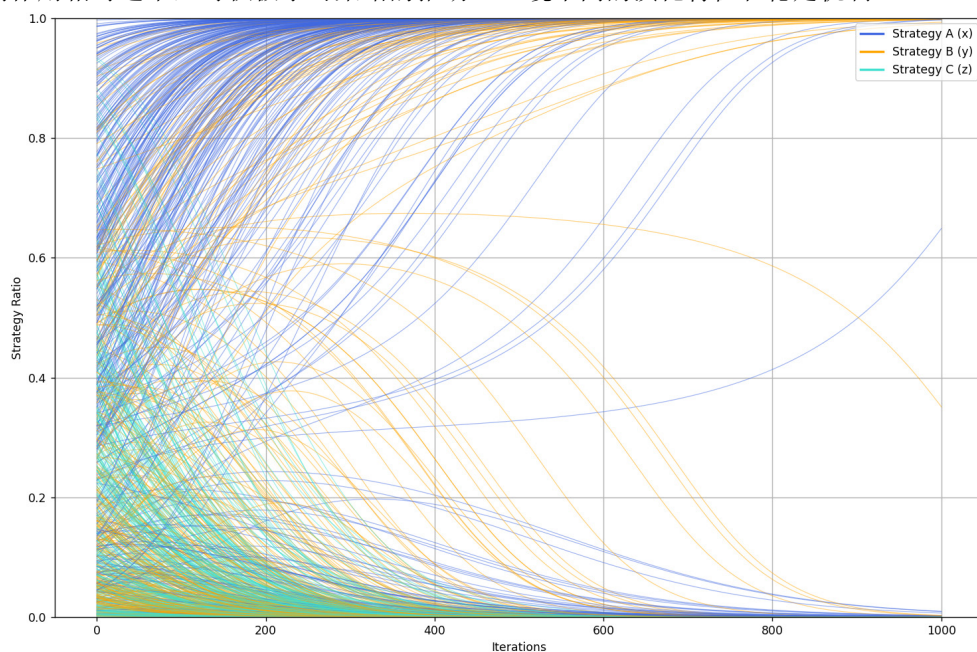


图3 中监管-中权重-中认可组合下系统的二维演化路径图

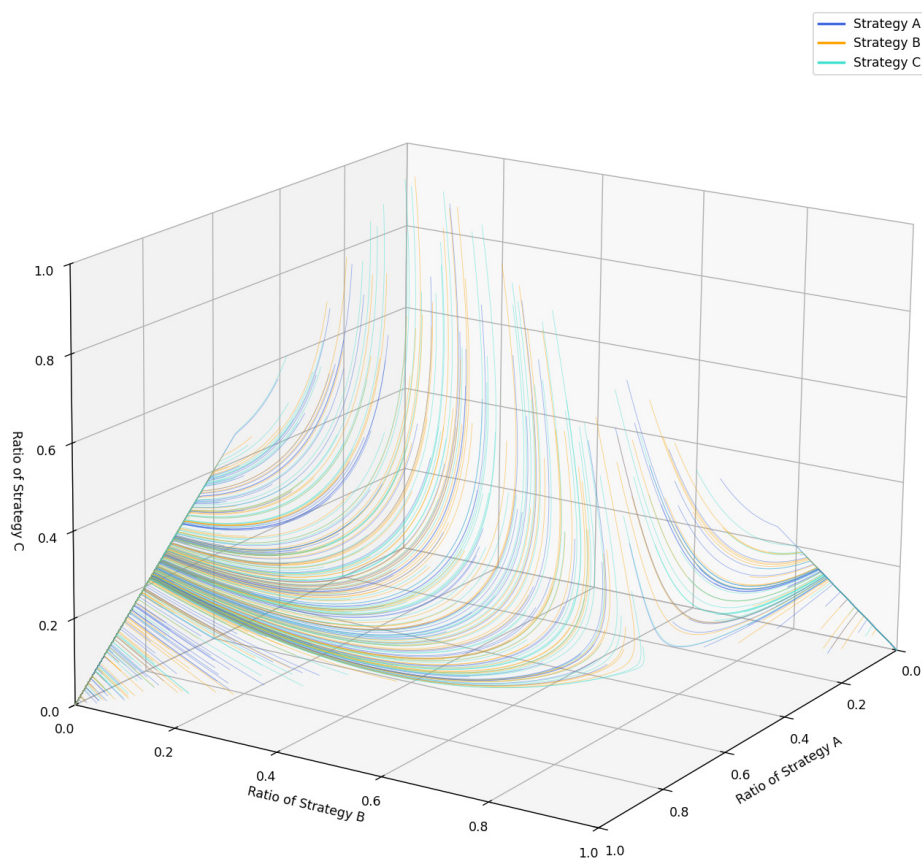


图4 中监管-中权重-中认可组合下系统的三维演化路径图

3.4 弱监管-低权重-低认可组合下系统演化路径分析

在中弱监管-低权重-低认可组合的参数设计中,对核心参数设置进行调整,以体现政策干预力度的大幅收缩与市场完全依赖自发调节。

$$\left\{ \begin{array}{l} \alpha = 0.8 \\ \beta = 0.6 \\ \gamma = 0.4 \\ \delta = 0.5 \\ \theta = 0.3 \\ s = 0 \\ w_1 = 0.2 \\ c_A = 1.0 \\ c_B = 0.6 \\ c_C = 0.2 \\ m = 0.1 \\ p = 0.05 \end{array} \right. \quad (41)$$

图 5 表明,策略 A 的比例呈现下降趋势,从初始的较高水平逐渐降低,最终趋于稳定在较低水平,说明在弱监管环境下,政策激励不足和市场认可度低,积极学习策略难以维持。策略 B 的比例在演化初期有所波动,但总体上呈现出先上升后下降的趋势,最终趋于接近 0。这种亚稳态的存在,反映了教育规训对技术的妥协,在参数扰动下呈现出一定的脆弱性。策略 C 的比例则逐渐上升并趋于稳定在较高水平,显示出消极学

习策略在弱监管环境下的优势。图 6 进一步表明策略 A 在三维空间中的比例逐渐减少,策略 B 呈现波动后减少,而策略 C 则逐渐增加并占据主导地位。

此外,由于弱监管环境下政策干预和市场调节力度不足,导致策略演化受到多种因素的综合影响,演化速度较慢,系统的稳定性较低,需要更多时间来调整和稳定。

与图 1 相比,在图 1 的强监管环境下,策略 A 迅速上升并在约 200 次迭代后趋于稳定,而图 5 中策略 C 的上升和策略 A 的下降过程较为缓慢,需要更多迭代次数才能达到稳定状态。

总体来看,弱监管环境下策略 C 在弱监管环境中占据主导地位但策略演化的稳定时间更长,系统稳定性较差,这凸显了政策干预和市场认可在引导积极学习策略方面的重要性。

4 结论

4.1 研究结论

本研究基于演化博弈理论,构建了包含大学生群体、教育政策层、技术治理层与社会规训层的三种学习策略演化博弈模型,系统揭示了 AI 时代大学生英语学习策略的演化路径及其关键驱动机制。通过理论建模与数值仿真相结合,得出以下核心发现:

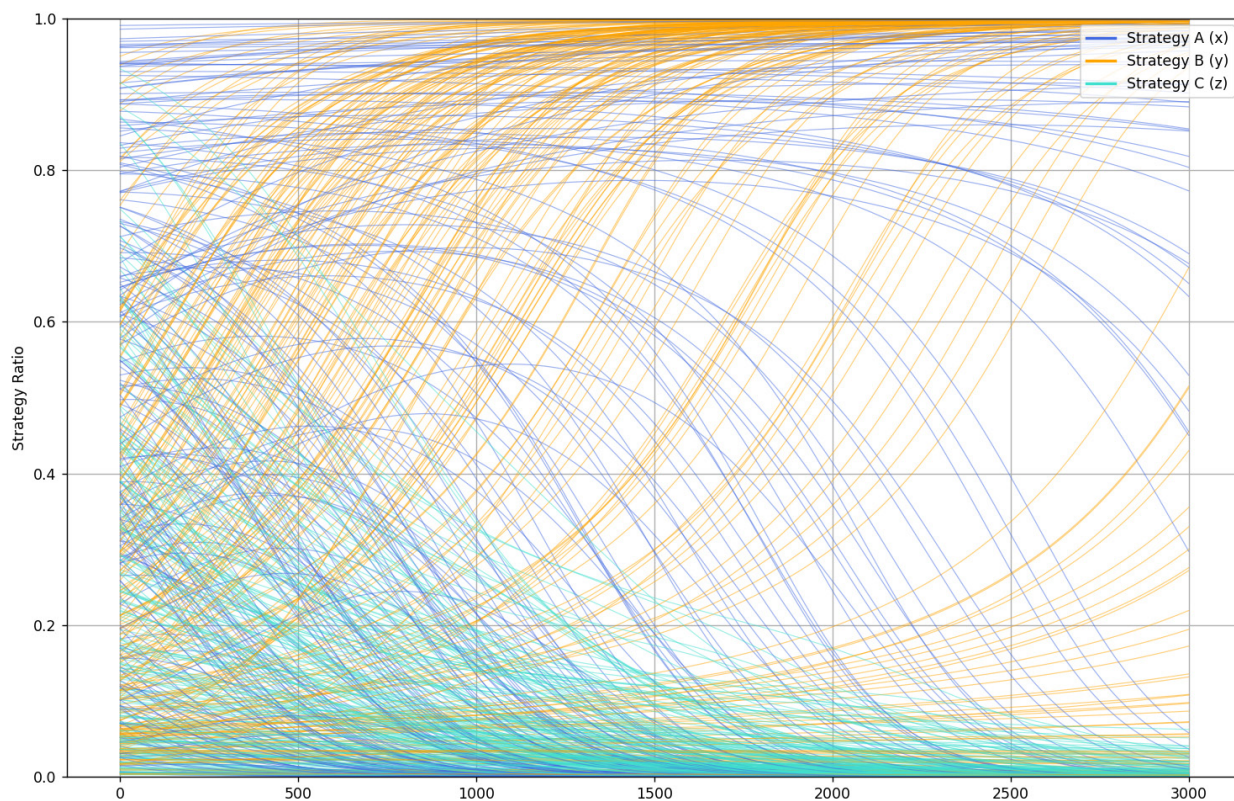


图 5 弱监管-低权重-低认可组合下系统的二维演化路径图

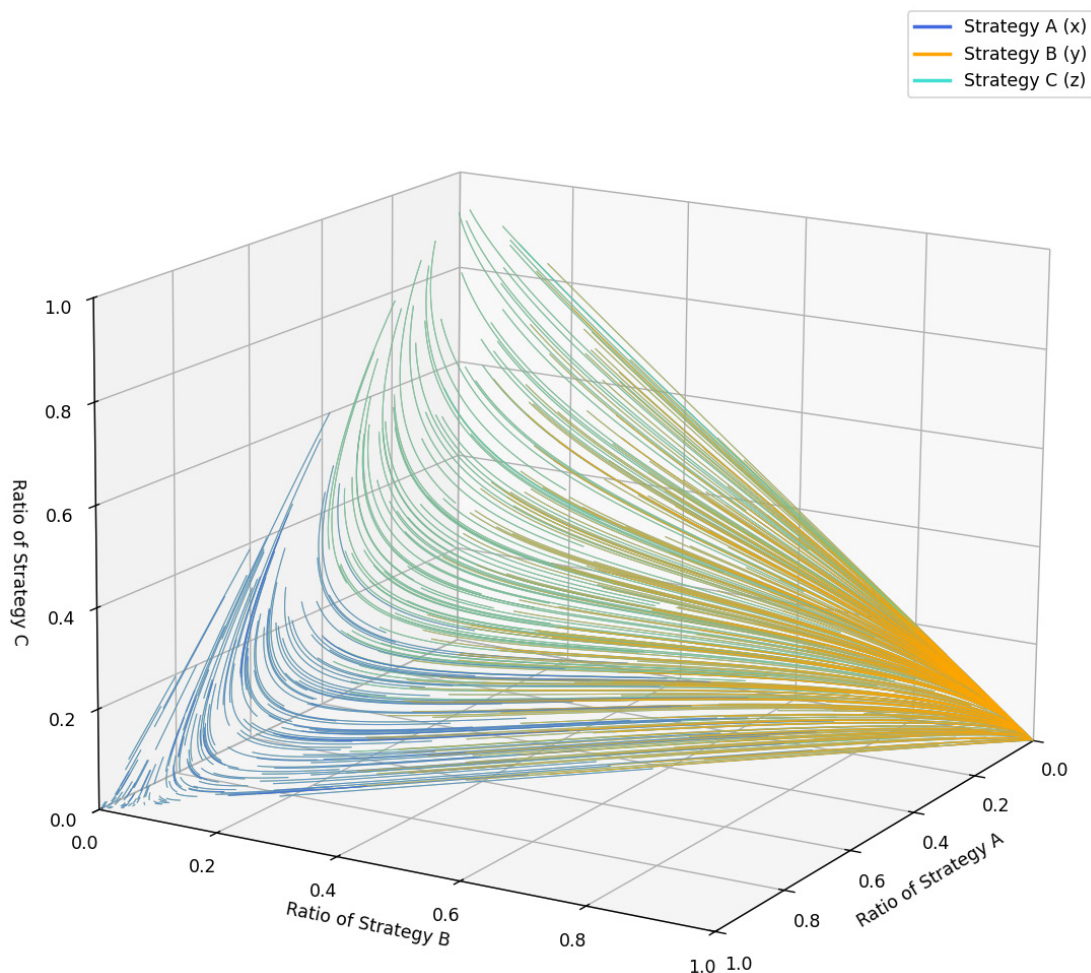


图6 弱监管-低权重-低认可组合下系统的三维演化路径图

在强监管、高权重、高认可的环境下，政策激励与能力溢价的协同效应能够显著推动积极学习策略的发展，使策略A在群体中迅速占据主导地位并趋于稳定。这表明强有力的政策干预和市场认可能够有效引导大学生积极投入英语学习，抵抗AI依赖的诱惑。相反，在弱监管、低权重、低认可的环境下，由于政策激励不足和市场认可度低，积极学习策略难以维持，而消极学习策略则趁机泛化，形成“AI依赖陷阱”，凸显了监管力度对学习策略选择的关键影响。中监管、中权重、中认可的环境则呈现出独特的动态平衡特征。在此环境下，政策干预与市场调节的平衡作用既促进了积极学习策略的增长，又为中性学习策略预留了生存空间。

研究还发现，不同学习策略的演化受到政策补贴、AI教学认可权重、监控成本等多种因素的综合影响。政策补贴能够有效降低积极学习成本，提高策略A的收益优势；AI教学认可权重的提升则增强了AI工具与自主学习的协同效应，进一步巩固了策略A的主导

地位；监控成本的增加对抑制消极学习策略的扩散起到了关键作用。这些因素的相互作用在4.1节的模型构建与参数分析中有详细阐述。

4.2 政策建议

(1) 动态调整AI教育权重：当AI替代效率(β)超过阈值时，系统稳定性转向消极学习主导，因此需建立“技术渗透-监管强度”动态响应机制。在教育评价体系中动态调整人工能力AI教育权重（如随 β 升高提升 w_1 ），并通过实时监控AI使用率以抑制技术依赖的短期扩散。

(2) 提高能力溢价并降低学习成本：收益函数表明，只有提高能力溢价(δ)且学习成本(c_A)下降时，才能维持积极学习策略的稳定性。建议通过校企合作项目强化英语能力与职业晋升的直接关联，同时通过开发AI辅助教学工具来降低自主学习成本，确保 δ 与 c_A 的收益差持续为正。

(3) 中性学习策略的“双刃剑”治理：在课程体

系中需要明确 AI 协作的边界,同时通过企业端技术依赖衰减(θ)来削弱纯 AI 成果的社会认可度,防止策略 B 向策略 C 滑落。

(4) 技术工具的功能约束: 针对策略 C 收益函数对 β 和 θ 的敏感性,可以在教育专用 AI 工具中限制全文本代写功能,技术性控制 β 于 0.5 以下,并通过“数字档案”追溯长期学习轨迹中的依赖行为,实施过度依赖 AI 的惩戒,如学业成绩扣分等。

4.3 研究局限与展望

本研究仅聚焦宏观群体策略演化,尚未完全考虑到学生个人差异、学科差异、教育资源分布等微观因素。因此未来的研究可引入更多元的参数,分析不同学科群体的策略交互机制。此外,大语言模型持续突破所带来的动态影响也需要长期追踪,以更好地完善模型的描述能力和预测能力。

参考文献

- [1] 吴华,刘海清.研究生英语教学信息化特征、现实挑战与创新路径[J].研究生教育研究,2024,(04): 80-85.
- [2] Duhaylungsod V, Chavez V. ChatGPT and other AI Users: Innovative and Creative Utilitarian Value and Mindset Shift[J]. Journal of Namibian Studies : History Politics Culture, 2023,(33):4367-4378.
- [3] 黄立波.大数据时代背景下的语言智能与外语教育[J].中国外语,2022,19(01):4-9.
- [4] 郑旭东,马云飞,范小雨.协作问题解决: 人工智能时代必备的高阶能力[J].现代教育技术,2021,31(03):12-19.
- [5] 罗生全,李霓,宋萑,等.DeepSeek 赋能基础教育高质量发展(笔谈)[J/OL].天津师范大学学报(基础教育版),1-14[2025-04-05].
- [6] 秦颖.人机共生场景下的外语教学方法探索——以 ChatGPT 为例[J].外语电化教学,2023,(02):24-29+108.
- [7] 徐林林,胡杰辉,苏扬.人工智能辅助学术英语写作的学习者认知及行为研究[J].外语界,2024,(03):51-58.
- [8] Zhai C, Wibowo S, Li L. The effects of over-reliance on AI dialogue systems on students' cognitive abilities: a systematic review[J]. Smart learning environments, 2024,11(1):1-37.
- [9] 黄凯南.演化博弈与演化经济学[J].经济研究,2009, 44(02): 132-145.
- [10] 张盛,杨现民,李新.演化博弈理论在教育研究中的应用分析[J].现代教育技术,2024,34(12):37-45.
- [11] De Angelis L, Baglivo F, Arzilli G, et al. ChatGPT and the Rise of Large Language Models: The New AI-Driven Infodemic Threat in Public Health[J/OL]. SSRN Electronic Journal, 2023, 11.

版权声明: ©2025 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS