

生成式人工智能，是“进化”还是“惰化”——基于结构方程模型的路径分析

邵文轩 杨赞

苏州工学院 数学与统计学院，江苏苏州，215500；

摘要：本研究采用调查问卷法，通过分层抽样和多阶段抽样，选取江苏省 13 个行政区的 13 所高校大学生作为研究对象。基于 TAM-TPB 理论模型，从使用规范、感知有用性、智能依赖风险，感知风险这四个方面，采用结构方程模型研究了江苏省大学生使用生成式人工智能“进化”和“惰化”的路径影响机制，结果表明：使用规范对感知风险有显著负影响，感知有用性正向影响智能依赖风险，但过度依赖生成式人工智能可能导致惰化。研究建议加强大学生人工智能相关知识培训，促进跨学科学习，规范使用并引导其健康发展。

关键词：生成式人工智能；进化；惰化；TAM-TPB；结构方程模型

DOI：10.69979/3029-2700.25.10.098

1 引言

2022 年以来，以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能逐渐出现在大众视野中，并作为新质生产力以势不可挡之势迅速渗透到各个领域，对教育、医疗、就业等各个领域产生深远影响。在教育方面，有学者认为生成式人工智能可以激发大学生的学习动机，提高学习效率和质量，增强跨学科综合能力，启发创造力，促进他们思维的“进化”。如孙丹（2024）^[1]认为生成式人工智能为教育提供了高效且个性化的服务，帮助学习者解决编程难题，提升了学习效率。Mohammad Hmoud（2024）指出生成式人工智能能够激发学生的学习动机，从而提升学习成绩和学习动能。也有学者认为生成式人工智能会降低大学生深入思考能力、实践能力和团队合作能力，形成思维的依赖性，导致思维“惰化”。如葛慧琳（2024）^[2]认为生成式人工智能可能导致使用者对其过度依赖，减弱了使用者独立思考和解决问题的能力，这种依赖可能不利于长期的认知发展。李艳燕、郑娅峰（2023）^[3]认为生成式人工智能在教育治理中引入了新的风险，包括隐私泄露、数据安全以及加剧教育不平等等问题。沈书生、祝智庭（2023）和 Meyer J, Jansen T（2024）的研究表明人工智能使用可能引发学术不端和诚信危机，影响学业成绩的真实评估。未来发展中，生成式人工智能的使用范围将会更加广泛，那么分析大学生生成式人工智能的使用现状，了解“进化”和“惰化”的影响因素及路径机制，对于制定相关规范政策显得至关重要。因此，本文利用 616 份问卷调查数据，采用 TAM-SEM 模型剖析“进化”和“惰化”的路径机制，基于实证

结论，提出合理使用生成式人工智能的相关建议，以期促进生成式人工智能的健康发展和规范应用。

2 模型构建及研究假设

技术接受模型（TAM）是研究人们对信息技术接受程度与接受过程的理论模型，能较好地解释与预测行为。该模型主要包含五个要素：感知有用性、感知易用性、用户态度、使用意向和外部变量 5 个。而计划行为理论（TPB）是由 Ajzen 和 Fishbein 在 1973 年提出的社会新理学理论，旨在解释和预测个体行为。本文以 TAM 和 TPB 模型的理论为基础，参考张宣（2024），葛慧琳（2024）等学者的研究，构建本文的 TAM-TPB 模型，包含使用规范、感知有用性、智能依赖风险，感知风险四个变量，见图 1。

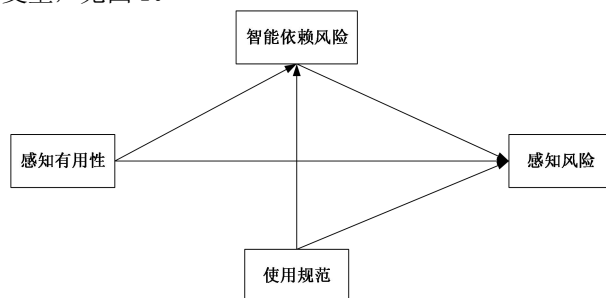


图 1 TAM-TPB 模型图

使用规范是衡量大学生是否能遵守道德准则，保护隐私和信息安全。庞祯敬（2020）等学者认为权威性依赖有利于启发科学理性思维，但同时也会降低社会理性思维。使用规范有利于提高逻辑推理能力、假设检验能力和决策能力。但是虚拟空间进行的智能政务服务由于服务模糊化会增加公众对结果的担忧，引发更高的风险

感知（唐志伟，2023）。同时由于使用不规范不能及时发现违规行为，一定程度上会带来技术焦虑和心理压力。因此，提出假设：

H1a: 使用规范正向影响智能依赖风险；

H1b: 使用规范负向影响感知风险；

感知有用性衡量大学生是否能从生成式人工智能中获取学习资源和知识库，能否提高学习能力、信息处理能力、启发创造力、培养跨文化沟通能力和跨学科综合能力。ChatGPT 上线两个月的时间注册用户数过亿，89% 美国大学生利用其辅助完成课程作业。在这个大数据时代，人们可以快速地获取自己想要的资源，但是同时也会引起使用者对其产生依赖性，缺乏社交技能和自律性，智能依赖风险提高，感知风险降低。因此，提出假设：

H2a: 感知有用性正向影响智能依赖风险；

H2b: 感知有用性负向影响感知风险；

智能依赖风险是测度大学生生成式人工智能是否导致缺乏社交技能、团队合作能力和实践能力。教育助理总干事贾尼尼（Stefania Giannini）呈要求激发各方发挥批判性思维去思考如何借助人工智能技术应对实现可持续发展目标过程中面临的挑战以及如何发现和化解潜在风险，智能依赖风险的提高一定程度上可以减少感知风险，因此，提出假设：

H3: 智能依赖风险负向影响感知风险；

3 测量方法及信效度检验

3.1 测量方法

为探究大学生使用生成式人工智能是“进化”还是“惰化”，调查划分为三方面：调查对象基本特征（性别、专业、年级、所属地区等）、大学生使用生成式人工智能现状（频率、平台、意愿等）、大学生使用生成式人工智能“进化”和“惰化”情况，从感知风险、智能依赖风险、感知有用性和使用规范四个角度入手设计量表并进行分析。为保证调研的科学性和合理性，利用分层抽样抽取江苏省内 13 个市的高校。

3.2 信度与效度检验

3.2.1 信度检验

本文的问卷量表涵盖了 12 个题目，为保证量表具有较高的内部一致性，在进行验证性因子分析之前，现对有效样本的量表内部一致性信度系数 Cronbach' a 值进行内部一致性检验。检验结果见表 2，感知有用性、使用规范、智能依赖风险、感知风险这四个维度的系数均在 0.7 以上，检验的信度良好，具有一致性。

表 2 正式调研信度结果检验表

变量名称	测量项的数量	克隆巴赫 Alpha	信度评价
感知有用性	5	0.823	非常可信
使用规范	3	0.737	比较可信
批判性思维	3	0.835	非常可信
感知风险	2	0.709	比较可信

3.2.2 效度检验

结构效度主要用于检验整体模型的适配度，分为收敛效度和区分效度。本文采用验证性因子分析对问卷的结构效度进行检验。量表验证性因子分析 CFA 模型如下图 2 所示。

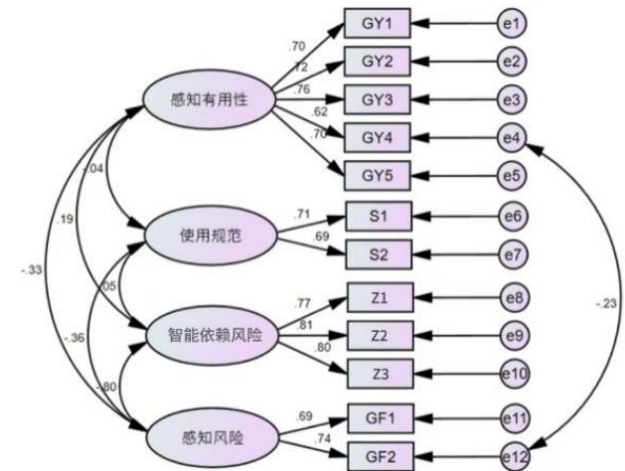


图 2 量表验证性因子分析 CFA 模型图

模型拟合度指标 $CMIN/DF=2.855<3$, $RMSEA=0.059<0.08$, $IFI=0.960>0.9$, $GFI=0.958>0.9$, $NFI=0.940>0.9$, $TLI=0.944>0.9$, $CFI=0.960>0.9$, 所以模型拟合度良好。

在生成式人工智能研究量表 CFA 模型具有良好适配度的前提条件下，进一步检验量表各维度的收敛效度（AVE）和组合信度（CR）。根据分析结果，量表中各维度的 AVE 值均接近 0.5, 0.36 以上, CR 值均达到 0.6 以上，可以看出大部分维度均有良好的收敛效度和组合信度。

表 3 正式调查组合信度及平均变异抽取表

路径关系	Estimate	AVE	CR
GY1 <-- 感知有用性	0.699	0.494	0.829
GY2 <-- 感知有用性	0.723		
GY3 <-- 感知有用性	0.765		
GY4 <-- 感知有用性	0.624		
GY5 <-- 感知有用性	0.689		
S1 <-- 智能依赖风险	0.710	0.490	0.742
S2 <-- 智能依赖风险	0.692		
Z1 <-- 使用规范	0.775	0.634	0.839
Z2 <-- 使用规范	0.813		

Z3	<--	使用规范	0.802		
GF1	<--	感知风险	0.689	0.507	0.673
GF2	<--	感知风险	0.735		

见下表 4 区分度检验显示,原模型与其他模型相比,指标值更优,且均通过了显著水平为 0.001 的卡方检验,说明模型具有区分效度。

表 4 区分效度结果表

编号	模型	X2/DF	NFI	CFI	RMSEA	模型比较	ΔX^2	ΔDF
1	原模型	2.855	0.94	0.96	0.059			
2	三因子模型一	6.513	0.855	0.874	0.102	2 vs 1	191.495***	3
3	三因子模型二	6.417	0.858	0.876	0.102	3 vs 1	186.693***	3
4	三因子模型三	4.442	0.901	0.921	0.081	4 vs 1	87.946***	3
5	二因子模型	7.179	0.834	0.853	0.108	5 vs 1	239.146***	5
6	单因子模型	21.774	0.448	0.497	0.199	6 vs 1	1019.875***	6

注释: ***代表 p 小于 0.001 三因子模型一: F1+F2, F3, F4; 三因子模型二: 1, F2+F3, F4; 三因子模型三: F1, F2, F3+F4; 二因子模型: F1+F2, F3+F4; 单因子模型: F1+F2, F3+F4

4 结果分析

初始结构方程模型得出的拟合优度指标数据中, CMIN/DF=5.621、RMSEA=0.094、RMR=0.096 没有达到标准, 因此需对结构方程模型修正。本研究根据修正指数通过释放部分路径使模型结构更加合理, 以提高模型的拟合优度。从表 5 的模型适配检验结果, CMIN/DF=2.805 (1-3), RMSEA=0.059<0.08, IFI、TLI 以及 CFI 均大于 0.9, 本次模型的构建具有较好的适配度,

表 5 调整后的 SEM 模型拟合度指标数据表

拟合度指标	标准	模型指标值	拟合度判别
CMIN/DF	1-3	2.805	是
RMSEA	<0.08	0.059	是
RMR	<0.05	0.045	是
IFI	>0.9 为优秀; >0.8 为良好	0.961	是
GFI	>0.9 为优秀; >0.8 为良好	0.958	是
NFI	>0.9 为优秀; >0.8 为良好	0.940	是
TLI	>0.9 为优秀; >0.8 为良好	0.946	是
CFI	>0.9 为优秀; >0.8 为良好	0.960	是

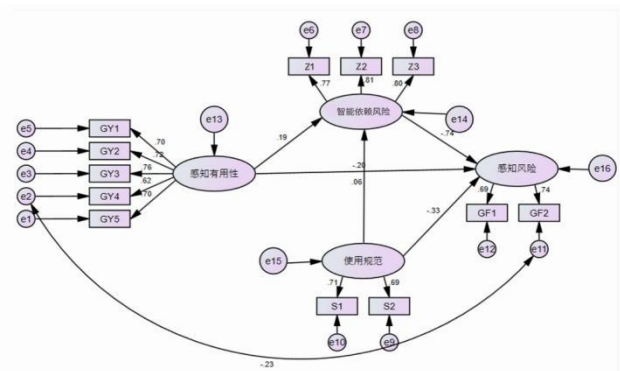


图 3 结构方程模型路径图

4.1 模型适配度分析

表 6 SEM 模型路径关系结果表

路径关系			Estimate	S.E	C.R	P
智能依赖风险	<--	使用规范	0.066	0.064	1.027	0.304
智能依赖风险	<--	感知有用性	0.278	0.075	3.679	***
感知风险	<--	感知有用性	-0.275	0.065	-4.205	***
感知风险	<--	智能依赖风险	-0.720	0.056	-12.865	***
感知风险	<--	使用规范	-0.355	0.063	-5.609	***

注: ***=P<0.001

4.2 研究结论

根据检验结果,使用规范对智能依赖风险的非标准化系数为 0.066, p=0.304, 表明使用规范对于智能依赖风险的不存在显著影响。感知有用性对智能依赖风险的非标准化系数为 0.278, 且 p 小于 0.05, 表明感知有用性对智能依赖风险具有显著正影响。感知有用性对于感知风险的非标准化系数为-0.275 且 p 小于 0.05, 表明感知有用性对感知风险具有显著的负影响。智能依赖风险对于感知风险的非标准化系数为-0.720 且 p 小于 0.05, 表明智能依赖风险对于感知风险具有显著的负向影响。使用规范对于感知风险的非标准化系数为-0.355 且 p 小于 0.05, 表明使用规范对于感知风险具有显著的负向影响 (见表 6)。

5 发展建议

1. 提倡自主学习意识: 在高等教育中, 培养学生自主学习的能力至关重要。高校应通过开设学习方法课程、举办学习技巧讲座等方式, 激发学生的自主学习兴趣。同时, 教育工作者要引导学生在生成式人工智能辅助学习时, 要有意识地独立思考问题, 自觉查找资料, 分析问题, 形成自己的见解。这样, 学生才能在享受人工智能带来的便利的同时, 不至于丧失自主学习的本能。

2. 推广多元化教学方法: 为了培养学生的批判性思维和问题解决能力, 教师应摒弃单一的讲授式教学, 采用多元化的教学方法。例如, 通过案例分析, 让学生从实际案例中提炼经验; 通过小组讨论, 激发学生的思维碰撞; 通过实践项目, 让学生将理论知识应用于实际操作。这些方法能有效提高学生的参与度, 促使他们在学习过程中更加主动。

3. 加强信息素养教育: 在信息爆炸的时代, 提高学生的信息素养尤为重要。学校应开设信息检索、信息评估等相关课程, 教育学生如何辨别信息的真伪, 评估信息的价值。这样, 学生在面对生成式人工智能生成的内容时, 才能保持清醒的头脑, 理性分析和判断。

4. 建立隐私保护机制: 为了保障学生的个人信息安全, 学校和相关平台应制定严格的数据使用和保护规范。这包括对生成式人工智能的使用进行监管, 确保其不会侵犯学生隐私; 同时对师生进行隐私保护教育, 提高他们的隐私保护意识, 避免因使用不当导致信息泄露。

5. 鼓励实践活动参与: 实践是检验真理的唯一标准。学校应积极组织各类实践活动, 如社会调查、创新项目等, 让学生在实际操作中运用所学知识和智能技术。这样既能培养学生的动手能力, 又能降低他们对生成式人工智能的过度依赖。

参考文献

- [1] 孙丹, 朱城聪, 许作栋等. 基于生成式人工智能的高校学生编程学习行为分析研究[J]. 电化教育研究, 2024, 45(03): 113-120. DOI: 10.13811/j.cnki.eer.2024.03.016.
- [2] 葛慧林. 人工智能视域下学术伦理治理问题的挑战及对策建议——以生成式人工智能为例[J]. 中国科技产业, 2024(02): 58-61. DOI: 10.16277/j.cnki.cn11-2502/n.2024.02.032.
- [3] 李艳燕, 郑娅峰. 生成式人工智能的教育应用[J]. 人民论坛, 2023(23): 69-72.