

生成式人工智能用户的感知风险与监管支持研究

马壮 范涛

山西师范大学 社会学与法学学院, 山西 太原 041004

摘要: 随着人工智能技术的不断进步, 生成式人工智能 (AIGC) 已成为社会创新发展和数字化转型的关键要素, 广泛应用于新闻、广告、音乐创作、绘画及教育等多个领域。鉴于此本文引入了感知风险, 信任以及监管支持三个变量, 构建了用户对于 AIGC 感知风险与监管支持的模型。通过问卷调查收集数据, 并运用结构方程模型, 结合 SPSS 与 AMOS 软件进行实证分析。研究发现, 受访者对生成式人工智能潜在风险的感知越高, 越倾向于支持更严格的监管措施, 感知风险与对 AI 系统的信任呈显著负向关系, 即风险感知增强会导致信任度下降, 进一步发现, 对 AI 的信任度越低, 受访者越需要新规划有效控制风险, 从而更支持监管, 本研究将风险社会理论与技术规制框架有机结合, 丰富了生成式 AI 的社会影响研究。

关键词: 生成式人工智能; 感知风险; 监管支持; 模型分析

随着人工智能技术的迅猛发展, 生成式人工智能 (AIGC) 正逐渐成为推动社会创新与数字化转型的重要力量。其在新闻、广告、艺术创作、教育等领域的广泛应用, 极大地提升了内容生产效率与个性化服务水平。然而, 技术进步所带来的不仅是便利与创造力的释放, 也引发了信息失真、隐私侵犯、伦理模糊与工作替代等诸多社会风险^[1]。公众在享受技术红利的同时, 对 AIGC 的潜在危害也产生了越来越多的担忧。在这种背景下, 用户对 AIGC 的感知风险成为影响其技术接受态度与政策倾向的重要变量。尤其值得关注的是, 感知风险不仅可能削弱用户对 AI 系统的信任, 还可能促使用户更加支持政府对其进行严格监管^[2]。信任与监管支持之间也存在着复杂的中介与交互关系^[3]。为此, 本文引入感知风险、信任与监管支持三个核心变量, 构建用户认知—态度路径模型, 并通过实证研究加以验证。研究旨在揭示不同因素之间的内在关系机制, 为 AIGC 风险治理与政策设计提供理论依据与实践参考。

1 理论基础

在以乌尔里希·贝克 (Ulrich Beck)^[4] 为代表的风险社会理论中, 现代化带来的技术进步不仅创造财富, 也生成了具有不可见性和全球扩散特征的“制造风险”, 迫使个人和制度在反思性现代化进程中不断识别并管理这些风险; 感知风险理论指出, 个体会基于对潜在负面后果的严重性与不确定性的主观评估, 如隐私泄露、信息失真或就业替代等, 在风险感知水平升高时倾向于采取回避或减缓行为。而组织信任整合模型认为, 信任源自于对被信任方能力、善意与诚信的评价, 它使得信任者在面对风险时愿意暴露脆弱并依赖系统运作^[5]; 最后, 金融监管理论表明, 高风险感知能够直接强化公众对风险规制政策的支持意向, 而对监管机构的信任则在风险感知与政策支持之间发挥中介作用, 通过提升对规制措施有效性的信心来促进更积极的支持态度^[6]。

2 研究假设

假设 1 (H1): 用户对 AIGC 的感知风险越高, 其对 AI 监管的支持度越高。

在风险社会理论框架下, 现代社会的技术

发展带来了前所未有的风险，公众对这些风险的感知直接影响其对监管措施的支持程度。当用户感知到 AIGC 可能带来的负面影响，如隐私泄露、错误信息传播等，其对政府或相关机构实施更严格监管的支持意愿增强。这一现象在多个国家的调查中得到验证，公众普遍期望通过有效的监管来控制技术带来的潜在风险。

假设 2 (H2)：用户对 AIGC 的感知风险越高，其对 AI 的信任程度越低。

感知风险理论指出，个体在面对不确定性和潜在负面后果时，会产生风险感知，从而影响其信任水平。在 AIGC 的背景下，用户可能担心技术的不透明性、偏见或误用等问题，这些担忧会削弱其对 AI 系统的信任。研究表明，信任是用户接受和使用新技术的关键因素，高风险感知会导致信任度下降，进而影响技术的采纳和使用意愿。

假设 3 (H3)：用户对 AI 的信任程度越低，其对 AI 监管的支持度越高。

信任理论强调，个体对技术的信任程度影响其对监管的态度。当用户对 AIGC 系统缺乏信任，认为其可能带来负面影响时，更倾向于支持通过监管来限制或指导技术的发展。此外，研究发现，公众对监管机构的信任也会影响其对监管措施的接受程度。在信任缺失的情况下，公众更依赖外部监管来保障自身利益，从而增强对监管的支持。

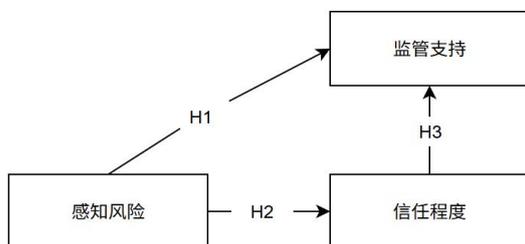


图 1 结构方程假设模型图

3 问卷设计与编制

目前针对生成式人工智能工具风险监管的定量研究尚少，没有与之匹配的成熟问卷，本研究在参考多份研究感知风险问卷的基础上，根据模型中对于感知风险、信任程度以及监管支持的界定，结合现实情境以及生成式人工智能工具的特性编制了问卷。问卷包括三个部分：第一部分为控制变量，包括用户的基本信息，如性别、年龄、专业、学历等；第二部分为用户对于 AIGC 工具使用情况的统计，包括是否使用和使用频率；第三部分为对应测量题项的 5 个维度，共设置 15 个变量问题，鉴于大尺度的量表在信效度方面优于小尺度的量表，故问卷采用李克特七级量表^[7]。

本研究的数据调研对象是了解或使用过 AIGC 的用户，在正式调查前进行了预调查，共收集 160 份样本进行分析，预调查显示，感知风险、监管支持、AI 信任程度存在相关关系，该结果也是设计正式问卷问题的重要依据。正式调查阶段，主要利用在线调研对象的相关工作群或熟人圈进行网络问卷发放，共收回问卷 235 份，剔除填写时间过短、信息不完整等无效问卷后，得到有效问卷 210 份，有效率为 89.36%。本次调查样本在性别、年龄、学历等方面的数据分布结构相对合理，为后续的统计分析提供了可靠的数据基础。在数据处理过程中，采用 SPSS24.0 进行量表的描述性统计分析以及信度检验，运用 AMOS26.0 软件进行验证性因子分析、效度检验和结构方程模型分析。

4 实证分析

4.1 信度分析

在本研究中，所有主要因素均采用量表形式进行测量，因此对数据质量的检验是确保后续分析准确性的关键步骤。本研究通过克隆巴赫系数对各维度的内部一致性进行信度检验^[8]。克隆巴赫系数的取值范围为 0-1，数值越高表明信度越强。通常认为，信度系数在 0.6-0.7 之间表示可信，0.7-0.8 之间表示比较可信，0.8-0.9 之间表示很可信，超过 0.9 则说明非

常可信。本研究所构建的潜在变量信度良好，每一个维度的克隆巴赫系数均达到 0.70 以上，总体的克隆巴赫系数为 0.92。由此可见，本研究采用的量表内部一致性较高，具有良好的信度水平。

4.2 效度分析

(1) 探索性因子分析

运用 SPSS 软件的因子分析工具来理解问卷项目背后的潜在结构因子分析是一种多变量统计技术，旨在揭示高度相关变量的共同维度，通过此方法，研究者可以从一组看似无序的变量中识别出潜在模式，从而减少数据的复杂性并提高分析的效率。本研究在进行因子分析前，首先对数据集进行了适合性检验。通过巴特利特的球形度检验和 KMO 度量，确认了数据近似卡方为 3185.16，自由度为 105，KMO 值为 0.837 (KMO > 0.6, P 值 < 0.05) 这表明变量间存在共同的因子，并且样本量足够大。

(2) 模型适配度检验

通过 AMOS 软件分析可知，CMIN/DF 等于 1.880，小于 2，良好；GFI 等于 0.96，大于 0.9

的标准，良好；AGFI 等于 0.942，大于 0.9 的标准，良好；RMR 等于 0.031，小于 0.05 的标准，良好；RMSEA 等于 0.042，小于 0.05 的标准，良好；NFI 等于 0.952，大于 0.9 的标准，良好；IFI 等于 0.977，大于 0.9 的标准，良好；CFI 等于 0.977，大于 0.9 的标准，良好；TLI 等于 0.97，大于 0.9 的标准，良好结果表明，拟合度都是在可以接受的范围，模型构建合理，因此可以进行后续的路径分析。

(3) 收敛效度和组合信度分析

本研究在 CFA 模型具有良好适配度的前提下，将进一步检验量表各个维度的收敛效度 (AVE) 和组合信度 (CR)，检验流程通过 CFA 模型计算出各个测量题项在对应维度上的标准化因子载荷，然后通过 AVE 和 CR 的计算公式计算出各个维度的收敛效度值和组合信度值。根据标准，AVE 值不低于 0.5，CR 值最低达到 0.7 以上，才能说明具有良好的收敛效度和组合信度。根据分析结果可以看出 (表 5)，在本次的量表效度检验中，各个维度的 AVE 值和 CR 值均达到了规定标准水平，因此说明各个维度均具有良好的收敛效度和组合信度。

表 2 量表收敛效度和组合信度分析

	路径关系		标准 化系数	组合信度	收敛效度
<i>RP3</i>	<---	感知风险	0.812		
<i>RP2</i>	<---	感知风险	0.76	0.817	0.598
<i>RP1</i>	<---	感知风险	0.747		
<i>LT1</i>	<---	信任程度	0.799		
<i>LT2</i>	<---	信任程度	0.818	0.852	0.657
<i>LT3</i>	<---	信任程度	0.815		
<i>RS1</i>	<---	监管支持	0.775		
<i>RS2</i>	<---	监管支持	0.767	0.803	0.577
<i>RS3</i>	<---	监管支持	0.736		

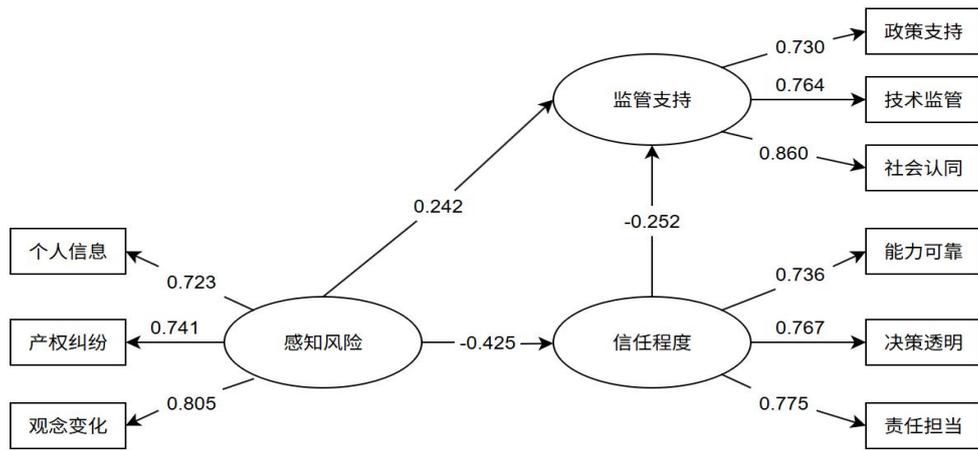


图 2 基于 AMOS 结构方程模型图

表 3 假设检验结果

假设	路径关系	Estimate	S. E.	C. R.
H1	监管支持 <--- 感知风险	0.242***	0.053	4.322
H2	信任程度 <--- 感知风险	-0.425***	0.056	7.369
H3	监管支持 <--- 信任程度	-0.252**	0.055	4.522

注：***和**分别表示系数在 0.01 和 0.05 的显著性水平下通过检验。

图 3 是基于 AMOS 的结构方程模型图，根据分析结果可以看出（表 8），在本次研究的路径假设关系检验中，感知风险对监管支持的正向预测具有显著性（ $\beta=0.242$, $p<0.001$ ），因此假设 H1 成立。感知风险对信任程度的负向预测具有显著性（ $\beta=0.425$, $p<0.001$ ），因此假设 H2 成立。信任程度对监管支持的负向预测具有显著性（ $\beta=0.252$, $p<0.001$ ），因此假设 H3 成立。

结论

本研究发现，生成式人工智能用户的感知风险水平显著影响其对 AI 监管的支持态度。具体而言，当用户对 AI 潜在风险的认知越强烈时，

他们越倾向于支持更为严格的监管措施。同时，感知风险的提升会显著降低用户对 AI 系统的信任，而信任的缺失又进一步强化了对监管支持的需求。这种“风险感知—信任下降—监管支持增强”的链条揭示了公众态度在面对技术不确定性时的典型反应逻辑。此外，本研究还发现，用户在面对高度复杂和黑箱化的 AI 技术时，更渴望透明、可控的治理框架，以缓解焦虑与不确定性。因此，在制定未来 AI 监管政策时，应充分关注公众的风险认知与信任机制，推动建立以透明性、责任性与公众参与为核心的治理体系，从而在确保技术创新的同时，有效回应社会关切，实现技术进步与社会稳定的协同发展。

参考文献

- [1]田耕,刘振江.生成式人工智能应用诱发的网络意识形态风险及其消解策略[J/OL].华北水利水电大学学报(社会科学版),1-7[2025-04-21].
- [2]张宇青,刘庆发,赵现军.生成式人工智能参与科研:风险冲击、国际借鉴与中国应对[J/OL].西南交通大学学报(社会科学版),1-14[2025-04-27].
- [3]胡弘弘,王惠民.人工智能治理的反身型转向:主要风险、全球模式与中国进路[J/OL].图书馆建设,1-15[2025-04-21].
- [4]乌尔里希·贝克.风险社会[M].何博闻,译.南京:译林出版社,2004;19-25.
- [5]寿志钢,张怡,郑伟华.组织间信任研究的整合模型[J].珞珈管理评论,2021,(02):141-155.
- [6]韩扬.地方金融监管与金融科技风险防范——评《地方金融监管理论与实践》[J].当代财经,2023,(11):2+155-157.
- [7]Dawes J.Five point vs.eleven point scales:Does it make a difference to data characteristics [J].Australasian Journal of Market Research,2002,10(1).12-15.
- [8]徐正.视频社区用户信息交互行为特征及影响因素研究[D].华东师范大学,2023.

课题项目:山西省研究生教育创新项目“社会学视角下生成式人工智能的风险规制研究-以 Chat GPT 为例”(2023KY439)山西师范大学资助