

# “用而后舍”还是“不用而弃”： 生成式人工智能应用阻力探讨

向安玲

**摘要:**生成式人工智能作为一种颠覆性技术,在普及应用的过程中也唤醒了新一轮的技术恐惧和应用阻力。基于社交媒体数据和调查问卷,结合创新抵制理论,对生成式人工智能应用中的阻力因素进行分析,并对多重阻力生成机制进行探讨。研究发现,在创新扩散早期相比于“用而后舍”的积极阻力,“不用而弃”的消极阻力占据主导;包括技术惯性、功能固着性、相对优势在内的情境性因素构成消极阻力的核心动因;而包括合规忧虑、伦理忧思、人机信任在内的心理性因素成为积极阻力的主导变量。不确定性焦虑下的技术博弈,破坏式创新下的资本操纵,人机价值对齐中的政治内嵌,共同作用于阻力生成与演化。包容审慎的硬性法规约束和透明协作的柔性补偿机制是弱化创新阻力的必要之道。

**关键词:**生成式人工智能;应用阻力;破坏性创新;消极阻力;技术惯性

**中图分类号:**G206.2 **文献标志码:**A **文章编号:**2096-5443(2024)05-0017-16

**基金项目:**国家自然科学基金青年项目(72304290)

## 一、研究缘起:泛在智能下的技术恐惧迷思

生成式人工智能(Generative Artificial Intelligence)作为一种颠覆性技术,已逐步渗透到大众生产和生活各个领域。凭借其多模态、高通量、低门槛、即时性的内容生成特征,在提升生产力的和革新生产方式的同时,也在不断重构生产关系,让以人为中心的工具主义逐步转向人机协同的共生关系。尤其是 ChatGPT 的火爆出圈和泛化应用,实现了从机器语言到自然语言、从专业领域到通用领域、从单轮交互到多轮对话、从模板输出到开放创作、从整合归纳到逻辑推理的人机交互范式升级。

然而,生成式人工智能在一次次刷新人们认知的同时,也唤醒了新一轮的技术恐惧(Technophobia)。从顶层监管来看,出于对信息安全的考虑,多个国家宣布对 ChatGPT 等产品实施封禁或功能限制,我国也先后发布了《新一代人工智能伦理规范》《互联网信息服务深度合成管理规定》《生成式人工智能服务管理暂行办法》等政策规定;从产业发展来看,包括埃隆·马斯克在内的业界高管和顶级技术专家开始呼吁暂停“更强大的人工智能系统”研发,认为人工智能“逐渐在数量上超过我们、智力上胜过我们、淘汰并取代我们”,联名呼吁关闭这个“潘多拉魔盒”<sup>[1]</sup>;在大众传播层面,生成式人工智能衍生的版权争议、虚假信息、隐私泄露、政治偏见、技术伦理、失业等诸多问题也引发热议。

尽管负面的声音从未停止,但生成式人工智能产品热度不减,相关应用全球用户量已破亿。生成式人工智能的泛化应用已嵌入大众生活中,泛在智能(Ubiquitous Intelligence)已成大势所趋。面对加速迭代的技术应用,学界和业界已从对其创新价值、应用场景、发展前景进行了多层次探讨,从不同视角回应了“为什么要采用”,而在一定程度上忽略了部分群体“为什么会抵制应用”。除却宏观层面的国家政治安全、中观层面的资本利益格局,从微观层面的个体用户来看,其对生成式人工智能的抵触心理和抵制行为往往更为复杂,也成了影响技术应用与创新扩散的关键掣肘。

针对个体用户而言,“技术恐惧”的背后存在哪些深层次原因?是“不用而弃”的消极抵触,还是“用而后舍”的积极抵制占据主导地位?消极阻力与积极阻力背后分别存在哪些影响因素?我们又应如何应对阻力背后的不确定性风险和伦理忧思?为了回应上述问题,本文从微观用户视角切入,针对生成式人工智能的应用阻力进行分层与分类探讨,并基于大数据挖掘和问卷调查分析剖析不同阻力的类型差异和分化程度,以此完善面向人工智能的技术抵制理论框架,并为创新技术应用与扩散提供决策参考。

## 二、创新抵制:亲变革偏向下的阻力失衡

长久以来,人类对不确定性的恐惧、对秩序和结构的偏好、对可预测性的渴望已成为一种本能倾向<sup>[2]</sup>。尤其是在创新采纳过程中,面对新技术对既有社会结构和个体利益带来的冲击,抗拒心理和抵制行为已成常态。实证研究表明,产品创新的失败率在40%~80%<sup>[3]</sup>,多数创新在大规模扩散之前便会被扼杀在萌芽之中。伴随着新兴技术的指数增长和创新产品的加速更迭,创新产品进入市场的失败率仍有逐年升高趋势。然而在既有创新扩散研究中,普遍存在“亲变革偏向”(Pro-Change Bias),也即默认用户大多愿意接受改变和尝试创新产品,并以此为前提去探讨创新采纳的程度和原因<sup>[4]</sup>。包括创新扩散理论(Diffusion of Innovations)、技术接受模型(Technology Acceptance Model, TAM)、整合技术接受和使用(Unified Theory of Acceptance and Use of Technology, UTAUT)等经典理论都采取了亲变革的“积极偏向”,侧重于对用户接受创新技术和产品的心理、态度和行为进行研究,在一定程度上忽略了用户对创新所带来的不确定性、失序性、模糊性的本能排斥。

这种“亲变革偏向”的研究范式让创新阻力研究长期处于一种“失衡”状态,相比于创新采纳前的“消极抵制”,学界和业界往往更关注创新采纳后的“积极抵制”。但与之相悖的是,多数新产品在正式上市与消费者见面之前,仅仅因为创新理念和信息不对称等原因,就被用户提前拒绝了,创新扩散的流程还未开始便已结束<sup>[5]</sup>。为了克服创新采纳研究中的亲变革偏向,Ram和Sheth提出了创新抵制模型(Innovation Resistance Model),从创新特征、用户特征和传播机制特征三方面系统地梳理了影响创新采纳的阻力因素<sup>[6]</sup>。Talke和Heidenreich在此基础上结合创新抵制的阶段特征,进一步将创新阻力划分为“消极创新抵制(Passive Innovation Resistance)”和“积极创新抵制(Active Innovation Resistance)”<sup>[4]</sup>。其中消极抵制是指用户在使用产品之前所产生的抵触心理和行为,而积极抵制则是用户使用产品后由于糟糕的使用体验和不利的评价结果而产生的抵触行为。如果按照创新采纳的阶段来看,消极阻力主要产生于知晓阶段(Knowledge),而积极阻力则主要产生于说服(Persuasion)和决策(Decision)阶段,综合相关理论对不同阶段创新阻力的阐释,将其生成与演变机制总结如图1所示。

对于生成式人工智能而言,目前还处于产品创新扩散的初期,多数用户还处于知晓阶段,也即通过大众媒介和人际传播获取相关信息,对产品的认知多源于他者的“间接评价”而非使用后的“直接评价”,由此产生的技术采纳或拒绝行为均处于一种“消极反应”。包括用户个体的既有偏见、媒介负面宣传、产品负面口碑、低需求动力、信息不对称等因素都会加剧消极阻力,进一步刺激用户的暂时性或持续性拒绝行为。相比于知晓阶段的消极阻力,说服阶段用户已对相关产品进行了试用,基于自身实际体验形成了直观感知和评价,此阶段包括试用成本、使用门槛、产出效果等因素都会影响积极阻力的大小,进一步形成积极接受或积极拒绝意图。伴随着创新产品从小众市场进入到大众市场再到普及化应用,阻力的生成与演化受到多重因素影响,用户也会根据自身知识迭代、使用体验更新、交互频次增强、信息透明度增强而不断调整自身感知阻力程度,进一步影响产品接纳和拒绝行为。

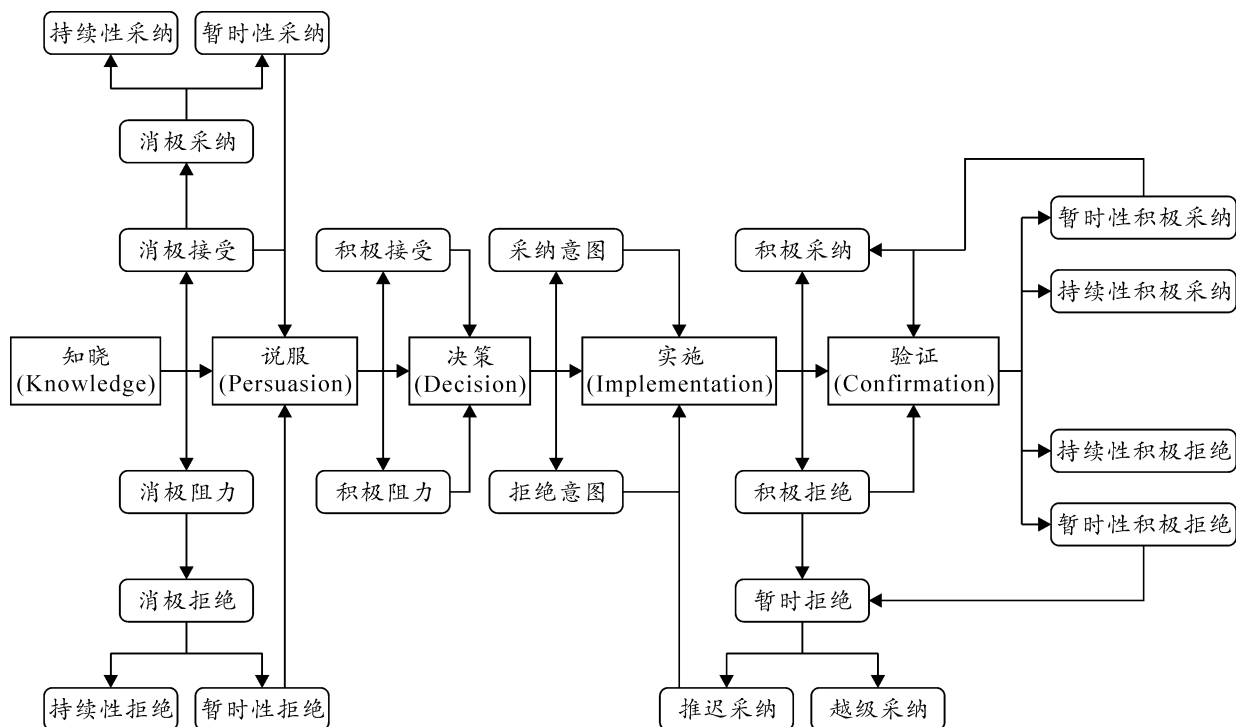


图 1 面向创新扩散阶段的阻力生成机制

为了探讨在生成式人工智能创新扩散不同阶段的用户感知阻力大小与影响因素,本研究以 AIGC (Artificial Intelligence Generated Content, 下文统称为 AIGC) 产品应用为例,首先基于全网大数据挖掘抽取影响 AIGC 产品使用的阻力因素,并基于创新抵制理论进行消极阻力和积极阻力的多重划分;其次通过问卷调查获取用户对各项阻力的感知程度,从而对 AIGC 产品大众化应用的阻力类型及其影响因素进行探讨。

具体来看,选择当下全球用户规模最大的 AIGC 产品 ChatGPT 和国内用户量最大的文心一言作为采样对象,基于关键词检索规则“ChatGPT/文心一言/AIGC/AI” AND “抵制/害怕/担忧/风险/管制/封锁/封禁/封杀/限制”(其中“/”代表“或”,也即命中一个主题词即进行采集;“AND”代表“与”,也即需同时命中两组或多组词才进行采集),以 2022 年 12 月 1 日(ChatGPT 产品发布次日)至 2023 年 5 月 1 日(研究截止日期)作为数据采集区间,通过清博智能大数据系统(www.gsdata.cn)共获取 1287507 条开源数据,涵盖微博、微信公众号、知乎、小红书、抖音、快手、主流新闻客户端等多个网络平台,进一步通过去重、标题匹配、相似聚类处理获取 34135 条有效数据。在此基础上结合相关理论梳理,通过人工编码和聚类分析,共提取 52 项显著度较高的阻力因素。为了进一步探讨用户对消极阻力和积极阻力的感知程度,本文在大数据归因的基础上,通过设置问卷获取用户对 52 项阻力因素的认识情况,其中前置题项为用户是否有使用过 AIGC 相关产品,根据用户使用经验跳转至相关题项(表 1)。于 2023 年 5 月 6 日至 5 月 20 日期间,通过 Credamo(www.credamo.world)和问卷星(www.wjx.cn)平台共获取问卷 641 份,剔除无效问卷(答题时间在 100 秒以下及未通过质量测试题的问卷)共保留 494 份有效问卷(有效率为 77.07%)。在此基础上结合用户使用产品的情况和认知态度,对 AIGC 产品阻力类别和因素进行探讨。以回应以下三个关键问题:其一,当下 AIGC 产品创新扩散过程中,消极阻力和积极阻力的程度分别如何?哪种阻力占据主导地位?其二,AIGC 创新阻力演变过程中,消极阻力与积极阻力背后分别存在哪些影响因素?不同因素的影响程度如何?其三,如何应对创新阻力背后的不确定性风险和伦理忧思?

表1 AIGC产品阻力因素及对应用户感知问题设置

阻力维度	阻力因素	问题量表
消极阻力 (针对未使用过AIGC产品的用户跳转题项)	个体兴趣	Q1-1 对 AIGC 不感兴趣、不关心,认为和自己关系不大
	风险偏好	Q1-2 在 AIGC 在国内未完全放开之前不敢使用,害怕有风险
	教条主义	Q1-3 比较排斥各类新技术发展,认为不利于传统产业和实体经济发展
	利益取向	Q1-4 认为 AIGC 会替代自己的职业,造成失业,不利于找工作或加薪
	既有创新认知	Q1-5 对 AI 的未来发展一贯持有悲观态度和抵触情绪,认为其会对人类带来威胁
	既有创新经验	Q1-6 原来使用类似 AI 工具,但使用体验很糟糕
	可供性	Q1-7 现在各类互联网产品(如搜索引擎、办公软件、社交媒体等)对我而言已经够用了
	可用性	Q1-8 目前各类信息工具和产品非常好用,没有太多需要改进的地方了,增加 AI 功能意义不大
	易用性	Q1-9 目前各类互联网产品我使用起来非常简单,比 AIGC 操作要容易多了
	安全性	Q1-10 目前各类产品我认为比 AIGC 更为安全
	成本	Q1-11 目前各类产品我认为比 AIGC 更为便宜、性价比更高
	收益	Q1-12 我能利用目前的各类互联网产品赚钱(包括全职和兼职),使用了 AIGC 不一定能增加我的收益
积极阻力 (针对使用过AIGC产品的用户跳转题项)	相对优势	Q2-1 反馈的内容时效性不足,没有更新到最新知识/信息
		Q2-2 反馈的错误信息多,内容不可信
		Q2-3 中文语料不完整,对中文提问响应度不太行
		Q2-4 AIGC 等功能太强大了,未来很有可能会取代自己的(部分)工作
		Q2-5 AIGC(会员版)性价比不如现在的免费产品高
	复杂性	Q2-6 AIGC 等产品使用门槛太高,使用起来比较麻烦
		Q2-7 我不太理解 AIGC 这类产品的工作原理
	可试用性	Q2-8 我感觉 AIGC 这类产品给的免费使用额度不够
		Q2-9 使用次数经常受限
	兼容性	Q2-10 AIGC 与我目前正在用的其他常用办公软件没有兼容,感觉很不方便
		Q2-11 AIGC 其实对自己目前的工作帮助不大
		Q2-12 我需要随时切换网络以使用不同产品很麻烦
	独立性/创新间性	Q2-13 AIGC 这类大模型过于消耗算力,感觉不符合节能环保理念
		Q2-14 AIGC 会增加人的惰性、让人一定程度上放弃自主思考
	可修改性	Q2-15 我给 AIGC 这类产品提出的反馈经常无效
		Q2-16 我问过的问题不能删除让我感觉很糟糕
	可逆性	Q2-17 充值后不能暂停使用(暂停几天会员,有需要再恢复)让我感到很糟糕
		Q2-18 不能要求平台删除自己的历史访问数据让我没有安全感
	可观察性	Q2-19 AIGC 等算法不透明会影响我的使用决策
		Q2-20 AIGC 等产品信源不透明会影响我的使用决策
	可传播性	Q2-21 对于自己在 AIGC 上的问答内容,不能选择性进行导出,并直接分享到社交媒体平台上,让我觉得不满
		Q2-22 我尝试过使用类似产品,但因为没有找到完整、清晰的操作教程,而导致没有成功使用

续表

阻力维度	阻力因素	问题量表
积极阻力 (针对使用过 AIGC 产品的用户跳转题项)	社会声望	Q2-23 我不太想让其他人知道自己使用过 AIGC,或自己工作是 AI 帮忙完成的
	品牌形象	Q2-24 我不太喜欢该企业的品牌理念或对其存在负面印象
	使用习惯	Q2-25 相比于得到 AIGC 给出的唯一答案,我更习惯于从搜索引擎等平台获取完整信息来选择
		Q2-26 我不太习惯一问一答的交互形式
	感知不确定性	Q2-27 使用 AIGC 时,我经常怀疑自己获取的信息是否正确可信,导致不敢直接使用
	心理压力	Q2-28 因为需要求助他人才能正常使用 AIGC,让我觉得很麻烦,不愿意再使用
		Q2-29 我觉得自己没办法像别人一样使用的好,达不到别人的使用效果(没有达到预期效果)
	感知物理风险	Q2-30 使用 AIGC 产品时,我经常感觉自己的数据可能被盗取
		Q2-31 使用境外 AIGC 产品时,我会害怕自己会被封号或违反相关法律规定
	感知功能风险	Q2-32 使用 AIGC 产品时,我感觉系统随时可能崩溃或无法响应
		Q2-33 我认为 AIGC 可能随时会被封禁
	感知经济风险	Q2-34 充值后我总害怕系统会在未告知的情况下自动扣费
		Q2-35 我认为 AIGC 这类产品性价比不高
		Q2-36 我害怕使用 AIGC 产品,会存在知识产权问题,给我带来侵权麻烦
	感知社会风险	Q2-37 我感觉 AIGC 这类产品存在社会偏见,比如对女性、种族、职业群体的偏见
		Q2-38 我认为 AIGC 这类产品存在意识形态风险,对国家社会稳定有一定威胁
Q2-39 AIGC 会加剧学术伦理问题,学术圈应该禁用		
Q2-40 AIGC 会带来大量失业,部分行业领域应该加强约束,避免 AI 对传统职业的替代		

### 三、情境因素主导的消极阻力

对于大多数人而言,相比于追求变化和拥抱革新,更乐于维系现状和一致性<sup>[7]</sup>。这也使得很多用户在面临创新产品时会选择“无理由拒绝”,连“试用”机会都不给予便对创新给出了负面评价。这种在未使用和评估产品的前提下便形成的“不购买”决策(nonpurchase)被认为是一种消极的创新抵制<sup>[8]</sup>。一般而言,消极阻力的产生源于两方面:用户对变化的排斥倾向以及其对现状的满意度<sup>[4]</sup>。前者更多是基于用户个体因素的内部阻力,是用户对创新产品接纳或拒绝的一种本能倾向,侧重于对创新技术“未来预期”所形成的主观评价;而后者则是由现实情境所主导的外部阻力,是用户对既有产品的一种功能评价和满意程度,衍生于“旧有价值”和“既有体验”所形成的现实感知。

关于用户为什么会本能性拒绝变化,Oreg 总结了六方面原因,包括对失控感的恐惧、教条主义与认知僵化、应对变化的有限能力、适应期的不耐受、好奇心较弱和使用惯性<sup>[8]</sup>。进一步结合创新抵制模型中对创新阻力中个体因素的梳理<sup>[9]</sup>,基于 AIGC 的技术特性,本文将用户内部的消极阻力归纳为六方面(图 2):①个体兴趣。好奇心重、探索欲强的用户更倾向于拥抱变化,对创新技术的抵制倾向更弱。②风险偏好。是否愿意承担创新产品使用衍生的风险,低风险偏好的用户往往需要等到创新风险得以充分验证和有效保障后才愿意尝试,在风险未明晰之前会加大消极阻力。③教条主义(dogmatism)。高教条主义用户对创新的认知往往更为僵化,对于变化往往会更加不安、焦虑<sup>[10]</sup>。

④利益取向 (Interest Orientation)。创新是否会对用户个体利益带来冲击或损失,如职业替代、经济损失、社会成本等(既得利益者冲击)。⑤既有创新认知。对 AI 技术应用的一贯性态度倾向。⑥既有创新经验。消费者以往使用 AI 相关技术的体验。

除了用户个体对创新的抗拒倾向,对现状的满足程度也会影响消极阻力。一方面,用户个体需求阈值及其对现有产品的满意程度影响了其对创新产品的需求强度,当既有产品服务能满足用户日常需求时,其对创新产品的兴趣度会大幅降低;另一方面,如果创新产品相比于现有产品有变革性突破,用户往往会产生“现状偏见”(status quo bias),也即认为破坏现状的风险会大于采取创新产品带来的好处<sup>[11]</sup>。综合技术接受度模型(Technology Acceptance Model)等相关理论,基于 AIGC 的技术特性,本文将外部阻力因素梳理为六类(图 2):①可供性:也即现有产品获取门槛和普及程度;②可用性:现有产品是否能满足用户需求;③易用性:既有产品的使用难度和操作门槛;④安全性:使用现有产品的潜在风险;⑤成本:使用现有产品所需付出的经济成本、时间成本和人力成本等;⑥收益:使用现有产品能为用户带来的经济收益。当现有产品的可供性、可用性、易用性较强,基本能满足用户当下的使用需求,且风险可控、成本可控、收益可观时,创新产品推广应用的消极阻力则会增强。相比于内部阻力对创新风险、潜在收益、变革方向的预期性评价,外部阻力更关注用户对既有产品的现实感知。

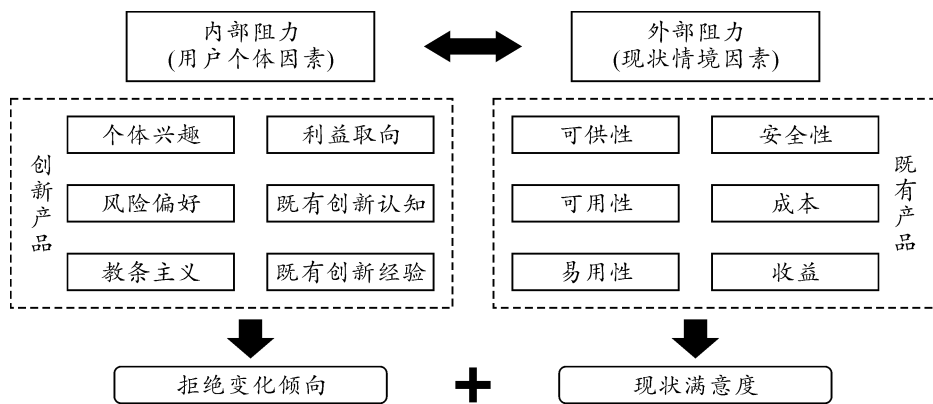


图 2 消极阻力的影响因素

对于 AIGC 而言,泛化的生成能力和普适化的应用场景促成了其跨圈层传播,加之大众媒体对其强大功能和应用前景的渲染,使得很多从未使用过的用户对其产生莫名的“无知”和“畏惧”。媒介信息所激活的认知评价成为内部阻力产生的核心依据。一方面,受限於使用门槛和信息密集型的应用场景,削减了部分用户对其的使用兴趣和需求强度;另一方面,AIGC 的衍生风险——尤其是关系到大众利益的职业替代性风险也构成了创新扩散的内部阻力,研究发现大约 80% 的劳动力可能受到 ChatGPT 等大语言模型的影响和冲击<sup>[12]</sup>,这种技术替代论也加剧了潜在用户对 AI 不确定性和技术失控的恐惧和担忧。此外,从外部阻力来看,包括搜索引擎、办公软件、内容创作工具等在内的现有产品市场已趋于饱和,相关产品功能基本可满足当下用户信息生产需求,虽然 AIGC 在生产规模和效率上远超于 PGC 和 UGC,但在用户需求尚不成熟、用户使用习惯尚未培育的当下,多数用户仍存在技术惯性(Technological Inertia),也即对现有产品和服务存在心理和行为模式上的依赖,从而衍生出对创新技术的抵制<sup>[13]</sup>。加之相比于 AIGC,既有产品在可供性、可用性、易用性和成本上均占据一定的相对优势,安全性和潜在收益的不确定性也进一步强化了创新扩散的消极阻力。

为了进一步探讨不同消极阻力因子在 AIGC 应用中的影响程度,笔者通过问卷调查针对 198 个未使用过 AIGC 产品(包括 ChatGPT、NewBing、文心一言、通义千问等)的样本回答进行描述统计(见

表 1:Q1-1 至 Q1-12)。研究发现(见表 2),在未使用过 AIGC 产品的样本中,94.95%认为既有工具产品使用方便且可满足日常使用需求,也即“现状满意度”相对较高,对 AIGC 的需求度并不迫切,市场培育尚未成熟;91.41%的样本认为 AIGC 可能取代或部分替代自己的工作,进一步对个人薪资和职业稳定性造成影响,利益冲突加剧了“拒绝倾向”;此外,79.29%的样本认为既有产品使用门槛更低,75.25%样本认为 AIGC 产品和自己无关;相比之下,只有少部分样本是因为既有创新经验(25.25%)、既有 AI 认知(30.40%)和安全性(39.90%)等原因产生的拒绝使用行为。

表 2 AIGC 应用的消极阻力调查结果

消极阻力维度	阻力因子	阻力描述	占比(%)
内部阻力	个体兴趣	不感兴趣、和自己无关	39.90
	风险偏好	在未完全放开和经市场验证之前不敢使用	65.15
	教条主义	不愿意接受技术发展,排斥新东西	32.32
	利益取向	认为会(替代)替代自己的职业,造成失业或降薪	91.41
	既有创新认知	对 AI 的一贯性看法悲观、抵触	30.40
	既有创新经验	原来使用大语言模型、AI 工具的经验很糟糕	25.25
外部阻力	可供性	自己工作和生活所需要的各种辅助工具(如搜索引擎、办公产品等)都已经够用了,且方便可获取	94.95
	可用性	对目前的信息工具和产品暂无创新功能点需求	44.44
	易用性	目前的信息工具和产品都很简单易用	79.29
	安全性	现在的产品安全性很好、不需要改进	39.90
	成本	现在的产品更为便宜、性价比更高	63.64
	收益	现在的产品服务可以给自己带来现实收益	41.41

总体来看,外部情境性因素构成了 AIGC 早期创新扩散的核心消极阻力,这其中由技术惯性导致的固有模式依赖占据主导,AIGC 从需求认知到行为模式都需进一步培育;而内部阻力主要来源于人机协同中的利益博弈,从辅助到替代的不确定性焦虑有待被进一步验证。为了进一步挖掘不同消极阻力的产生根源,本文参考 Katrin 和 Sven<sup>[4]</sup>对消极创新抵制的类型划分,根据外部情境性因素(现状满意度)和内部个体性因素(拒绝变化倾向)的高低,将 AIGC 应用的消极阻力划分为四种类型(图 3):①低消极阻力(Low Passive Resistance)。用户对现状满意度很低,亟须寻求改变,且对创新的抵触倾向偏低,愿意接受变化,这种情况下消极阻力较弱,创新技术更容易扩散。②情境型消极阻力(Situational Passive Resistance)。用户对既有产品的满意度较高,对产品服务迭代升级的需求度低,但其对创新技术的接受度相对较高,这种情况下削弱阻力的关键在于创造增量需求。③认知型消极阻力(Cognitive Passive Resistance)。用户对既有产品虽然存在不满和增量需求,但对创新技术的抵触情绪强,不愿意尝试新兴技术,该情形下引导大众对创新的态度转变成为关键。④双重消极阻力(Dual Passive Resistance)。也即用户对既有产品服务的满意度较高,且对变化的抵触倾向较强,在这种情况下用户更愿意维系现状,新兴技术的普及应用需要从大众认知和需求培育两方面共同推进。其中情境型因素和功能性因素所导致的阻力是当下 AIGC 传播扩散所需攻克的“硬变量”和“真问题”,而认知性因素所驱动的消极阻力更多源于信息不对称下的“无知”和媒介渲染下的“畏惧”,是影响技术创新扩散的“软变量”抑或“伪问题”。相比于客观技术层面的“真问题”,主观认知层面的“伪问题”往往更为复杂,其涉及更多层面的力量博弈,阻力演化周期往往也更长。



图3 消极阻力类型划分

结合调查结果数据,在未使用过 AIGC 产品的样本中,认可外部阻力因子的样本平均占比达到 60.61%,而认可内部阻力因子的平均比例为 47.39%,加权平均可得消极阻力程度为 54.00%(取值区间为 0~100%)。如果按照 50%作为临界划分阈值,可认为潜在用户对现状的满意度较高(>50%)且对创新技术的拒绝倾向较低(<50%),也即 AIGC 的普及应用目前主要面临着“情境型消极阻力”。虽然多数用户对于 AI 的创新应用并不排斥,且愿意尝试新兴技术服务,但在目前阶段尚未形成刚需,既有信息服务产品在一定程度上已能满足存量市场需求,已经形成了既有功能的固着性和技术使用惯性。加上当下多数 AIGC 产品还处于内测和试用阶段,存在一定使用门槛,这也削弱了潜在用户对创新产品相对优势的认知。如何将当下的“软性”增量需求转化为“刚需”,在保障产品服务可供性和可用性的基础上,强化受众对 AIGC 相对优势的体验与认知,逐步培育用户新的使用习惯和行为模式,从而削弱技术惯性下的传统产品路径依赖,成为降低情境型消极阻力、激发用户使用兴趣的关键。

#### 四、认知因素主导的积极阻力

如果说消极阻力是在创新技术被使用之前的“无经验”抵制,那么积极阻力则是产品被试用后产生的“有意识”拒绝。前者主要是一种感性的、认知驱动的阻力模式,后者更多是一种理性的、评价驱动的阻力结果。当用户使用创新产品后未达到预期水平,或因创新相关属性而产生不利评价,则会形成积极阻力,进一步影响到其创新采纳的行为决策<sup>[14]</sup>。一般而言,积极阻力的产生源于功能性障碍(functional)和心理性因素(psychological)两方面<sup>[15]</sup>。功能性阻力主要是指创新产品不能满足个人需求和使用预期时,用户对其产生的不利评价和负面态度;而心理性阻力则是当创新产品与社会规范、用户价值观、个人使用模式相冲突,或者被认为使用风险太大时,所产生的抵触情绪和行为<sup>[16]</sup>。前者侧重于产品客观性能评价,而后者则更多源自用户的主观价值感知。

本文基于创新扩散模型、创新抵制模型、创新障碍因素、积极抵制行为等相关理论<sup>[17]</sup>探讨,结合 AIGC 的技术特性,梳理出核心功能性阻力和心理性阻力因素,如图 4 所示。其中功能性阻力主要取决于创新产品自身特性,包括:①相对优势(Relative Advantage),也即 AIGC 相比于既有产品服务的功能优势,创新产品通过具体功能特性改进和使用模式优化从而达到降本增效,从产出层面可以划分为收益优势(经济收益或社会价值增加)和成本优势(经济成本节约或社会性损失减少);②复杂性(Complexity),包括概念复杂性(是否易于理解、是否具备可解释性)和操作复杂性(是否易于实



施、是否具备可操作性)两方面;③可试用性(Trialability),也即用户是否可以在购买前提前使用相关产品服务(如先免费后付费);④兼容性(Compatibility),包括价值观一致性(与接受者的现有价值、过去的经验和需求的一致性程度)<sup>[18]</sup>和使用方式一致性(使用新产品需要用户做出改变或调整的程度);⑤独立性/创新间性(Effect on Adoption of Other Innovations),创新产品对其他有益创新或技术发展是否存在抑制作用或负面影响,不同创新间是否存在冲突<sup>[19]</sup>;⑥可修改性(Amenability to Modification),也即是否可根据用户实际需求对创新技术本身进行灵活修改,体现在 AIGC 上更多可看做算法模型的可塑性;⑦可逆性(Reversibility),用户是否可以选择停止采用创新(至少暂时性停止使用),对于 AI 算法模型而言同时也体现在“被遗忘权”(Right to Be Forgotten)的行使上<sup>[20]</sup>,也即用户是否可以选择清除自己的历史使用数据;⑧可观察性,创新的透明程度,包括 AIGC 算法模型和数据信源的公开程度;⑨可传播性,包括创新产品相关信息的清晰度、可信度和感知专业度<sup>[21]</sup>,当用户较难获取清晰可用的产品操作教程或对外分享门槛较高时,也会对其使用体验产生负面影响。

功能性阻力一般不依赖于用户个体,是由创新产品本身性质决定的普遍性阻力,但心理性阻力主要依赖于用户的体验、感知和判断,存在较大的个体性差异<sup>[22]</sup>。文本梳理心理性阻力因子如下:①社会声望,如果用户认为使用 AIGC 可以提高他们的社会声望或地位,他们更有可能接受这一创新,而当 AIGC 被认为是违反团体规范时(如高校明确要求禁用)则会产生阻力<sup>[15]</sup>;②品牌形象,用户对产品的品牌、制造商或产地存在不良印象,也可能会影响其后续使用意愿<sup>[23]</sup>;③使用习惯,若 AIGC 打破了用户已有的使用模式,可能会使用户抵制这一创新;④感知不确定性,如果用户对 AIGC 使用可能的后果感到不确定,其对创新会持保留态度;⑤心理压力,如果用户需要向他人寻求帮助才能使用 AIGC,并且不愿意采取求助行为,则会产生抵制情绪<sup>[24]</sup>;⑥感知风险,包括感知物理风险、功能风险、经济风险和社会风险,如认为使用 AIGC 会导致个人信息泄露或遭遇网络攻击等。

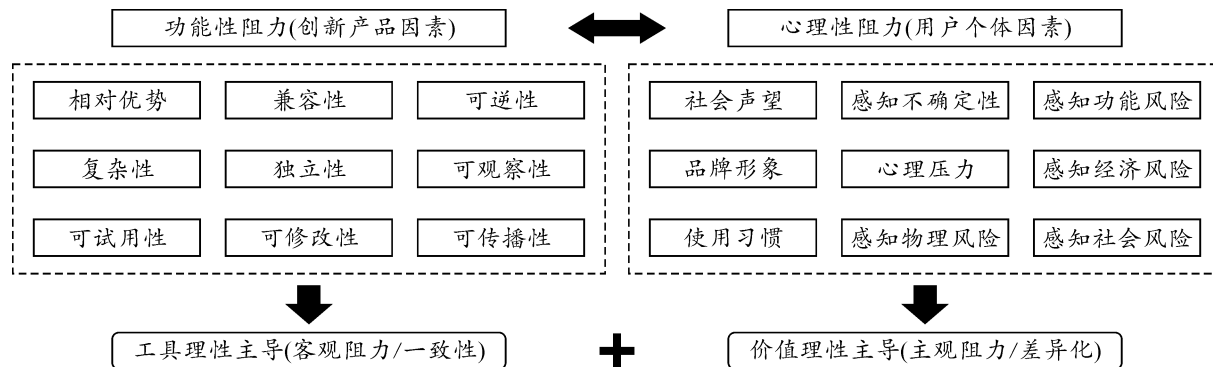


图4 积极阻力的影响因素

通过对积极阻力因子的调查统计(见表1:Q2-1至Q2-40)和数据分析(表3),研究发现在使用过 AIGC 的样本中,80.74%认为既有产品提供信息时效性不足,包括 ChatGPT 在内的产品预训练语料库内容普遍存在时滞性,即使是文心一言等接入了实时搜索的 AIGC,在部分问答场景中也会出现“时空拼接”的幻觉,将历史信息嵌入到当下场景中进行整合反馈,这种信息失真极大地影响了用户体验。80.07%的调查用户不愿意让其他人知道自己的工作是由 AI 辅助完成的,尤其是在一些专业信息生产场景中 AI 的介入在一定程度上削减了人的专业价值,如何凸显自身的“不可替代性”也成为职业场景中对技术的常见忧虑。77.03%的用户对 AIGC 的可信度表达了质疑,统计语言模性的本质使得其生成内容具备一定不可控性,AI 幻觉也成了大模型使用需要克服的关键桎梏。74.32%的用户提及了职业替代问题,67.91%的用户对 AIGC 的强大表达了焦虑,AI 在释放红利的同时也在重构既有行业甚至社会结构,强人工智能逐渐成为现实的当下,如何从人机协同过渡到人机共生,不仅是

技术迭代和演进问题,也关系到既有利益格局的打破与重塑。此外,针对 AIGC 存在的社会偏见和价值立场,也有 73.31% 的用户表达了担忧。相比之下,只有少部分样本是因为应用场景局限(32.09%)、性价比不高(30.41%)、算法不透明(26.01%)和品牌认知(19.59%)等原因产生的抵触情绪。

表 3 AIGC 应用的积极阻力调查结果

积极阻力维度	阻力因子	阻力描述	占比(%)
功能性阻力	相对优势	时效性不足	80.74
		错误信息多	77.03
		中文语料不完整	42.57
		性价比不如现在的免费产品高	40.54
	复杂性	获取门槛高、使用难度大	68.58
		没办法理解工作原理	53.38
	可试用性	免费使用额度不够	43.24
		使用次数受限	61.82
	兼容性	与其他常用办公产品没有兼容	26.01
		对自己目前的工作帮助不大	32.09
		需要随时切换电脑配置以适配不同产品使用	19.93
	独立性/ 创新闻性	耗能过多、不利于环保	10.81
		会造成惰性、让人放弃自主思考	48.99
	可修改性	功能反馈无效	29.73
		不能删除历史交互问题	42.23
	可逆性	充值后不能暂停使用	60.81
		不能要求删除自己的历史日志数据	50.68
	可观察性	算法不透明	26.01
		信源不透明	36.49
	可传播性	不能选择性导出分享	25.68
没有使用完整可靠的教程		56.76	
心理性阻力	社会声望	不想让其他人知道自己使用 AIGC,或自己工作是 AI 完成的	80.07
	品牌形象	对企业品牌存在负面认知	19.59
	使用习惯	排斥问答交互	20.95
		习惯于获取完整信息,而非唯一答案	51.69
	感知不确定性	不知道自己获取的信息是否正确可信、能用	66.89
	心理压力	因为需要求助才能使用,不想再使用	32.09
		没办法像别人一样使用的好、达不到别人的使用效果	61.82
	感知物理风险	感觉自己的数据会被盗取	30.41
		害怕自己会被封号或监控	66.55
	感知功能风险	感觉系统随时会崩溃	44.26
认为产品可能随时会被封禁		53.38	

			续表
积极阻力维度	阻力因子	阻力描述	占比(%)
心理性阻力	感知经济风险	担心自动扣费或耗费太多 token	23.99
		性价比不高	30.41
		知识产权问题、侵权	62.50
	感知社会风险	认为其存在社会偏见	73.31
		意识形态问题	46.62
		学术伦理问题	64.86
		职业替代问题	74.32

总体来看,在技术应用早期,用户个体的心理性因素构成了 AIGC 创新应用的核心积极阻力,这当中社会声望担忧、感知社会风险和感知不确定性三大因素占据主导。而功能性阻力则主要体现在产品的相对优势上,尤其是在对时效性、准确性、真实性要求较高的交互场景下,AIGC 相比于搜索引擎和专业知识库还存在功能局限。为了进一步挖掘不同积极阻力的产生根源,笔者根据产品功能性阻力(客观因素)和用户心理性阻力(主观因素)的高低,将 AIGC 应用的积极阻力划分为四种类型(归纳如图 5 所示):①功能型积极阻力(Functional Active Resistance),也即客观因素驱动的阻力,用户在使用过程中 AIGC 的性能表现未达到预期而对其后续使用造成的负面影响,技术迭代和场景个性化适配是降低该阻力的关键;②认知型积极阻力(Cognitive Active Resistance),由主观因素所驱动的阻力,源于用户在使用过程中产生的不确定性焦虑、被替代恐惧、社会比较压力和现实威胁,很多情况下认知阻力是用户的一种被动回避心理,而非对产品本身的不满意,对于这种“软性阻力”不仅需要从用户心理层面进行正向引导,更需要从现实层面给出补偿措施;③低积极阻力(Low Active Resistance),也即用户在使用过程中对 AIGC 具备较高的接受度和认可度,愿意持续采纳创新技术,这也是推动技术迭代和演进的重要动力;④双重积极阻力(Dual Active Resistance),由客观功能性因素和主观心理因素共同驱动的阻力,涉及用户对产品的实际性能和对社会接受度的双重担忧,降低双重阻力需要在功能迭代优化的同时强化约束机制和保障机制,在安全合规、弹性可控的基础上尽可能放大技术红利,这也需要监管方、平台方和用户方共同努力。

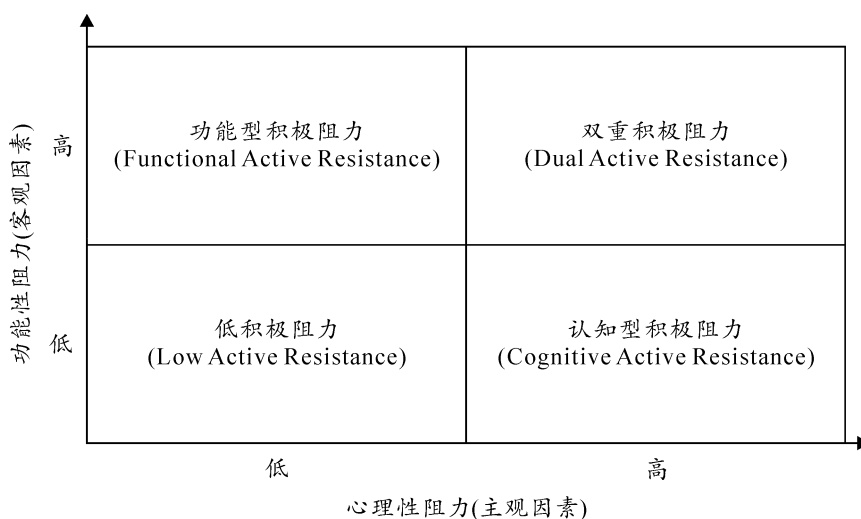


图 5 积极阻力类型划分

根据调查结果数据,在使用过 AIGC 产品的样本用户中,关注产品功能性因素的平均比例达到 45.55%,而认可个人心理因素影响的比例达到 50.21%,加权平均得出积极阻力程度为 47.88%(取值区间 0~100%),整体低于消极阻力因素。若按 50%作为临界划分阈值,可认为整体层面用户的心理性阻力较强(>50%)而功能性阻力较低(<50%),也即 AIGC 的普及应用目前主要面临着“认知型积极阻力”。尽管包括知识盲区、涌现幻觉、信息时效、准确性和无偏性等在内的功能瓶颈暂时还未能有效解决,但 AIGC 凭借其强大的泛化能力、通用性的生成能力、上下文推理能力和意图识别能力,在多种任务场景下已展现出超出既有信息服务类产品的绝对优势,对既有产品的兼容适配及其使用门槛也在不断降低。尤其是伴随着各类插件的应用和微调机制的优化,AIGC 的功能性阻力在不断降低,基于用户反馈的强化学习机制——RLHF(Reinforcement Learning from Human Feedback)也使得 AI 与人类在预期目标和价值观点上趋于对齐,在具体任务场景下功能性缺陷也能被较好地规避和“驯化”。相比之下,认知型阻力则融合了技术、社会和伦理等多层面的问题。一方面,AIGC 作为一种内容产品无法规避道德伦理问题,包括意识形态风险、社会偏见、数据泄露、版权争议等在内的潜在风险加大了其普及应用的阻力,尤其是大众传媒、专业教育等行业领域的应用需更为谨慎,风险的隐蔽性和违规后果的不可控性也加剧了技术保守主义。另一方面,新兴技术的推广应用往往会重构既有产业格局和现有利益格局,部分行业组织甚至会面临被淘汰风险,个体用户层面也可能遭受职业替代危机,行业资本的集体性抵触和个体自发性抵触情绪相互交织,在一定程度上影响创新的行业渗透。此外,受限于行业监管政策和法规限制,不仅平台面临合规压力,用户作为技术使用方面也面临着规范使用和输出内容安全可控的硬性约束(包括法规明确要求标注 AI 生成内容),技术应用场景亦存在软性边界,这也对技术可持续使用构成了隐性压力。

## 五、阻力的背后:技术、资本与政治的多重博弈

整体来看,生成式人工智能在普及应用过程中,消极阻力占据主导地位,相比于“用而后舍”,“不战而弃”的漠视或抵触在当前阶段更为凸显。从创新阻力的衍生原因来看,外部因素主导的情境型消极阻力和内部因素驱动的认知型积极阻力并存。面对这种根植于外部环境的“硬阻力”和内部认知的“软阻力”,既需要从宏观层面创建包容审慎的技术发展环境,在推进人机价值对齐的过程中寻找技术的可持续发展之路;又需要从微观层面提升个体媒介素养和 AGI 时代的生存技能,探索并从人机交互到人机协同再到人机共生的进程。

### (一)对技术的不确定性焦虑与消极偏向

相比于积极阻力(47.88%),当下 AIGC 面临的消极阻力(54.00%)更强。这种消极偏向在一定程度上映射出人类对人工智能生物体的“弗雷肯斯坦综合征”(Frankenstein Syndrome)。也即当技术在某种程度上显现出超出人类控制的能力时,人类对技术进步和工具创造的担忧和恐惧。虽然当下 AIGC 还处于普及应用的早期,但其在信息处理、知识理解、逻辑推理、艺术创作等方面的能力已超出大部分普通人,在部分行业领域已经构成实质性威胁和破坏。

而这种对创新技术的不确定焦虑在“未曾使用”过的人身上更为凸显。这一方面是由于媒介信息的过度渲染和选择性偏见,在新闻价值和社会责任的驱动下,部分媒体往往倾向于报道 AI 的负面影响和潜在风险,包括职业替代、数据安全、价值偏见等在内的议题被各类媒介放大。除了技术风险被放大,AIGC 的能力也被过度渲染,部分产品宣传中提及的“未来能力”被视作“既有能力”广泛传播,使得受众对技术能力产生了过于乐观的预期。由于缺乏必要的使用经验和实际体验,媒介信息的选择性偏向映射到个体身上,也构成了个体的选择性偏见:包括对技术能力的过度估计和对技术风险的过度恐惧。从媒介宣传层面引导大众理性认知和合理预期是降低消极阻力的早期要素。

另一方面认知偏差和拟态行为(Mimicry)也会加剧个体对创新技术的担忧和抵制。相比源于客观评价的积极阻力,消极阻力通常由“主观想象”衍生。这种主观想象是由媒体报道、人际交往、既往

经验等多方面共构而成,是一种对创新技术的“不确定性猜想”,包括对其使用难度、使用过程、使用后果、使用评价等多方面的猜想。而当这种猜想和个体既有认知产生冲突或偏差时,抑或让个体感觉到被威胁和不安全时(包括既有利益威胁、“内卷”压力等),个体往往会选择维持现状而抵制创新。尤其是在网络环境中部分忧虑观点和抵制行为的影响下,个体会通过无意识跟风、模仿和抱团来强化自我的防御机制,这种拟态行为也成为群体应对不确定焦虑的一种保护机制。

### (二) 消极背后的资本操纵:破坏式创新与“断代”革命

每一次重大技术变革都会面临着多重阻力因素,而早期的消极阻力强度通常更为显著。从某种程度上而言,消极阻力代表了人对技术的一种过度预期和乐观估计。技术演进速度越快、泛化能力越强、渗透场景越广,消极阻力往往越强。目前包括 ChatGPT、文心一言等在内的主流 AIGC 产品全球用户量已突破 2 亿规模,根据创新扩散理论,当前 AIGC 技术已经超越了初始的“创新者”(innovators)阶段(2.5%用户覆盖),逐步进入到“早期采用者”(early adopters)阶段(2.5%~13.5%)。该阶段最核心的阻力除了技术的复杂性、用户的技能匹配、安全性问题和法规标准问题外,既有产业市场利益格局也构成了外围阻力。

研究发现,在消极阻力中,外部情境性因素占比达到 60.61%,而内部认知性因素仅为 47.39%。在情境性因素中,由技术惯性导致的固有模式依赖占据主导,也即多数用户对“现状满意度”相对较高,而对 AIGC 暂未形成迫切需求,市场培育尚未成熟。这种情境性消极阻力除了个体层面的技术采纳惯性,在一定程度上也受到资本市场的操纵和阻碍。随着产业生态成熟与多平台入局,新旧技术的融合应用将不断削弱外部消极阻力。

一方面,AIGC 作为一种破坏性创新(Disruptive Innovation),将重构现有用户市场和产业格局,甚至带来既有产业的重组与衰退<sup>[25]</sup>。与持续性创新(Sustaining Innovation)聚焦于现有市场和客户需求的渐进改善不同,破坏性创新往往会创造全新的市场需求和消费者群体,重塑价值网络、竞争规则和供应链结构。这一过程中,旧技术或业务模式可能会因不能适应这种变化而逐渐边缘化甚至消亡。而为了阻碍 AIGC 对既有产业利益格局的破坏,部分资本系会通过系列技术锚定策略(包括价格、功能、品牌认知、安全性等维度)来提升壁垒,增强用户对既有产品的依赖,同时也会通过媒介宣传、行业倡议、领袖表率等方式强化对新技术的负面渲染和宣传。包括埃隆·马斯克等在内的知名企业和技术专家带头抵制 AI 研发,无疑会强化部分用户的认知偏见和拟态行为,这种从资本到媒介再到个体用户的价值传输,一定程度上放大了创新扩散的消极阻力。而且相比于技术本身带来的不确定性焦虑,资本操纵下的焦虑传播在方向和规模上更具备可控性。

另一方面,在破坏式创新演进过程中,当下的技术巨头可能因为路径依赖、资源锁定(resource lock-in)和价值网络的不兼容而选择保护现有业务,从而忽视或抵制新兴技术。尤其是对于关联性和替代性强的技术企业而言,往往面临着跟进创新乃至引领创新潮流,与颠覆自身既有业务进行“自我革命”的两难境地。相对地,“老一代”的技术巨头、边缘化的市场参与者或新兴企业往往更愿意采用和推动这些破坏性技术。由于他们受现有价值网络的束缚弱,在新技术引发的市场变革中试错成本更低也更具备内驱动力。这种“断代革命”也与科学革命理论相呼应:科学发展并非逐步累积的过程,而是通过一系列的“范式转移”实现跳跃式的变革。在这些转变中,旧的范式被新的、更有解释力的范式所取代。而新旧范式的转移过程中,资本的固着性与用户的技术惯性会逐渐弱化,消极阻力的主导性也会逐渐过渡到积极阻力。

### (三) 积极背后的政治内嵌:规则重塑与人机价值对齐

研究发现,相比于功能性因素(45.55%),心理性因素(50.21%)是 AIGC 使用积极阻力产生的重要根源。受限于大语言模型概率性生成特性,包括 AI 幻觉、知识盲区、引用谬误等在内功能短板仍普遍存在,但多数用户对功能瓶颈的包容性较强,对其功能改进多持有乐观预期。相比于现实功能缺陷,对使用合规性的担忧、对 AI 价值立场的疑虑、对不可预期后果的恐惧加剧了认知型积极阻

力的产生。也就是说,使用 AIGC“可能带来的后果”比“已经形成的负外部性”更令人忧虑。

在各种“可能后果”中,合规性、社会伦理和人机信任破坏成为关注焦点。其中合规性包括用户对技术产品本身的合规性担忧,以及对个人在使用技术过程中的合规操作忧虑。目前我国已针对 AIGC 相关技术出台了一系列法律规范,针对其在数据隐私、知识产权、意识形态、道德伦理等多方面提出了细化要求,也构成了国内相关产品开放使用的基础门槛,在技术的合规应用上形成了强约束。但对于个人操作层面,因不当使用(包括错误/敏感/无版权信息投喂、隐私暴露、引用失范等)而导致的“高科技剽窃”、传播风险(包括账号封禁)乃至法律风险,也对技术应用构成了隐性压力。对于技术供需双方而言,都需要在法律规范的约束边界下去探索一种安全可控、可持续的技术服务路径。

除了合规层面的硬性约束,“政治正确”也成了 AIGC 应用过程中的一种软性约束。目前主流 AIGC 产品在底层语料和算法模型层面都在不断推进人机价值对齐,通过系列审核和微调机制尽可能满足无偏化输出,对部分敏感议题可进行屏蔽处理和回避策略,涉道德伦理问题也基本可实现正向引导。虽然在“普世价值”上多数 AIGC 可达成共识,但在涉意识形态问题上仍存在一定偏向性,这种倾向性与产品本身所归属国家地区和训练数据集有强关联。有研究对不同大模型的政治偏见进行了测量,发现 AIGC 普遍存在政治偏向性,而自由主义和威权主义的模型在输出内容上具备明显倾向性<sup>[26]</sup>。AIGC 作为一种内容型产品,在技术中立的整体框架下,政治内嵌仍是保障舆论安全与维系网络空间主权之必要。

此外,随着 AIGC 在更广泛的领域得以应用,人机信任问题也逐渐凸显。尤其是在关键领域的人机协同任务中,信任问题始终是影响协作效果的关键变量。一旦 AIGC 在关键任务中表现不佳或出现原则性错误,未能达到预期效果并对现实绩效产生影响,人机信任遭受冲击,积极阻力会被迅速放大,对后续使用过程形成强阻碍。相比于人际协作,人机协作中的信任更具脆弱性,“技术失灵”带来的不可逆后果需要很长时间去进行修复,而这种信任修复不仅需要依靠技术迭代,更依赖于用户关系维系与补偿机制完善。

在 AIGC 加速演进与多场景渗透的当下,除了需要进一步完善相关法规和行业标准,构建技术发展的“硬性保障”,也需要持续完善人机协作机制、强化人机信任,构建社会认知和心理层面的“柔性保障”。让技术创新回归到“以人为中心”,通过人机价值对齐在不确定性中寻找确定,成为技术发展的一个新命题。

诚然,生成式人工智能目前还处于创新扩散的早期,技术应用阻力也在动态演变过程中。本研究虽力图对其阻力进行多维划分和实证测量,但仍存在部分理论局限与技术操作不足需进一步完善。首先从理论层面,创新阻力的类别与生成机制与进一步细化剖析。笔者借鉴相关研究针对消极和积极阻力进行分类定义,但各类别之间不免存在一定交叉性,阻力类别与 AIGC 特性的适配度也有待检验。在阻力根源的分析上,政治、资本、技术等元素相互交织影响,共同作用于不同类别的创新阻力,较难对其影响机制进行区隔,笔者在分析过程中择取重点而论,而相对忽略了其他因素的互嵌式影响。其次,从测量方法来看,笔者采用社交媒体数据挖掘来确定阻力编码,进一步通过问卷调查来量化阻力程度,两种方法均受限于样本规模和完整性,后续还有待对测量样本进行扩充,以提升结论的代表性。此外,当下 AIGC 功能优化与产品迭代不断加速,从本研究调查启动(2023年5月)到初步成文(2023年11月)期间部分功能性阻力大大削弱,用户认知和采纳行为也在转变,这也对部分结论造成了影响。在“万物摩尔定律”逐步成为现实的当下,面对 AI 技术日新月异的发展,如何在变化中洞察不变的定律,在时效性中开展“不过时”的研究,这也成了媒介研究需要回应的问题。

#### 参考文献:

- [1] Future of Life Institute. Pause Giant AI Experiments: An Open Letter. <https://futureoflife.org/open-letter/pause-giant-ai-experiments/>. 2023-05-22.

- [2] D. M. Webster, A. W. Kruglanski. Individual Differences in Need for Cognitive Closure. *Journal of Personality and Social Psychology*, 1994, 67(6): 1049-1062.
- [3] G. Castellion, S. K. Markham. Perspective: New Product Failure Rates; Influence of Argumentum ad Populum and Self-Interest. *Journal of Product Innovation Management*, 2013, 30(5): 976-979.
- [4] K. Talke, S. Heidenreich. How to Overcome Pro-Change Bias; Incorporating Passive and Active Innovation Resistance in Innovation Decision Models. *Journal of Product Innovation Management*, 2014, 31(5): 894-907.
- [5] R. P. Bagozzi, K. H. Lee. Resistance to Innovations; Psychological and Social Origins. *Seoul National University Journal of Business*, 1999, 33: 182-204.
- [6] S. Ram, J. N. Sheth. Consumer Resistance to Innovations: The Marketing Problem and Its Solutions. *Journal of Consumer Marketing*, 1989, 6(2): 5-14.
- [7] J. N. Sheth. An Integrative Theory of Patronage Preference and Behavior. Urbana, IL, USA: College of Commerce and Business Administration, Bureau of Economic and Business Research, University of Illinois, Urbana-Champaign, 1981: 9-28.
- [8] S. Oreg. Resistance to Change; Developing an Individual Differences Measure. *Journal of Applied Psychology*, 2003, 88(4): 680.
- [9] S. Ram. A Model of Innovation Resistance. *Advances in Consumer Research*, 1987, 14: 208-212.
- [10] B. L. Kirkman, R. G. Jones, D. L. Shapiro. Why Do Employees Resist Teams? Examining the “Resistance Barrier” to Work Team Effectiveness. *International Journal of Conflict Management*, 2000, 11(1): 74-92.
- [11] J. T. Gourville. Eager Sellers and Stony Buyers; Understanding the Psychology of New-Product Adoption. *Harvard Business Review*, 2006, 84(6): 98-106, 145.
- [12] T. Eloundou, S. Manning, P. Mishkin, et al. GPTs Are GPTs: An Early Look at the Labor Market Impact Potential of Large Language Models. arXiv preprint, arXiv: 2303. 10130, 2023. <https://arxiv.org/pdf/2303.10130.pdf>
- [13] J. Mokyr. Technological Inertia in Economic History. *The Journal of Economic History*, 1992, 52(2): 325-338.
- [14] I. N. Mohamed, J. G. Bloem, T. B. C. Poiesz. Conceptual Issues in the Study of Innovation Adoption Behavior. *Advances in Consumer Research*, 1997, 24: 190-196.
- [15] P. Laukkanen, S. Sinkkonen, T. Laukkanen. Consumer Resistance to Internet Banking; Postponers, Opponents and Rejectors. *International Journal of Bank Marketing*, 2008, 26(6): 440-455.
- [16] M. Kleijnen, N. Lee, M. Wetzels. An Exploration of Consumer Resistance to Innovation and Its Antecedents. *Journal of Economic Psychology*, 2009, 30(3): 344-357.
- [17] S. Ram, J. N. Sheth. Consumer Resistance to Innovations: The Marketing Problem and Its Solutions. *Journal of Consumer Marketing*, 1989, 6(2): 5-14.
- [18] I. Szmigin, G. Foxall. Three Forms of Innovation Resistance; The Case of Retail Payment Methods. *Technovation*, 1998, 18(6-7): 459-468.
- [19] J. Arndt. Comments on the Sociology of Marketing Research. *Advances in Consumer Research*, 1978, 5: 185-190.
- [20] 邹举, 叶济舟. 全球性抑或属地性: 被遗忘权的空间范围争议与执行方案选择. *新闻与传播研究*, 2020, 8: 75-93.
- [21] 邹波. 创新抵制模型的社交媒介行为实证研究. *求索*, 2013, 8: 223-225.
- [22] P. Kelly, M. Kranzberg. *Technological Innovation: A Critical Review of Current Knowledge*. San Francisco: San Francisco Press, 1978: 363-389.
- [23] T. Kuisma, T. Laukkanen, M. Hiltunen. Mapping the Reasons for Resistance to Internet Banking; A Means-End Approach. *International Journal of Information Management*, 2007, 27(2): 75-85.
- [24] W. Y. Lee, J. J. Brasch. The Adoption of Export as an Innovative Strategy. *Journal of International Business Studies*, 1978, 9: 85-94.
- [25] B. Sandberg. Creating the Market for Disruptive Innovation; Market Proactiveness at the Launch Stage. *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, 2002, 11: 184-196.
- [26] S. Feng, C. Y. Park, Y. Liu, et al. From Pretraining Data to Language Models to Downstream Tasks: Tracking the Trails of Political Biases Leading to Unfair NLP Models. arXiv preprint, arXiv: 2305. 08283, 2023. <https://aclanthology.org/2023.acl-long.656.pdf>.

## “Use and Discard” or “Abandon Without Use”: Exploring Resistance to Generative Artificial Intelligence Applications

*Xiang Anling* (Minzu University of China)

**Abstract:** Generative Artificial Intelligence (AIGC), as a disruptive technology, has awakened a new round of technological fears and application resistance in its widespread adoption. This study analyzes 52 resistance factors in the application of generative AI, based on 1.28 million social media data and 494 survey questionnaires, integrating the theory of innovation resistance. The findings reveal that in the early stages of the innovation diffusion, passive resistance, characterized by “abandonment without adoption” (54.00%), dominates over the positive resistance of “adoption before abandonment” (47.88%). Situational factors, including technological inertia, functional fixedness and relative advantage, form the core drivers of negative resistance, while psychological factors such as compliance anxiety, ethical concerns and human-machine trust become the leading variables of positive resistance. The interplay under uncertainty anxiety, manipulative practices in disruptive innovation, and political embedding in human-machine value alignment jointly influence the genesis and evolution of resistance. Inclusive and prudent regulatory constraints, alongside flexible compensatory mechanisms through transparent collaboration, are essential pathways to mitigating innovation resistance.

**Key words:** generative artificial intelligence; application resistance; disruptive innovation; passive resistance; technological inertia

---

■ 收稿日期: 2024-04-17

■ 作者单位: 向安玲, 中央民族大学新闻与传播学院; 北京 100081

■ 责任编辑: 刘金波