

感知品牌开源文化对用户态度的影响

——人工智能产品信任与品牌的国家科技资产的链式中介效应

何佳讯 胡静怡 章子欣

摘要:生成式人工智能(Generative AI)技术的快速发展在全球范围内掀起一场深刻的科技变革,在推动技术创新突破的同时深刻影响了国家间的科技竞争与战略博弈。人工智能研发领域的开源与闭源技术路径,催生出生成式人工智能产品差异化的发展战略。本文选取中美两国共计八个生成式人工智能品牌作为研究样本开展实证分析。基于734份有效调研数据的研究结果显示,感知品牌开源文化对用户长期使用意愿与信息自主披露意愿均存在正向影响;感知智能能够促进用户长期使用意愿,但其对信息自主披露意愿的影响兼具正向与负向双重效应;品牌国家科技资产与AI产品信任在上述关系中起中介作用。温暖型国家品牌形象与能力型国家品牌形象,分别对感知品牌开源文化、感知智能作用于品牌的国家科技资产的正向路径起调节作用。本文的研究从文化-技术双元视角,为阐释AI产品用户信任与态度形成机制补充了理论依据,也为国家层面AI品牌战略布局提供实践参考,尤其对生成式人工智能品牌借助技术与文化双重战略提升品牌竞争力、强化用户信任及使用意愿,具备重要的理论与现实意义。

关键词:生成式人工智能 感知品牌开源文化 感知智能 AI产品信任 品牌的国家科技资产

中图分类号:F713.5

文献标识码:A

文章编号:1000-7636(2026)09-0112-17

一、问题提出

生成式人工智能(Generative AI, GenAI)的快速发展正在全球掀起一场深刻的科技革命,其影响已超越技术创新范畴,成为国家战略博弈的重要领域。在这一进程中,以美国的生成式人工智能产品 ChatGPT、Gemini 和中国的深度求索(DeepSeek)、通义千问等大模型为代表的技术体系,所呈现的不仅是企业间技术能力与产业化水平的竞争,更反映出国家科技主权、数字话语权及国际技术影响力的博弈。人工智能技术的快速迭代与商业化进程的持续推进,正在重塑人工智能企业品牌和产品品牌的竞争逻辑,使其嵌入国家

收稿日期:2025-12-15;修回日期:2026-08-23

基金项目:国家自然科学基金面上项目“人工智能对齐计算:品牌价值观的‘新基建’、智能产品开发与智能生态品牌战略研究”(72472052)

作者简介:何佳讯 华东师范大学亚欧商学院/上海国际首席技术官学院教授、博士生导师,通信作者,上海,200062;

胡静怡 华东师范大学经济与管理学院博士;

章子欣 东华大学机械工程学院助教,上海,200051。

作者感谢匿名审稿人的评审意见。

战略、政策导向与文化背景共同构成的制度环境之中^[1]。当前全球人工智能竞争正在形成技术演进与文化建构并行展开的发展态势,涌现出两种典型的技术模式。其一为闭源(closed-source)模式,依托限制性政策工具与资本优势,强化其技术主导地位并塑造相对封闭的垄断生态;其二为开源(open-source)模式,以自主可控为核心导向,持续推进开源生态建设,为人工智能行业发展提供基础设施支撑与制度保障。在中国生成式人工智能发展中,开源已经超出一般意义上的技术协作机制,成为国家科技能力、产业生态组织能力与技术发展路径的重要表征。2026年《政府工作报告》在回顾2025年科技创新工作时,将“国产大模型引领全球开源生态”列为重大科技成果;同时在部署2026年重点任务时明确提出“支持人工智能开源社区建设,促进开源生态繁荣”。由此可知,开源已经上升至国家战略层面,被纳入中国智能经济与人工智能发展的政策框架之中。

在实践中,人工智能的技术模式已成为人工智能企业管理的核心战略议题之一。以中国深度求索推出的 DeepSeek-MoE-16B、美国元平台(Meta)旗下的 LLaMA-2 等生成式大模型为代表,开源阵营凭借代码可审查性与开发者生态协同优势,构建起透明可控的创新范式。与之相对,美国的人工智能研究实验室 OpenAI 的 GPT-4、谷歌(Google)的 Gemini 等闭源模型则主要通过技术黑箱与生态绑定维持市场领先地位,凸显封闭模式在技术领先和专利研发上的优势。门洛风投(Menlo Ventures)调查发现,虽然闭源解决方案依旧以 81% 的市场份额占据主导地位,但开源人工智能模型数量呈爆炸式增长;在 2023 年新发布的 149 款基础模型中,开源模型占比已达 65.7%。斯坦福大学人类中心人工智能研究所(HAI)2024 年年度报告显示,GitHub 平台上 AI 相关项目的数量在一年之内激增 59.3%。2025 年,OpenAI 也相继推出 gpt-oss-120b 与 gpt-oss-20b 开源模型,这进一步说明企业实践中开源与闭源的模式选择正在发生变化。与此同时,各国围绕大模型出台的相应监管政策也在深刻影响着两类技术模式的发展方向。

开源与闭源并非彼此割裂的两种形态,而是企业技术开放程度连续变化中的不同表现。从开放式创新理论(open innovation theory)^[2]的视角来看,开源与闭源分别代表了两种不同的知识治理模式。开源强调通过知识的流入与流出实现资源的整合与共享,在制度安排上促进协作、透明与社区共建^[3];闭源则更侧重于知识产权的控制与价值占有,强调商业化效率与成果转化。这两条路径共同塑造了人工智能产品在开源共享与科技领先之间的战略取向。在这一背景下,人工智能产品品牌(以下简称 AI 产品品牌)发展面临双重压力。一方面,需要应对由技术黑箱与数据隐私所引发的伦理风险,并在此过程中有效构建用户信任^[4];另一方面,还需承载国家战略目标,通过技术生态的构建与标准的制定积极参与全球竞争^[3]。由此,开源与闭源路径不再仅仅是企业层面的技术创新路线选择,更关系到用户信任构建与国家战略目标之间的平衡,能够为参与主体在全球科技竞争格局中塑造长期竞争力提供制度性与文化性的支撑。

针对以上问题,本文从用户感知视角出发,采用感知品牌开源文化刻画品牌从闭源到开源的开放程度,揭示感知品牌开源文化和感知智能在影响用户长期使用意愿与信息披露意愿过程中的复杂作用机制。企业作为人工智能技术的创新主体,其创新发展水平与国家人工智能竞争能力息息相关。鉴于此,本文从宏观相结合的视角剖析品牌的国家科技资产和 AI 产品信任在用户长期使用意愿与信息披露意愿形成过程中的中介效应;同时纳入国家品牌刻板印象这一宏观情境因素,探讨其可能发挥的调节效应。研究结论有助于深化生成式人工智能场景中品牌的国家科技资产的理论内涵,拓展 AI 产品信任形成机制的相关研究,并可为生成式人工智能领域国家级品牌的塑造以及 AI 产品品牌价值与竞争优势的提升提供理论依据和实践指引。

二、理论分析与研究假设

开放式创新理论(open innovation)的核心主张是,组织通过有目的的知识流入(inbound)与流出(outbound)及其耦合式(coupled)配置,依托联盟、社区与平台等机制,将外部创意与内部能力高效匹配,从而在价值创造与价值获取之间实现动态均衡^[5-6]。开放性并非严格的二元对立范畴,而是从封闭管控到开放共享延伸形成的连续谱系。不同知识治理模式之间的差异,主要体现为知识流动范围、控制边界强度及价值获取方式的不同,而非彼此完全分离的类别属性。基于这一理解,本文将开源与闭源视为品牌知识治理在同一开放取向上的差异化呈现。进一步地,用户对人工智能产品开源属性的判断更可能建立在对品牌开放性、透明性与协作姿态的整体感知之上,本文据此解释技术模式如何经由感知品牌开源文化影响用户行为;同时引入感知智能考察二者如何共同作为品牌的国家科技资产的影响前因,分别从智能产品技术实力、技术文化两个维度,塑造用户对品牌所代表国家的科技水平与创新产出的认知,继而影响用户对AI产品的信任以及后续态度反馈。国家品牌刻板印象作为国家整体形象的先验认知,可能影响上述关系的作用强度,本文将其作为情境边界条件,纳入理论模型并进行假设推导。

(一)感知品牌开源文化对用户AI产品态度的影响

开源(open-source)的核心特征在于源代码的公开、自由修改与再分发,它不仅改变了软件开发的技术与管理方式^[7],也推动了跨组织协作、用户参与以及知识共享^[8],成为开放创新的重要组成部分^[3]。随着开源社区构建自由、透明的价值共创网络,开源文化(open-source culture)逐渐形成并超越了软件开发的语境,既涵盖价值观与信念,也表现为社区成员在知识共享、协作与创新中的规范性实践^[9]。进一步地,开源的范围从软件扩展至企业、商业模式及社会层面,形成了以开放、共享与协同创新为核心的开源生态(open source ecosystem)^[10]。本文在斯图尔特和戈赛因(Stewart & Gosain)^[11]提出的开源意识形态的基础上引入感知品牌开源文化(perceived brand open-source culture, PBOC)的概念,即用户对品牌所倡导的开源理念、实践及其社会价值的主观认知与认同。作为开源文化在品牌语境下的衍生,感知品牌开源文化不仅为品牌实现开源式创新和价值共创提供了理论基础,也为理解人工智能时代企业通过开源文化构建可持续的开放性创新生态提供了研究方向。

感知品牌开源文化,是用户针对AI产品品牌所属的企业,在核心技术开放、产品框架共享、生态资源投入及开源参与等方面释放的可观察信号,进而对品牌的开放共享、透明协作与共同参与导向形成的整体性主观判断。在技术复杂的生成式人工智能领域,这种文化能有效提升知识生成的可见性与可解释性,为降低技术不确定性感知提供结构性基础^[12],进而提升用户对AI产品的信任。长期使用意愿(long-term usage intention)和信息自主披露意愿(information self-disclosure willingness)是衡量用户对AI产品态度的重要构念。长期使用意愿是指用户对智能体产品和服务持续使用的意愿^[13],反映了用户对产品或服务的长期忠诚度和依赖度。信息自主披露意愿则进一步反映出用户主动向他人、系统或平台提供个人信息的主观意向,该行为被视为一种社会交换和关系互动的过程^[14]。在人工智能产品领域,信息自主披露意愿是指用户自愿向聊天机器人等AI产品透露个人信息的意愿,包括个人事实、感受、意见等^[15]。

具体而言,品牌开源文化一方面通过提升技术透明度,降低用户感知到的信息不对称、使用风险和控制缺失感,并通过开放参与机制强化用户的主人翁意识与社区认同^[16];另一方面借助活跃的社区生态形成用

用户对持续技术支持、迭代更新与问题响应的稳定预期^[17]。当用户认为某一技术或平台具有更高的透明性、可靠性和支持保障时,其持续采纳与重复使用的可能性会明显提高;同时当互动环境被感知为更安全、更可信且具有互惠特征时,用户也更倾向于降低隐私防御,主动披露个人信息。基于这一逻辑,开源文化所体现的可信性、可靠性、互惠关系以及社区形成的集体信任和社会规范,不仅有助于增强用户对 AI 产品的长期使用意愿,也有助于提升其信息自主披露意愿^[18]。据此,本文提出如下假设。

假设 1a:感知品牌开源文化能够正向影响长期使用意愿;

假设 1b:感知品牌开源文化能够正向影响信息自主披露意愿。

(二) 感知智能对用户 AI 产品态度的影响

感知智能(perceived intelligence, PI)指用户对 AI 产品智能能力的认知,反映用户感知到的 AI 产品在执行动作或完成目标时所展现出的智能水平^[19]。在人工智能研究情境下,该构念得到进一步细化,特指用户对 AI 系统能否高效且具备逻辑性地理解、处理自然语言输入,并输出契合用户诉求的目标导向内容的主观判断^[20]。在 AI 产品应用中,感知智能被普遍视为人工智能学习、推理和解决问题能力的外在体现,同时也涵盖系统在人机交互过程中所体现的知识储备、责任意识与理性特质。作为用户对 AI 产品智能化水平的核心认知,感知智能通过增强价值感知、情感认同和交互体验,正向驱动用户的长期使用意愿。已有研究表明,感知智能是比传统元-技术接受与使用整合理论(meta-UTAUT)模型构念更强的预测因子^[19],能直接促进用户对 AI 产品的积极态度和持续使用意向^[21-22]。较高的感知智能意味着 AI 产品能够更准确地理解用户需求、提供更有针对性的反馈,并降低用户完成任务的交互成本。用户也因此更容易形成积极的产品评价,并产生长期使用意愿。

据此,本文提出假设 2a:感知智能正向影响长期使用意愿。

与长期使用意愿不同,感知智能对信息自主披露意愿可能产生双重影响。信息自主披露同时涉及服务收益判断和隐私风险判断。一方面,较高的感知智能能够增强用户对 AI 产品服务能力的认可,促使用户通过信息披露换取更好的用户体验;另一方面,高智能 AI 的复杂性与不可解释性会引发更强烈的隐私担忧^[23],用户在与强能力 AI 交互时倾向于减少信息披露以规避潜在风险^[4]。因此,感知智能对信息自主披露意愿的作用可能同时包含促进与抑制两种路径,体现出用户在隐私决策中的复杂权衡。从服务收益的角度,当感知智能提升用户对服务收益的预期强于感知风险时,有助于增强用户的信息自主披露意愿。但当智能水平攀升至极高区间时,用户的隐私关切与风险感知会明显增强,进而使得整体效应转为负向。结合当前生成式 AI 产品的现实发展情况,多数产品的智能水平仍处于收益预期占优的阶段。

据此,本文提出假设 2b:感知智能正向影响信息自主披露意愿。

(三) 品牌的国家科技资产与 AI 产品信任的中介作用

品牌的国家科技资产反映出 AI 产品信任形成过程中蕴含的国家科技资产层面上的影响因素。传统品牌资产理论主要关注品牌在市场中的认知、联想与偏好,而品牌的国家科技资产将品牌来源国的科技创新能力、产业技术基础与制度支持环境纳入消费者对品牌资产的评价框架,为科技产品或技术驱动型产品的品牌信任研究提供了新的解释视角。本文将消费者视角下品牌的国家科技资产(customer-based national technological equity, CBNTE)界定为:消费者基于对品牌来源国的科技感知,以及对该国技术实力产生的联想,进而对品牌形成的一系列积极反馈与行为结果。该构念是消费者基础品牌资产理论的延伸拓展,突出了来源国科技要素在塑造消费者品牌态度过程中的核心作用,拓展了传统品牌资产理论的研究边界^[24-25]。

在人工智能竞争加剧的国际背景下,企业作为人工智能技术创新与应用转化的重要主体,其产品创新兼具企业竞争力和国家战略意义。因此,人工智能产业研究需要从宏观与微观相结合的视角,考察企业产品创新与国家科技竞争之间的关联。基于品牌与国家联结理论,品牌的国家科技资产代表着品牌背后国家的科技实力 and 创新能力^[25]。在本文中,AI 产品层面的智能属性与开源技术模式被视为品牌的国家科技资产的重要形成来源。前者体现品牌的技术能力与创新水平,后者则不仅反映企业的开放协同取向,也折射出来源国在技术治理、创新扩散与产业生态构建方面的制度特征。特别是在开源与闭源已成为国家技术竞争路径选择的重要背景下,品牌所呈现的开源文化不仅体现企业层面的开放协同取向,也可能被用户进一步解读为其来源国在科技开放性与创新组织能力方面的外在表征^[26-27]。因此,二者共同构成用户识别品牌来源国科技实力与创新能力的重要线索,从而强化品牌所承载的国家科技形象。

进一步地,用户对品牌来源国的科技实力感知与联想会直接影响其品牌态度。当用户将品牌识别为来源国科技实力、创新能力与产业技术优势的具体体现时,来源国的技术形象便会通过品牌与国家联结(BNC)迁移至产品层面^[28],使感知智能和感知品牌开源文化等的产品属性转化为品牌的国家科技资产的认知基础。根据信号理论,高成本研发活动能够向用户传递技术领先性^[29],高成本研发投入、持续技术迭代及开放协同的创新生态能够向用户传递技术领先性、可靠性与制度保障等积极信号。因此,具有较强的品牌的国家科技资产能够促使用户对 AI 品牌在技术研发、数据安全和服 务稳定性方面形成积极认知,借助品牌与国家之间的关联,提升用户对 AI 产品的信任感,并进一步作用于用户的长期使用意愿和信息自主披露意愿等主观态度。据此,本文提出如下假设。

假设 3a:感知品牌开源文化能够通过提升品牌的国家科技资产增强 AI 产品信任。

假设 3b:感知智能能够通过提升品牌的国家科技资产增强 AI 产品信任。

人工智能产品信任(artificial intelligence product trust, AIPT)被广泛认为是影响用户接受与采纳人工智能技术的核心变量,它塑造了用户对技术有效性的认知。迟等人(Chi et al.)将用户对人工智能机器人的交互信任(social service robot interaction trust, SSRIT)概念化为一种共同信念,即与人工智能机器人的交互能够提供积极的服务结果^[30]。这种共同信念指的是用户愿意依赖 AI,并对其内容、推荐等持有积极态度,相信 AI 产品的响应具有可靠性和真实性。郑等人(Choung et al.)进一步将人工智能产品中的信任细分为类人信任和功能信任两个维度,类人信任涉及算法的社会和文化价值以及人工智能技术设计背后的价值观和伦理;功能信任则主要涉及对 AI 的技术能力和专业性的判断^[31]。萨法里扎德等(Saffarizadeh et al.)根据人际信任理论,将 AI 产品信任定义为对 AI 代理行为所持有的自信且积极的预期^[32]。因此,AI 产品信任不仅是对 AI 技术的理性评估,也包含对其互动安全性、可靠性和可依赖性的整体判断。

前文已经指出,感知品牌开源文化与感知智能能够提升品牌的国家科技资产水平,并进一步影响用户对 AI 产品的信任。具体而言,感知品牌开源文化通过其内在的协作价值观和技术开放,在一定程度上缓解 AI 技术的“黑箱”困境,降低用户的技术不确定性感知^[11]。开源社区鼓励参与和监督的模式也被视为品牌主动释放信任的信号,从而构建起以信任为核心的生态^[33]。感知智能作为用户对 AI 功能与互动能力的综合判断,是用户信任形成的重要前置因素。高感知智能能够提升初始信任、感知有用性和易用性,并通过展现稳定且高效的能力提升用户体验^[34]。这种高质量的互动体验使用户将 AI 视为技术能力强且可靠的产品,从而增强其信任水平。当上述两类线索转化为对品牌的国家科技资产的积极认知时,用户更容易将 AI 产品理解为具有较强技术基础、创新能力与制度保障的可靠产品。由此,品牌的国家科技资产与 AI 产品信

任在感知品牌开源文化和感知智能影响用户后续行为意向的过程中形成链式传导机制;同时,感知品牌开源文化和感知智能也可能直接影响用户对 AI 产品的信任。

在长期使用意愿方面,信任能够降低技术不确定性和感知风险,将感知智能等先行因素转化为用户持续使用意向和品牌忠诚度。与此同时,AI 产品信任与用户使用行为之间存在正向循环关系:信任推动用户开展使用行为,而使用过程所产生的数据又能够进一步优化 AI 性能,反哺提升后续信任水平^[35]。同时,在信息自主披露方面,信任通过削弱用户的心理防御机制并缓解用户隐私担忧发挥核心作用。研究表明,无论 AI 展现出何种互动风格,信任都能够正向影响用户的信息披露意愿^[15],并与感知公平、隐私等因素共同促进用户的分享行为。因此,AI 产品信任既是用户对技术价值的理性认同,也是其依托智能交互形成的心理安全和情感依托。这种信任不仅驱动用户持续使用产品、获取长期使用价值,还能让用户在人机交互过程中降低心理顾虑,主动披露个人信息。据此,本文提出如下假设。

假设 4a:AI 产品信任在感知品牌开源文化对用户长期使用意愿和信息自主披露意愿的影响中发挥中介作用;

假设 4b:AI 产品信任在感知智能对用户长期使用意愿和信息自主披露意愿的影响中发挥中介作用;

假设 5a:品牌的国家科技资产与 AI 产品信任在感知品牌开源文化对用户长期使用意愿和信息自主披露意愿的影响中发挥链式中介作用;

假设 5b:品牌的国家科技资产与 AI 产品信任在感知智能对用户长期使用意愿和信息自主披露意愿的影响中发挥链式中介作用。

(四) 来源国品牌刻板印象的调节作用

来源国形象是本文的核心调节变量,反映用户对来源国的整体印象,是一个由认知、情感和意动成分构成的多层次概念^[36]。借鉴刻板印象内容模型(stereotype content model, SCM),当国家被视为拟人化的社会行为主体时,用户同样会从能力与温暖两个基本维度对其进行感知^[37]。已有研究表明,来源国刻板印象的认知成分主要包含感知能力和感知温暖两个方面,不同国家在这两个维度上存在明显差异,且会进一步影响用户对产品的评价。其中,来源国感知能力与用户对技术类产品的态度正相关,而感知温暖则更多影响用户对非技术类产品的态度^[38]。基于此,本文将来源国品牌刻板印象划分为能力型国家品牌印象和温暖型国家品牌印象两个维度。其中,能力型国家品牌印象是指用户对国家品牌实现其行为意图能力的感知,温暖型国家品牌印象则是指用户对国家品牌意图友好性与善意程度的感知。

作为宏观层面的国家认知结构,来源国品牌刻板印象会影响用户对品牌与国家联结的理解方式,并进一步作用于品牌的国家科技资产的形成。用户在评价技术品牌时,不仅依据产品属性作出判断,还会结合对来源国的既有印象,对品牌释放的技术与文化线索进行认知整合。在这一过程中,来源国品牌刻板印象的不同维度可能通过差异化的认知匹配机制来影响用户对不同品牌线索的解释与整合^[39]。具体而言,感知品牌开源文化所体现的技术开放与协同创新特征更多表现为关系型线索,温暖型国家品牌印象越强,用户越倾向于将上述特征解读为来源国科技开放性与创新组织能力的外在表征,从而强化感知品牌开源文化对品牌的国家科技资产的正向影响。相应地,感知智能所体现的技术能力与专业水平特征则更多表现为能力型线索,能力型国家品牌印象越强,用户越可能将 AI 产品的高智能与国家的科技实力相联系,进而增强感知智能对品牌的国家科技资产的正向作用。这种调节作用符合品牌联想强化产品属性的逻辑^[28]。据此,本文

提出如下假设。

假设6:温暖型国家品牌印象在感知品牌开源文化对品牌的国家科技资产的影响中发挥调节作用;温暖型国家品牌印象越强,感知品牌开源文化对品牌的国家科技资产的促进作用越强;

假设7:能力型国家品牌印象在感知智能对品牌的国家科技资产的影响中发挥调节作用;能力型国家品牌印象越强,感知智能对品牌的国家科技资产的促进作用越强。

三、实证设计

(一) 样本选取与数据来源

本文的调研对象是生成式人工智能产品。本文结合开源和闭源大模型基准测试 LiveBench 评分榜单,以及国内外知名大模型及应用列表所呈现的国内外主流大模型应用现状,分别选取中国与美国各 10 款代表本国前沿技术水平的大模型。在此基础上,兼顾产品的开源和闭源特性,进一步筛选出分别代表中国与美国的 8 个大模型 AI 产品品牌,如表 1 所示。

表 1 本文调研的 AI 产品品牌

国别	以开源为主	以闭源为主
中国	DeepSeek、通义千问	豆包、文心一言
美国	LLaMA	ChatGPT、Gemini、Claude

本文共设计 8 套随机独立问卷,每套问卷对应一个品牌,卷首展示该品牌的标识和开发公司信息,并设置筛选题以排除未使用过对应品牌的用户。数据采集委

托见数(Credamo)在线平台及其海外样本服务完成,分别获取国内用户和国外用户的大模型使用数据。其中,国内用户样本包括:通义千问 91 份、豆包 89 份、文心一言 89 份、DeepSeek 86 份;海外用户样本包括: Claude 98 份、ChatGPT 96 份、Gemini 93 份、LLaMA 92 份。研究共回收问卷 928 份,经筛选后获得有效问卷 734 份,有效回收率为 79.09%。样本人口统计特征方面,男性占比为 36.51%,女性占比为 63.49%;年龄主要集中在 18~30 岁,占比为 56.95%;91.01%的受访者拥有本科及以上学历。

(二) 变量测量

本文各变量的测量均在国内外成熟量表基础上进行改编。其中,感知品牌开源文化的测量改编自斯图尔特和戈赛因^[11]研究中的测项,保留其核心维度并将测项调整为品牌层面的感知测量。感知智能改编自穆萨维和库法里斯(Moussawi & Koufaris)^[21]研究中的测项。AI 产品信任的测量采用迟等人^[30]开发的 SSRIT 量表。长期使用意愿的测量采用马尔霍特拉和拉马林加姆(Malhotra & Ramalingam)^[22]开发的量表。信息自主披露意愿改编自舒凯尔等(Shuqair et al.)^[4]研究中的测项。品牌的国家科技资产的测量采用何佳讯等^[25]开发的量表。能力型国家品牌印象与温暖型国家品牌印象的测量参照季亚曼托普洛斯等(Diamantopoulos et al.)^[40]的研究。为确保中英文语境下的语义一致性和易懂性,对所有构念的测项进行了回译(back-translation);所有题项均采用 7 点李克特量表进行测量。

四、实证结果与分析

(一) 信度与效度分析

本文设定包含 6 个潜变量的验证性因子测量模型(见表 2)。信度检验结果显示,各潜变量的克隆巴赫系数(Cronbach's α)均大于 0.70,表明所有量表维度具备良好的内部一致性信度。整体测量模型拟合效果良好

($\chi^2_{(406)} = 663.235\ 0$, $\chi^2/df = 1.633\ 5$, CFI = 0.976 8, TLI = 0.974 4, RMSEA = 0.029 1, SRMR = 0.038 5)。聚合效度上,各潜变量题项的标准化因子载荷均大于0.5且通过显著性检验;各变量 AVE 值均大于0.45,组合信度 CR 值均大于0.7,表明量表具有良好的聚合效度(见表2)。所有变量的 AVE 平方根值均大于因子间相关系数绝对值的最大值,说明各潜变量之间不仅有一定相关性,且具有良好的区分效度(见表3)。以上检验结果表明,本文所采用的测量量表具有较好的信度和效度。

表 2 各构念测量与量表信效度

变量	构念及测量	因子载荷	t 值	CR	Cronbach ' s α
感知品牌开源文化	我感觉[产品品牌名]所在企业重视知识共享	0.786 2	26.973 1	0.796 1	0.790 8
	我相信[产品品牌名]所在企业愿意帮助他人	0.683 3	23.036 2		
	我认为[产品品牌名]所在企业认为合作很重要	0.705 6	22.220 0		
	我认为[产品品牌名]所在的企业重视开源项目获得的声誉	0.631 7	15.590 1		
感知智能	[产品品牌名]能根据我的指令理解我的需求,快速完成任务	0.675 7	22.084 0	0.7215	0.7188
	[产品品牌名]能以易于理解的方式与我交流	0.630 5	18.361 4		
	[产品品牌名]能给我提供有效的答案	0.734 1	26.637 3		
AI 产品信任	我认为[产品品牌名]具备为我服务的足够能力	0.655 1	21.556 2	0.727 0	0.723 0
	[产品品牌名]提供的服务准确且稳定	0.662 6	24.212 0		
	[产品品牌名]提供的服务符合我的需求与期望	0.738 1	26.693 7		
长期使用意愿	我打算长期使用[产品品牌名]	0.705 1	22.444 0	0.772 5	0.758 2
	我希望再次体验[产品品牌名]	0.809 0	34.272 1		
	如果可以,我想要停止使用[产品品牌名]	0.668 0	17.436 3		
信息自主披露意愿	当[产品品牌名]向我索取个人信息时,我愿意提供对应的个人信息以获得需要的服务	0.818 5	42.339 3	0.883 9	0.878 6
	我在与[产品品牌名]分享个人信息时总是很诚实	0.700 0	26.119 1		
	我愿意对[产品品牌名]透露我的个人信息	0.877 2	50.932 2		
	即使我知道[产品品牌名]会使用我的个人隐私信息,我依旧会向它分享我的个人信息	0.836 0	51.937 1		
品牌的国家科技资产	我认为[产品品牌名]与[国家名]的科技实力有关	0.702 8	26.788 3	0.847 4	0.846 0
	我认为[产品品牌名]折射了[国家名]科技发展的水平	0.709 1	24.859 0		
	我认为[产品品牌名]的创新成果代表[国家名]高新技术应用的成果	0.718 4	26.674 1		
	我认为[产品品牌名]在顾客心中是[国家名]科技创新成果的象征	0.694 4	24.265 8		
	我认为[产品品牌名]的发展得益于[国家名]产业技术的优势	0.614 4	19.021 6		
	我认为[产品品牌名]是体现[国家名]综合技术实力的例子	0.718 4	24.617 2		

表2(续)

变量	构念及测量	因子载荷	t 值	CR	Cronbach's α
能力型国家品牌形象	[国家]让人感觉是有能力的	0.803 1	38.517 2	0.870 6	0.865 8
	[国家]让人感觉是有胜任力的	0.776 5	40.067 0		
	[国家]让人感觉是有效率的	0.757 2	35.341 0		
	[国家]让人感觉是有才智的	0.830 0	40.792 3		
温暖型国家品牌形象	[国家]让人感觉是体贴的	0.907 4	99.795 3	0.967 1	0.966 7
	[国家]让人感觉是友好的	0.941 1	186.461 2		
	[国家]让人感觉是温暖的	0.943 3	186.003 0		
	[国家]让人感觉是亲和的	0.960 2	236.770 1		

表3 皮尔逊相关性与区分效度分析结果

变量	1	2	3	4	5	6	7	8
1. 感知品牌开源文化	0.703 9							
2. 感知智能	0.461 5 ***	0.681 4						
3. AI 产品信任	0.477 9 ***	0.635 2 ***	0.686 2					
4. 品牌的国家科技资产	0.304 8 ***	0.390 5 ***	0.425 6 ***	0.693 8				
5. 长期使用意愿	0.542 4 ***	0.573 3 ***	0.612 0 ***	0.371 3 ***	0.729 8			
6. 信息自主披露意愿	0.360 1 ***	0.353 7 ***	0.489 0 ***	0.332 0 ***	0.426 7 ***	0.810 6		
7. 能力型国家品牌形象	0.209 2 ***	0.195 4 ***	0.199 6 ***	0.217 9 ***	0.185 7 ***	0.455 6 ***	0.792 2	
8. 温暖型国家品牌形象	0.249 9 ***	0.124 4 ***	0.139 5 ***	0.227 6 ***	0.231 5 ***	0.279 0 ***	0.650 9 ***	0.938 2
均值	5.770 8	5.899 2	5.867 8	5.725 7	5.951 9	4.857 6	5.907 4	4.970 4
标准差	0.865 8	0.704 4	0.763 3	0.779 3	0.858 9	1.282 7	0.966 4	1.823 7

注：* 表示 $P<0.05$ ，** 表示 $P<0.01$ ，*** 表示 $P<0.001$ ，后表同；斜对角线为各变量的 AVE 平方根值。

(二)假设检验

1. 感知品牌开源文化、感知智能对用户 AI 产品态度的直接影响

首先,独立样本 t 检验结果显示,闭源模型和开源模型的感知品牌开源文化水平具有明显差异($M_{闭源} = 5.651\ 1, M_{开源} = 5.977\ 7, t(732) = -5.0047, P < 0.001$);在感知智能水平上并无明显差异($M_{闭源} = 5.873\ 1, M_{开源} = 5.944\ 2, t(732) = -1.318\ 8, P = 0.187\ 7$),表明感知品牌开源文化能够对模型的开/闭源技术模式进行有效的感知测量。其次,在控制性别($\beta = -0.051\ 5, P = 0.065\ 2$)、年龄($\beta = 0.019\ 6, P > 0.1$)、学历($\beta = -0.087\ 2, P = 0.002\ 7$)、收入($\beta = 0.077\ 9, P = 0.011\ 8$)等变量后,感知品牌开源文化($\beta = 0.351\ 1, P < 0.001$)和感知智能($\beta = 0.398\ 9, P < 0.001$)均对长期使用意愿产生正向作用,假设 1a 和假设 2a 得到验证。在控制性别($\beta = -0.070\ 3, P = 0.031\ 3$)、年龄($\beta = 0.141\ 3, P < 0.001$)、学历($\beta = 0.071\ 6, P = 0.034\ 6$)、收入($\beta = 0.136\ 9, P < 0.001$)等变量后,感知品牌开源文化($\beta = 0.233\ 2, P < 0.001$)和感知智能($\beta = 0.206\ 1, P < 0.001$)对其具有正向影响,假设 1b 和假设 2b 得到验证。总体而言,感知品牌开源文化和感知智能对用户 AI 产品态度具有正

向影响。

2. 品牌的国家科技资产与 AI 产品信任的中介效应

本文在直接效应的基础上加入品牌的国家科技资产与 AI 产品信任进行中介效应检验。考虑到模型完整性和变量之间的相互作用关系,本文采用结构方程模型进行分析,并选取最大似然估计(MLE)对基础模型进行参数估计,模型分析结果如表 4 所示。模型拟合结果为: $\chi^2_{(218)} = 434.0598$, $\chi^2/df = 1.9911$, $P = 0.0000$, GFI = 0.9511, CFI = 0.9698, NFI = 0.9414, TLI = 0.9649, PNFI = 0.8111, RMSEA = 0.0368, SRMR = 0.0405。其中,卡方与自由度比值小于 3, NFI、TLI 均大于 0.9, RMSEA 和 SRMR 均小于 0.05,各项指标表明模型整体拟合优度良好。

路径分析结果显示,在加入中介变量后,感知品牌开源文化正向影响长期使用意愿($\beta = 0.2824$, $P < 0.001$),对信息自主披露意愿的影响不明显($\beta = 0.0887$, $P > 0.1$)。感知智能对信息自主披露意愿具有负向影响($\beta = -0.5637$, $P < 0.01$),对长期使用意愿的影响不明显($\beta = 0.0764$, $P > 0.1$)。感知品牌开源文化($\beta = 0.1232$, $P < 0.05$)和感知智能($\beta = 0.4138$, $P < 0.001$)对品牌的国家科技资产存在正向影响,品牌的国家科技资产明显增强 AI 产品信任($\beta = 0.1467$, $P < 0.001$),进而正向影响长期使用意愿($\beta = 0.5812$, $P < 0.001$)和信息自主披露意愿($\beta = 0.8959$, $P < 0.001$)。假设 3a、假设 3b、假设 4a 和假设 4b 得到验证,即品牌的国家科技资产和 AI 产品信任在感知品牌开源文化和感知智能对长期使用意愿和信息自主披露意愿的影响中发挥中介作用。值得注意的是,纳入中介变量后,感知智能经由中介变量产生正向间接效应,在控制该路径的正向影响后,感知智能的直接效应转为负向,意味着其作用机制可能存在不一致的中介特征。感知智能既可能通过中介变量促进信息自主披露意愿,也可能通过风险感知、隐私担忧或信息控制感下降等未被该中介变量解释的机制抑制信息自主披露意愿。该结果印证了前文关于感知智能双重作用路径的理论推断。

为了进一步验证假设 4a 与假设 4b 中介效应结果的稳健性并验证假设 5a 与假设 5b 的链式中介效应,本文采用插件 PROCESS 中的 MODEL 4 和 MODEL 6 对中介效应进行检验。设置拔靴(bootstrap)抽样次数为 5 000 次,置信水平为 95%,以置信区间中是否包含 0 作为中介效应是否存在的判定标准:若置信区间不包含 0,说明存在中介效应,反之则不存在。结果见表 5。针对 AI 产品信任的中介检验结果显示:感知品牌开源文化通过 AI 产品信任影响长期使用意愿的间接效应值为 0.2020,95%置信区间为[0.1542, 0.2577];通过 AI 产品信任影响信息自主披露意愿的间接效应值为 0.2477,95%置信区间为[0.1216, 0.2166],两条路径的置信区间均不包含 0。由此说明,AI 产品信任在感知品牌开源文化影响长期使用意愿和信息自主披露意愿的路径中起中介作用,假设 4a 得到验证。感知智能通过 AI 产品信任影响长期使用意愿的间接效应值为 0.3046,95%置信区间为[0.1909, 0.3096];通过 AI 产品信任影响信息自主披露意愿的间接效应值为 0.4474,95%置信区间为[0.1838, 0.3074],上述置信区间均不包含 0。这一结果表明,AI 产品信任在感知智能影响长期使用意愿和信息自主披露意愿的路径中起中介作用,假设 4b 得到验证。

链式中介检验结果表明,品牌的国家科技资产与 AI 产品信任在两类前因变量影响结果变量的过程中均发挥了明显的链式中介作用。在感知品牌开源文化影响长期使用意愿的模型中,链式中介效应值为 0.0313,95%置信区间为[0.0109, 0.0601],不包含 0;直接效应值为 0.3094,95%置信区间为[0.2491, 0.3697];在感知品牌开源文化影响信息自主披露意愿的模型中,链式中介效应值为 0.0428,95%置信区间为[0.0244, 0.0685],置信区间不包含 0。上述两条路径的链式中介效应均统计显著,假设 5a 得到验证。在感知智能影响长期使用意愿的模型中,链式中介效应值为 0.0364,95%置信区间为[0.0203, 0.0570];在感知智能影响信息自主披露意愿的模型中,链式中介效应值为 0.0519,95%置信区间为[0.0293, 0.0841],不包含 0;直接效应值为 0.0686,95%置信区间为[-0.0776, 0.2147],包含 0,未达到显著水平。这说明感知智能对信息自主披露意愿的影响主要通过品牌的国家科技资产与 AI 产品信任传递,假设 5b 得到验证。

表 4 基本模型的路径系数

自变量	因变量	SE	t 值	P 值	标准化回归系数
感知品牌开源文化	长期使用意愿	0.035 4	5.463 9	***	0.282 4
	信息自主披露意愿	0.087 2	1.312 7	0.189 3	0.088 7
感知智能	长期使用意愿	0.107 8	0.639 7	0.522 4	0.076 4
	信息自主披露意愿	0.354 1	-2.702 8	**	-0.563 7
感知品牌开源文化	品牌的国家科技资产	0.045 3	2.078 7	*	0.123 2
	AI 产品信任	0.042 3	2.393 2	*	0.127 0
感知智能	品牌的国家科技资产	0.065 7	6.332 6	***	0.413 8
	AI 产品信任	0.075 8	10.310 0	***	0.744 4
品牌的国家科技资产	AI 产品信任	0.041 1	3.724 9	***	0.146 7
AI 产品信任	长期使用意愿	0.107 3	4.657 4	***	0.581 2
	信息自主披露意愿	0.351 3	4.820 3	***	0.895 9

表 5 中介效应的路径检验结果

类别	路径	效应值	95%置信区间		P 值	结论
			下限	上限		
路径 1	感知品牌开源文化→AI 产品信任→长期使用意愿	0.202 0	0.154 2	0.257 7	0.000 0	支持假设 4a
	直接效应	0.323 4	0.263 3	0.383 6	0.000 0	
	总效应	0.525 4	0.465 2	0.585 7	0.000 0	
路径 2	感知品牌开源文化→AI 产品信任→信息自主披露意愿	0.247 7	0.121 6	0.216 6	0.000 0	
	直接效应	0.234 5	0.131 9	0.337 1	0.000 0	
	总效应	0.482 2	0.385 0	0.579 4	0.000 0	
路径 3	感知智能→AI 产品信任→长期使用意愿	0.304 6	0.190 9	0.309 6	0.000 0	支持假设 4b
	直接效应	0.375 0	0.289 0	0.461 0	0.000 0	
	总效应	0.679 6	0.606 7	0.752 4	0.000 0	
路径 4	感知智能→AI 产品信任→信息自主披露意愿	0.447 4	0.183 8	0.307 4	0.000 0	
	直接效应	0.119 6	-0.025 4	0.264 6	0.106 3	
	总效应	0.567 0	0.446 4	0.687 6	0.000 0	
路径 5	感知品牌开源文化→品牌的国家科技资产→AI 产品信任→长期使用意愿	0.031 3	0.010 9	0.060 1	0.000 0	支持假设 5a
	直接效应	0.309 4	0.249 1	0.369 7	0.000 0	
	总效应	0.525 5	0.418 8	0.625 4	0.000 0	

表5(续)

类别	路径	效应值	95%置信区间		P 值	结论
			下限	上限		
路径 6	感知品牌开源文化→品牌的国家科技资产→AI 产品信任→信息自主披露意愿	0.042 8	0.024 4	0.068 5	0.000 0	支持假设 5b
	直接效应	0.210 1	0.107 3	0.312 9	0.000 0	
	总效应	0.482 2	0.354 7	0.605 3	0.000 0	
路径 7	感知智能→品牌的国家科技资产→AI 产品信任→长期使用意愿	0.036 4	0.020 3	0.057 0	0.000 0	
	直接效应	0.349 3	0.262 4	0.436 2	0.000 0	
	总效应	0.679 6	0.574 7	0.781 3	0.000 0	
路径 8	感知智能→品牌的国家科技资产→AI 产品信任→信息自主披露意愿	0.051 9	0.029 3	0.084 1	0.000 0	
	直接效应	0.068 6	-0.077 6	0.214 7	0.357 2	
	总效应	0.567 0	0.439 5	0.687 6	0.000 0	

3. 温暖型国家品牌印象和能力型国家品牌印象的调节效应检验

本文采用插件 PROCESS 中的 MODEL 83 检验温暖型国家品牌印象在感知品牌开源文化对品牌的国家科技资产影响路径中的调节效应,以及该变量对整体链式中介路径的调节中介效应。实证结果显示,感知品牌开源文化与温暖型国家品牌印象的交互项对品牌的国家科技资产具有正向影响($b=0.102\ 6, P<0.00\ 1$),表明温暖型国家品牌印象的调节效应成立。进一步的调节中介效应检验结果表明:在感知品牌开源文化影响长期使用意愿的模型中,温暖型国家品牌印象对链式中介的调节效应值为 0.013 9,95% 置信区间为 [0.006 6, 0.022 7];在感知品牌开源文化影响信息自主披露意愿的模型中,温暖型国家品牌印象对链式中介的调节效应值为 0.016 4,95%置信区间为 [0.008 0, 0.026 5]。上述置信区间均不包含 0,证实调节中介效应统计显著,假设 6 得到验证。

同时,本文基于插件 PROCESS 中的 MODEL 83 检验能力型国家品牌印象的调节作用及调节中介效应。实证结果显示,感知智能与能力型国家品牌印象的交互项对品牌的国家科技资产具有正向影响($b=0.143\ 1, P<0.001$),主调节效应成立。调节中介检验结果显示,在感知智能影响长期使用意愿的模型中,能力型国家品牌印象对链式中介的调节效应值为 0.012 2,95%置信区间为 [0.003 2, 0.020 9];在感知智能影响信息自主披露意愿的模型中,能力型国家品牌印象对链式中介的调节效应值为 0.017 4,95%置信区间为 [0.005 1, 0.030 8]。上述置信区间均不包含 0,证实调节中介效应统计显著,假设 7 得到验证。本部分所有检验结果见表 6。

表 6 调节效应的路径检验结果

变量	品牌的国家科技资产(模型 1)		品牌的国家科技资产(模型 2)	
	回归系数	95%置信区间	回归系数	95%置信区间
感知品牌开源文化	-0.171 5 **	[-0.300 7, -0.042 3]		
感知智能	-0.466 5 **	[-0.803 8, -0.129 3]		

表6(续)

变量	品牌的国家科技资产(模型1)		品牌的国家科技资产(模型2)	
	回归系数	95%置信区间	回归系数	95%置信区间
温暖型国家品牌印象	-0.493 1***	[-0.666 6,-0.319 6]		
能力型国家品牌印象	-0.516 7**	[-0.859 8,-0.173 6]		
感知品牌开源文化×温暖型国家品牌印象	0.102 6***	[0.072 7,0.132 5]		
感知智能×能力型国家品牌印象	0.143 1***	[0.084 6,0.201 5]		
常数项	5.876 6***	[5.081 7,6671 5]	6.178 7***	[4.195 7,8.161 6]
性别	-0.086 8	[-0.192 5,0.018 9]	-0.029 0	[-0.125 4,0.067 4]
年龄	-0.019 6	[-0.065 8,0.026 7]	-0.015 1	[-0.057 4,0.027 2]
学历	0.103 7*	[0.017 4,0.190 0]	0.108 5**	[0.029 7,0.187 3]
家庭月收入	0.022 9*	[0.001 8,0.043 9]	0.017 0	[-0.002 3,0.036 2]
R ²	0.454 4		0.580 8	
F 值	26.985 8***		53.791 6***	

五、结论与启示

在生成式人工智能技术迅猛发展、全球科技竞争日益激烈的时代背景下,本文以生成式人工智能的用户感知为主要研究点,通过对 734 份用户问卷数据进行实证分析,从软实力和硬实力两个维度探究感知品牌开源文化和感知智能如何通过共同塑造品牌的国家科技资产影响 AI 产品信任 and 用户态度,并进一步探讨能力型国家品牌印象和温暖型国家品牌印象在其中的调节作用。本文的研究具有以下的理论贡献和管理启示。

(一)理论贡献

首先,从用户感知视角切入,通过引入感知品牌开源文化将技术层面的开源与闭源的探讨延展至品牌文化维度,拓展了人工智能领域中品牌文化与用户认知交互的研究视角。本文系统阐释了感知品牌开源文化并不仅仅局限于技术层面的共享与协作,更体现为企业在价值观层面的透明化、包容性与社会责任担当,因而成为推动行业健康发展与社会可持续发展的重要支点^[16]。在此基础上,本文将文化要素纳入技术信任的形成机制,由此构建出“感知品牌开源文化→品牌的国家科技资产→用户信任→用户行为意愿”的传导路径。这一理论框架不仅深化了对 AI 信任机制的理解,也凸显了人工智能品牌开源在促进技术创新与社会信任协同演进过程中的关键作用,为 AI 品牌在创新驱动与责任治理之间实现动态平衡提供了新的理论支撑。

其次,本文将品牌的国家科技资产纳入人工智能产品分析框架,并在新兴技术情境下验证了该构念的适用性。该构念突破了传统品牌资产研究中的微观企业视角,将国家战略层面的科技资源、政策支持与用

户认知紧密结合,揭示了国家科技实力在用户品牌认知过程中的联结作用^[25]。在人工智能这一高度依赖前沿科技和制度环境的领域,国家科技资产不仅为品牌提供宏观层面的制度与资源保障,更通过强化用户对品牌技术可靠性与长期可持续性的信任,促进了品牌价值的生成与转化。本文验证了品牌的国家科技资产在影响路径中的中介效应,并揭示了温暖型国家品牌印象和能力型国家品牌印象对品牌的国家科技资产的影响路径的调节作用。上述结论进一步佐证了品牌的国家科技资产构念在 AI 情境下的适用性,也回应了当前学术界关于如何在技术创新与国家战略之间搭建用户认知桥梁的研究议题,为未来探讨 AI 品牌建设、科技治理与用户信任之间的互动机制提供了新的理论视角与研究方向。

最后,本文从用户隐私与信息管理的视角切入,将信息自主披露意愿纳入生成式人工智能的研究框架,强调了隐私权衡在人机交互中的核心地位。本文的实证结果表明,未纳入中介变量时,感知智能对信息自主披露意愿的主效应统计显著($\beta=0.206, P<0.001$);在纳入中介变量后,感知智能对信息自主披露意愿的影响分解为正向的间接效应和负向的直接效应($\beta=-0.5633, P<0.01$)。这一结果表明,感知智能对信息自主披露意愿的正向影响主要通过中介路径实现,在控制相关中介变量后,感知智能无法被中介机制解释的剩余直接效应呈现明显的抑制作用。究其原因,在高智能场景下,用户的隐私担忧与风险感知被强化,从而削弱其披露个人信息的意愿^[4,23]。该研究结论揭示了智能产品使用与信息安全之间的悖论,与文化机制和国家机制所带来的信任增益效应形成鲜明对比。这种负面效应并非单一线性关系,当用户对 AI 服务的感知收益超过其风险评估时,信息披露意愿仍可能增加。这一发现将用户隐私决策解释为一种动态权衡过程,揭示了在 AI 品牌构建中用户隐私与信息自主权的重要性^[14]。

(二)管理启示

生成式人工智能的快速发展正在重塑全球科技竞争格局,用户对其的信任与态度不仅取决于技术能力,还受到品牌开源文化与国家科技形象等多重因素的影响。

首先,应通过产品技术能力与品牌开源文化双路径构建用户信任。技术实力仍是信任的理性基础,企业需优先强化产品功能与持续技术创新,以长期主义的理念应对竞争并积累品牌价值。与此同时,当前 AI 行业正从单一技术突破转向生态协同,开源理念正在重塑竞争规则。以 DeepSeek 为典型代表的本土化开源实践,有效推动了中国 AI 产业开放创新进程,重构了产业协同发展机制。相较于封闭化技术研发模式,开源模式具备公开透明的核心特征,能够创造远超单向技术输出的双向资源互通与发展机遇。在此产业背景下,中国 AI 企业应当主动把握开源战略发展窗口期,积极搭建自主可控的开源品牌生态。当开源生态形成常态化、自循环的协同共创体系后,企业将逐步掌握行业技术标准制定话语权与商业价值主导权,最终构建起产业协作、创新共赢的良性发展格局。

其次,国家层面的科技资源、政策支持与制度保障能够提升用户对人工智能产品的权威性与可信度认知。品牌的国家科技资产体现国家科技能力在品牌层面的映射,有助于增强用户对生成式人工智能的认知信任。本文的研究结果表明,用户对不同品牌的国家科技资产的评价存在差异,并且其内涵正在扩展。以 DeepSeek 与 LLaMA 为代表的开源品牌,使科技资产的内涵不再局限于科研投入、政策支持与制度保障,而开始纳入开源文化等因素。基于此,企业需重新审视国家形象与技术能力之间的关系,制定分阶段国际影响力提升战略。在微观层面借助国家科技资产的杠杆效应,将国家科技能力与开放创新形象转化为品牌资产;在宏观层面推进国家品牌叙事,通过技术创新与开源模式塑造共享、可靠、安全与可控的国家品牌联想。

最后,感知智能在提升用户对 AI 产品功能价值预期的同时,也可能因引发更高层次的隐私担忧而抑制

用户的信息自主披露意愿。这一结果凸显了产品智能价值与隐私保护之间的矛盾张力,提示人工智能企业在追求高智能化发展的过程中,必须同步推进隐私治理与风险管理。企业可运用差分隐私、联邦学习等技术手段增强用户对数据安全的信心,同时建立透明的隐私政策与可控的信息披露机制,以降低用户的风险感知。当用户对服务收益的预期强于对风险的担忧时,其信息披露意愿将得以激活,从而形成信任与使用的良性循环。由此可知,隐私机制不仅是 AI 产品获得用户长期信任的关键环节,也是企业实现技术创新与用户接受之间动态平衡的重要战略支点。上述三个层面并非相互割裂,而是形成一套由品牌战略切入、塑造国家品牌联想,最终落地优化产品策略的递进式协同体系,为打造人工智能驱动的新质生产力体系、培育智能经济新形态提供实践支撑^[41-42]。

参考文献:

- [1]余南平. 通用人工智能时代的国际权力重塑[J]. 中国社会科学,2025(4):41-59.
- [2]Chesbrough H. The logic of open innovation;managing intellectual property[J]. California Management Review,2003,45(3):33-58.
- [3]Bogers M,Chesbrough H,Moedas C. Open innovation;research, practices, and policies[J]. California Management Review,2018,60(2):5-16.
- [4]Shuqair S,Pinto D C,Miltgen C L,et al. When powerful artificial intelligence backfires[J]. International Journal of Hospitality Management,2024,120:103778.
- [5]Dahlander L,Gann D M. How open is innovation? [J]. Research Policy,2010,39(6):699-709.
- [6]Laursen K,Salter A. Open for innovation;the role of openness in explaining innovation performance among U. K. manufacturing firms[J]. Strategic Management Journal,2006,27(2):131-150.
- [7]Alexy O,Henkel J,Wallin M W. From closed to open:job role changes, individual predispositions, and the adoption of commercial open source software development[J]. Research Policy,2013,42(8):1325-1340.
- [8]Bhatt P,Ahmad A J,Roomi M A. Social innovation with open source software:user engagement and development challenges in India[J]. Technovation,2016,52/53:28-39.
- [9]Daniel S L,Maruping L M,Cataldo M,et al. The impact of ideology misfit on open source software communities and companies[J]. MIS Quarterly,2018,42(4):1069-1096.
- [10]Kilamo T,Hammouda I,Mikkonen T,et al. From proprietary to open source:growing an open source ecosystem[J]. Journal of Systems and Software,2012,85(7):1467-1478.
- [11]Stewart K J,Gosain S. The impact of ideology on effectiveness in open source software development teams[J]. MIS Quarterly,2006,30(2):291-314.
- [12]von Hippel E,von Krogh G. Open source software and the “private-collective” innovation model:issues for organization science[J]. Organization Science,2003,14(2):209-223.
- [13]Bhattacharjee A. Understanding information systems continuance;an expectation-confirmation model[J]. MIS Quarterly,2001,25(3):351-370.
- [14]Al-Natour S,Benbasat I,Cenfetelli R. Designing online virtual advisors to encourage customer self-disclosure;a theoretical model and an empirical test[J]. Journal of Management Information Systems,2021,38(3):798-827.
- [15]Choi S,Zhou J R. Inducing consumers' self-disclosure through the fit between Chatbot's interaction styles and regulatory focus[J]. Journal of Business Research,2023,166:114127.
- [16]Choi N,Chengalur-Smith I,Nevo S. Loyalty, ideology, and identification;an empirical study of the attitudes and behaviors of passive users of open source software[J]. Journal of the Association for Information Systems,2015,16(8):674-706.
- [17]West J,Gallagher S. Challenges of open innovation;the paradox of firm investment in open - source software[J]. R&D Management,2006,36(3):319-331.
- [18]Wu C G,Gerlach J H,Young C E. An empirical analysis of open source software developers' motivations and continuance intentions[J]. Information & Management,2007,44(3):253-262.
- [19]Balakrishnan J,Abed S S,Jones P. The role of meta-UTAUT factors, perceived anthropomorphism, perceived intelligence, and social self-efficacy in chatbot-based services? [J]. Technological Forecasting and Social Change,2022,180:121692.

- [20] Ling E C, Tussyadiah I, Liu A, et al. Perceived intelligence of artificially intelligent assistants for travel: scale development and validation[J]. *Journal of Travel Research*, 2025, 64(2): 299-321.
- [21] Moussawi S, Koufaris M, Benbunan-Fich R. The role of user perceptions of intelligence, anthropomorphism, and self-extension on continuance of use of personal intelligent agents[J]. *European Journal of Information Systems*, 2023, 32(3): 601-622.
- [22] Malhotra G, Ramalingam M. Perceived anthropomorphism and purchase intention using artificial intelligence technology: examining the moderated effect of trust[J]. *Journal of Enterprise Information Management*, 2023, 38(2): 401-423.
- [23] Cai R Y, Wang Y C, Sun J. Customers' intention to compliment and complain via AI-enabled platforms: a self-disclosure perspective[J]. *International Journal of Hospitality Management*, 2024, 116: 103628.
- [24] 何佳讯. 国家品牌战略[M]. 北京: 北京大学出版社, 2023.
- [25] 何佳讯, 刘世洁, 吴梦婷. 品牌的国家科技资产: 基于顾客的概念建立、量表开发及其理论关系实证研究[J]. *商业经济与管理*, 2025(2): 74-87.
- [26] Story J W. The effects of perceived technological incongruence on perceptions of fit between countries, products, and attributes[J]. *Journal of Business Research*, 2005, 58(10): 1310-1319.
- [27] White C L. Brands and national image: an exploration of inverse country-of-origin effect[J]. *Place Branding and Public Diplomacy*, 2012, 8(2): 110-118.
- [28] He J X, Ge J Y. The dual impetus for perceived brand globalness and brand competence in a rapidly changing environment: the role of Brand-Nation Connection[J]. *International Marketing Review*, 2023, 40(1): 4-27.
- [29] Connelly B L, Certo S T, Ireland R D, et al. Signaling theory: a review and assessment[J]. *Journal of Management*, 2011, 37(1): 39-67.
- [30] Chi O H, Jia S Z, Li Y F, et al. Developing a formative scale to measure consumers' trust toward interaction with artificially intelligent (AI) social robots in service delivery[J]. *Computers in Human Behavior*, 2021, 118: 106700.
- [31] Choung H, David P, Ross A. Trust in AI and its role in the acceptance of AI technologies[J]. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 2023, 39(9): 1727-1739.
- [32] Saffarizadeh K, Keil M, Maruping L. Relationship between trust in the AI creator and trust in AI systems: the crucial role of AI alignment and steerability[J]. *Journal of Management Information Systems*, 2024, 41(3): 645-681.
- [33] 焦豪, 杨季枫. 数字技术开源社区的治理机制: 基于悖论视角的双案例研究[J]. *管理世界*, 2022, 38(11): 207-232.
- [34] Glikson E, Woolley A W. Human trust in artificial intelligence: review of empirical research[J]. *Academy of Management Annals*, 2020, 14(2): 627-660.
- [35] Mostafa R B, Kasamani T. Antecedents and consequences of chatbot initial trust[J]. *European Journal of Marketing*, 2022, 56(6): 1748-1771.
- [36] Laroche M, Papadopoulos N, Heslop L A, et al. The influence of country image structure on consumer evaluations of foreign products[J]. *International Marketing Review*, 2005, 22(1): 96-115.
- [37] Fiske S T, Cuddy A J C, Glick P, et al. A model of (often mixed) stereotype content: competence and warmth respectively follow from perceived status and competition[J]. *Journal of Personality and Social Psychology*, 2002, 82(6): 878-902.
- [38] Maheswaran D. Country of origin as a stereotype: effects of consumer expertise and attribute strength on product evaluations[J]. *Journal of Consumer Research*, 1994, 21(2): 354-365.
- [39] Chattalas M, Kramer T, Takada H. The impact of national stereotypes on the country of origin effect: a conceptual framework[J]. *International Marketing Review*, 2008, 25(1): 54-74.
- [40] Diamantopoulos A, Florack A, Halkias G, et al. Explicit versus implicit country stereotypes as predictors of product preferences: insights from the stereotype content model[J]. *Journal of International Business Studies*, 2017, 48(8): 1023-1036.
- [41] 戚聿东, 沈天洋. 人工智能赋能新质生产力: 逻辑、模式及路径[J]. *经济与管理研究*, 2024, 45(7): 3-17.
- [42] 任保平, 刘备. 面向“十五五”时期中国智能经济新形态发展的新动能培育[J]. *首都经济贸易大学学报*, 2026, 28(2): 29-38.

Impact of Perceived Brand Open-Source Culture on User Attitudes

—The Chain Mediating Effect of AI Product Trust and Customer-Based National Technological Equity

HE Jiaxun¹, HU Jingyi¹, ZHANG Zixin²

(1. East China Normal University, Shanghai 200062;

2. Donghua University, Shanghai 200051)

Abstract: The rapid development of generative artificial intelligence (AI) has propelled technological innovation and reshaped the strategic landscape of global technological competition. Against this backdrop, open-source and closed-source technical routes in AI development embody distinct innovation logic and strategic orientations. Representative open-source models, such as DeepSeek's MoE-16B and Meta's LLaMA-2, advance transparent and controllable innovation through code auditability and developer ecosystem co-development. By contrast, closed-source models, such as OpenAI's GPT-4 and Google's Gemini, preserve advantages in technological leadership and patent development.

From the perspective of open innovation theory, open-source and closed-source approaches are not merely alternative technical routes; they represent contrasting modes of knowledge governance and innovation paradigms. Open-source innovation emphasizes resource integration and sharing, whereas closed-source innovation prioritizes the control of intellectual property and value appropriation. Accordingly, both extend beyond firm-level technology strategy to broader questions of how AI brands balance user trust with national strategic imperatives through governance frameworks, thereby strengthening the institutional and cultural foundations for long-term competitiveness in the global AI landscape.

This paper examines eight representative generative AI product brands from China and the United States to clarify how perceived brand open-source culture and perceived intelligence shape user attitudes. Based on a survey of 734 users across China, the results show that perceived brand open-source culture positively predicts both long-term usage intention and willingness to disclose information. Perceived intelligence strengthens long-term usage intention. Its direct effect on willingness to disclose information is significantly positive, but becomes negative after mediating variables are introduced. Customer-based national technological equity (NTE) and AI product trust mediate these effects. In addition, national brand warmth and national brand competence moderate the positive effects of perceived brand open-source culture and perceived intelligence on customer-based NTE, respectively.

From a techno-cultural perspective, this paper extends open-source culture from a technical dichotomy of open versus closed to a branding-oriented cultural construct. By incorporating customer-based NTE into the analytical framework, it enriches the application of national brand equity theory in the AI domain. Further, from the standpoints of privacy and information management, it highlights privacy trade-offs in human-machine interaction and explicates the negative role of high perceived intelligence in willingness to disclose information. Overall, the findings offer practical insights into how generative AI firms can leverage perceived brand open-source culture and technological innovation to strengthen their competitive advantage.

Keywords: generative AI; perceived brand open-source culture; perceived intelligence; AI product trust; customer-based national technological equity

编校:李 叶