

媒介想象还是技术理性? ——用户对大模型对话应用的认知方式与信任效果分析

燕东祺¹, 张洪忠¹, 林润¹, 何苑²

(1. 北京师范大学 新闻传播学院,北京 100875;2. 河北大学 新闻传播学院,河北 保定 071002)

摘要:基于大模型技术的 ChatGPT 突破了以往智能对话应用的技术优势和对话体验,并引发了互联网上的广泛关注。长期以来,社会大众主要通过媒体创作想象和专业理性知识两种方式获得有关人工智能技术的信息,建立对智能技术的认知基础。这两类信息接触方式影响用户对大模型对话应用的认知与信任关系。基于媒介想象接触信息会显著正向影响用户对大模型应用的信任,但基于专业性知识的理性信息接触却未对用户信任形成显著影响。在用户对大模型应用的信任形成过程中,作为“线索路径”的社会启发式、利益启发式认知机制,以及作为“行为路径”的交互、社会交换机制等因素均可对信息接触与大模型对话应用信任之间的关系起到显著中介效应。但在目前阶段,媒介想象在前端产生的影响效果更甚于后者。鉴于大模型对话应用正处于蓬勃发展阶段,产品更新和技术迭代也日趋加速,研究进一步对 AI 应用的交互性和社会行动者角色在影响未来人机信任方面的重要作用进行了探讨。

关键词:大模型对话应用;互动媒体效应;人机交互;人机信任

中图分类号:G206;C912 文献标志码:A 文章编号:1000-579X(2025)04-0052-15

Media Imagination or Technological Rationality?

—Analysis of Users' Cognitive Modes and Trust Effects in Dialogue

Applications of Large Language Models

YAN Dongqi¹, ZHANG Hongzhong¹, LIN Run¹, HE Yuan²

(1. School of Journalism and Communication, Beijing Normal University, Beijing 100875;

2. School of Journalism and Communication, Hebei University, Baoding, Hebei 071002, China)

Abstract: ChatGPT, based on large model technology, has broken through the technical advantages and dialogue experience of previous intelligent dialogue applications and has attracted wide-

收稿日期:2024-11-06

基金项目:国家社科基金重大项目“增强中华文明海外网络传播力影响力研究”(编号:23ZDA094)

作者简介:燕东祺(1998—),女,内蒙古呼和浩特人,北京师范大学新闻传播学院新媒体传播研究中心研究员。主要研究方向为智能传播、国际传播。

张洪忠(1969—),男,四川乐山人,北京师范大学新闻传播学院教授、博士生导师,北京师范大学新媒体传播研究中心主任。主要研究方向为智能传播、国际传播。

林润(2000—),男,河北邢台人,北京师范大学新闻传播学院新媒体传播研究中心研究员。主要研究方向为智能传播、国际传播。

何苑(1983—),女,贵州贵阳人,河北大学新闻传播学院副教授、硕士生导师。主要研究方向为智能传播、算法文化、青年亚文化。

spread attention on the Internet. For a long time, the general public has mainly obtained information about artificial intelligence technology through two ways: media-created imagination and professional rational knowledge, establishing a cognitive foundation for intelligent technology. These two types of information contact methods affect users' cognitive and trust relationship with large model dialogue applications. Contacting information based on media imagination has a significant positive impact on users' trust in large model applications, but rational information contact based on professional knowledge does not have a significant impact on users' trust. In the process of users' trust formation towards large model applications, factors such as the "clue path" social heuristic and interest heuristic cognitive mechanisms, as well as the "behavioral path" interaction and social exchange mechanisms, can all play a significant mediating role in the relationship between information exposure and trust in large model dialogue applications. However, at the current stage, the influence effect generated by media imagination at the front end is more prominent than the latter. Given that large model dialogue applications are in a stage of vigorous development and product updates and technological iterations are accelerating, the research further explores the important role of the interactivity of AI applications and the role of social actors in influencing future human-machine trust.

Key words: large model dialogue applications; interactive media effect; human-machine interactivity; human-machine trust

一、研究背景

2022年底,基于大语言模型技术开发的人工智能对话应用ChatGPT脱颖而出,引发全球关注。随后,以ChatGPT为代表的大模型应用井喷式出现,相关话题也一跃成为海内外社交媒体平台中的热点。ChatGPT的技术突破刷新了首批“尝鲜”用户对人工智能体的认知和想象,人们纷纷探讨有关技术逻辑,或畅想其应用前景^[1]。相关热议也进一步引发了非用户群体对于新一代人工智能技术的想象和探索热情。“AI的历史是一部集幻想、可能性、演示和承诺为一身的历史”^[2]。人类对人工智能的想象存在已久,如美剧《西部世界》中虚构了“有意识的人工智能”;电影《Her》也对发生在人类与人工智能主体之间的“爱情故事”展开畅想。以ChatGPT为代表的大模型应用大大提升了机器与人类用户进行多轮对话的流畅性,输出的语言也更接近人类语言特性。学者认为,这种交互模式已突破“图灵测试”的标准,甚至可能在人—机之间形成更深层的“准社会交往”关系^[3]。

除了由媒介议题引发的想象外,也有学者从批判的视角来看待大模型技术的迅速“蹿红”,如讨论实际应用中人与机器的主体性问题^[4]、人机交互中存在的潜在技术风险与伦理问题等,反映人们在面对新技术时的理性思考^[5]。事实证明,在面对许多处在崛起阶段的智能应用时,用户的认知和行为往往受到“技术想象”和“真实体验”的共同影响^[6]。这对于大模型对话应用来说也是如此。尽管它已取得众多颠覆性技术突破,但仍然有人惊呼“天才”,有人称之为“智障”,或持保守的“均值论”观点。鉴于此,本研究拟在“人—机互动媒体效应”的理论框架下,基于实证视角来探讨国内用户对大模型对话应用的技术认知、媒介建构方式、信任感以及上述感知的形成路径。

二、文献综述与问题提出

(一) 影响用户对AI应用信任的因素

当前,以ChatGPT为代表的大模型对话应用象征着一个新时代的开启:人类对人工智能的探

索不再停留于想象,而是使其能够真正落地应用,服务于现实社会的发展需求^[7]。事实上,在此之前,有关人机信任的研究便已开始从传统领域转向 AI 智能应用范畴,从最初对人类用户与 AI 应用之间是否存在信任关系的验证^[8],到关注由信任缺失导致的用户担忧^[9]。在此基础上,还有学者对用户使用对话 AI 应用时经历的三种不同信任进行了探讨,即情感信任、认知信任和组织信任^[10]。

用户对 AI 应用的信任可能受到诸多因素影响。技术层面,有证据表明,用户在基于 AI 辅助识别垃圾评论时,会因感知到的识别机制差异而产生不同程度的信任^[11],而良好的交互可视化体验则有利于提升用户对 AI 应用的信任^[12]。在使用具备人形外观的 AI 应用时,机器人的面部设计细节也是影响用户信任的重要因素之一^[13]。此外还有 AI 应用具体面向的任务类型:适当披露 AI 应用的部署和任务目的能够增强用户的信任感^[14]。在技术本体之外,有研究认为开放透明的社会文化环境和扶持、推广 AI 应用的公共政策导向同样有助于促进用户对 AI 应用的信任形成^[15]。同时,鉴于信任主体在人工智能专业技术方面掌握的相关知识和理解程度的不对称性同样会对人机信任关系构成挑战,如何形成有效的沟通渠道、解决相关领域的“知识沟”一直是“人—AI”信任关系建构中的难点^[16]。具体到个体层面,研究还发现用户无论在不同类型 AI 应用和同一款应用的信任度上均存在显著年龄差异^[11]。由此可见,用户对 AI 应用的信任会受到宏观社会环境、技术本体、用户主体等多个层面的因素影响。

(二) HAI-TIME 理论模型下媒介信息接触的差异化影响

在“人—AI”信任关系的形成机制及影响因素方面,既有研究已从不同视角进行了探索。其中较为公认的理论解释框架有 Sundar 提出的 HAI-TIME (Human-AI Interaction-Theory of Interactive Media Effect,人—机互动媒体效应)理论模型^[6]。该模型系 Sundar 在认知启发式思想与交互媒体效果理论的基础上提出,并将用户对 AI 应用形成信任时涉及的复杂影响因素进行了整合。模型从感知、行为两个不同层面出发,将影响用户 AI 应用信任的因素整合到了“AI 技术可供性”的框架下,来解释其影响用户体验和技术信任的路径机制。HAI-TIME 模型认为用户对 AI 应用的信任形成于两条路径:一条为“线索路径”,指在用户与 AI 交互的过程中,其脑中既存的启发式机制被特定线索触发,从而影响其技术信任;另一条则是“行为路径”,指用户与 AI 应用进行交互时,技术可供性会以互动、代理等形式体现出来,影响二者之间信任关系的形成。

HAI-TIME 理论模型自提出以来,被广泛应用在“人—AI”信任关系的实证研究中,并表现出良好的适用性、可延展性和较强的解释力。如有研究发现,自主人工智能和使用主观语言进行交互的 AI 应用更能够得到用户信任^[17];AI 应用能够在服务过程中向用户提供解释性线索、帮助其理解算法逻辑的应用更容易获得人类的信任^[18]。此外,AI 应用的技术透明度、对用户信息收集规则的披露程度^[19]等因素均会不同程度地影响用户对 AI 应用的信任。

既往基于 HAI-TIME 理论模型开展的“人—AI”信任关系研究,多侧重将影响用户信任的因素聚焦于 AI 应用的功能、呈现等外显能力表现上。而在研究 AI 应用的可供性时,应同时关注技术的客观特质与用户对其效用的主观感知的关系^[20],这关乎用户对技术的理解和认知。例如,用户会在可预测性、熟悉性、规范性等主观判断因素的基础上形成对 AI 应用的初始信任^[21]。而另一边,开发者则可以将 AI 技术特征“包裹”在诸如“忠实宠物”等表征形式下,从而加速用户初始信任的形成进程^[3]。因此,HAI-TIME 理论模型也可用来解释“人—AI”互动中的信息接触和信任关系形成机制。

社会建构论视角下,人类对新技术的看法往往受到既有认知经验的形塑^[22]。用户对人工智能技术的认知一方面源自媒介建构的算法想象,另一方面也受到自身专业技术水平和知识程度的影

响。长期以来,大多数人都在媒介呈现的科幻作品基础上编织自身对人工智能的梦想^[23]。无论是新闻媒体上的科技报道,还是社交平台上的口耳相传,都潜移默化地影响着用户对AI技术的态度^[24]。此外,根据“公众理解科学”范式的界定,公众接触到的AI相关专业知识广度和深度决定着其对技术的理解和信任程度^[25]。但也有研究发现,科学素养越高、越了解技术前沿动向的人更容易对科学发展感到不安,同时倾向对技术表现出更强的不信任感^[26]。此类理性科技知识的传播往往集中在专业性较强的论坛或小社群(如聚焦人工智能专业问题的计算机专业论坛)中,较少流通在社交媒体公共空间中^[27]。由此可见,个体对于人工智能的认知建构与其接触相关信息的方式紧密相关。

有鉴于此,本研究将公众接触人工智能相关信息方式划分为媒介想象和技术理性两种类型。在当今信息传播的多元化时代,人工智能技术作为前沿科技,其复杂性和专业性对公众认知提出了新的挑战。媒介想象类信息获取方式指的是公众通过各种大众媒介(如影视作品、文学作品、新闻报道、社交媒体等)获取并构建对人工智能技术的感性认知和想象性理解。这类信息通常通过叙事和情感表达,构建特定的社会和文化语境,对公众的情感和价值观产生深远影响^[28]。例如,新闻媒体常通过特定的叙事框架来塑造公众对事件的认知,而影视和文学作品则通过构建情境,引导受众产生共鸣和情感认同^[29]。技术理性作为一种思维方式,最早由赫伯特·马尔库塞(Herbert Marcuse)提出,承接了马克斯·韦伯(Max Weber)所提出的“工具理性”思想,用来描述在现代社会中,通过科学和技术手段实现特定目标的过程。技术理性强调效率、可预测性和控制性,主要通过逻辑分析、数据验证和实验设计来实现^{[30]12-18}。同时技术理性也可能存在工具理性和价值理性背离的局限性,如导致社会生活的工具化和去人性化^[31]。在此理论基础上,本研究将技术理性引申为一种信息获取方式,具体体现为通过系统化、科学化的知识生产与传播逻辑,获取人工智能技术相关信息的过程。研究将从学术期刊、技术报告、实验数据等来源获取人工智能相关信息的方式定义为“技术理性”类的信息获取方式。

媒介想象和技术理性两类信息获取方式与以往基于媒介形式划分的类型有本质的不同。传统的媒介接触分类方式更多关注媒介类型及其传播路径,而技术理性类与媒介想象类的信息获取方式以人工智能技术传播的内容特质为核心进行分析。二者的分析框架为研究技术传播的深层机制提供了新的理论工具,同时揭示了技术传播不仅仅是信息传递的过程,更是社会文化建构的实践场域。此外,两类信息获取方式在公众理解技术的过程中并非对立而是交织存在。受众通常借助多种渠道同时获取AI相关信息,这种综合作用塑造了他们对技术的整体认知。尽管媒介想象和技术理性可能同时存在于信息获取过程中,但不同个体侧重有所不同。一些用户更倾向于通过情感化的叙事来理解技术,而另一些用户则更依赖于理性分析。这种个体差异使得研究者在分析信息接触的影响时,须考虑到两种类型的信息获取方式也会存在交互影响关系。

研究拟在HAIITIME理论提出的“线索路径”和“行为路径”框架下,尝试厘清不同AI信息接触方式与大模型对话应用信任之间的关系,以及两种信息获取方式的交互影响关系;通过区分媒介想象与技术理性两种技术信息获取方式,深入分析不同认知方式对大模型对话应用信任的作用机制,从社会建构论视角理解智能技术、社会文化及媒介的整体性“隐喻”之间的关系。

基于此,提出问题与假设如下:

RQ1:不同的信息接触方式是否会导致用户对大模型对话应用产生差异化的信任?

H1a:媒介想象类的人工智能信息接触对大模型对话应用的信任存在正向相关关系。

H1b:技术理性类的人工智能信息接触对大模型对话应用的信任存在正向相关关系。

H1c:媒介想象类与技术理性类的人工智能信息接触之间存在正向相关关系。

(三) 用户对大模型对话应用产生信任的线索路径

认知机制在“人—AI”信任关系的形成过程中发挥着重要作用,如算法启发式、机器启发式等^[32]。启发式即一种“能应用在各种决策环境中的通用判断工具”^[33]。HAIITIME 模型同样将启发式作为影响用户技术使用体验的关键“线索路径”来观照。需要注意的是,用户基于启发式机制形成认知的过程并非单一线性的,而是需要对各类线索同时进行复杂处理,因此又带有“多重启发式”的特征。研究发现,在结果相同的情况下,采用“机器启发式”机制的用户更倾向认同 AI 代理做出的判断,而遵循“从众启发式”机制的用户则更相信人类众包应用的主张^[34]。因此,通过大模型对话应用的技术形态和特质来确定用户采用的认知线索和启发式机制至关重要。

除了基于技术特质的启发机制外,“社会存在启发式”和“收益启发式”认知机制也会影响用户对 AI 应用的信任形成。一方面,当人们将 AI 视为一种拟人化的存在,会倾向应用社会存在启发式对 AI 进行认知和判断^[35]。如 ChatGPT 发布后就被视为社交媒体平台上新兴的行动者,大模型应用的“类人性”特征也被看作能影响用户信任的重要认知线索^[36]。另一方面,大模型在自然语言处理和人机对话上的表现突破了以往 AI 技术在实际落地应用时的门槛限制,并推动着心理咨询、教育产业、信息检索等行业的格局重塑^[37-38]。因此,大模型对话应用在相关领域表现出的功能价值和潜力也可能激发用户的“收益启发式”认知机制,促使用户对其产生信任^[39]。

基于此,本研究进一步提出如下问题和假设:

RQ2:社会存在启发式与收益启发式如何影响用户对大模型对话应用的信任程度?

H2a:社会存在启发式与用户的大模型对话应用信任存在正向相关关系。

H2b:收益启发式与用户的大模型对话应用信任存在正向相关关系。

RQ3:在大模型信息接触方式不同的情况下,用户群体受到的启发式影响有何不同?

H3a:社会存在启发式在媒介想象信息接触和大模型对话应用信任的关系间起到中介效用。

H3b:收益启发式能够在媒介想象信息接触和大模型对话应用信任的关系间起到中介效用。

H3c:社会存在启发式在技术理性类信息接触与大模型对话应用信任的关系间起中介效用。

H3d:收益启发式在技术理性类信息接触与大模型对话应用信任的关系间起中介效用。

(四) 用户对大模型对话应用产生信任的行为路径

HAIITIME 模型理论认为,在用户对 AI 形成认知和信任的行为路径中,存在交互(interaction)、社会交换(social exchange)等不同的影响机制。其中,“交互”被视为 AI 对用户行为的响应与引导,代表用户在使用 AI 应用时的参与和控制,是确保整个行为路径能够发挥作用的前提。大模型应用的突出特点体现在其交互能力的提升,有研究发现接入大模型前后商业社交机器人在销售对话场景中表现出更优的响应准确性、对话流畅性,证实了通过大模型实现的精细自然语言处理对于交互功能的提升^{[40]61-76}。由于大模型内部机理是隐藏的,人与大模型之间的协作需通过感知—行动循环架构来加以理解,即通过与大模型应用交互的反应来更新自己的信念,在感知—行动架构循环反复中,来推断其可信程度^[41]。“社会交换”则是用户对投资回报率的估计,最优解是能以最低的使用成本获得最高的使用收益。技术接受模型(TAM)指出,公众对技术接受的主要影响因素为感知有用性与感知易用性^[42]。感知易用性和感知有用性分别表示使用技术付出的努力程度、使用技术而获益的程度,二者是对技术功能价值的全面衡量^[43],与社会交换不谋而合。大模型显著提升了用户的处理能力和效率,并通过自然语言对话的交互方式,增强了操作的便捷性,降低了使用难度,进一步拓展了用户的能力边界。例如,在医疗和交通信息管理等应用场景中,发现大模型应用有助于降低沟通成本,提供更加个性化的服务并且带来更大使用效益^[44]。

大模型自诞生以来,已凭借出色的对话和内容生成能力在互动与社会交换层面获得广泛认可。

大模型在大大降低技术使用门槛的同时提升了对用户的赋能效果。基于此,在技术进展日新月异的研究背景下,对于交互与社会交换的探讨,可形成更为实际、确定的结果,进而对技术信任的构建问题和 HAI-TIME 模型本身形成有效的反馈。

综上,本研究在行为路径层面提出以下问题与假设(图 1):

RQ4:社会交换和互动行为路径如何影响大模型对话应用信任?

H4a:社会交换行为路径与大模型对话应用信任存在正向相关关系。

H4b:互动行为路径与大模型对话应用信任存在正向相关关系。

RQ5:在大模型信息接触方式不同的情况下,社会交换和互动行为路径如何影响大模型对话应用信任?

H5a:社会交换行为路径对媒介想象类信息接触和大模型对话应用信任的关系起到中介作用。

H5b:交互行为路径会在媒介想象类信息接触和大模型对话应用信任的关系间起到中介作用。

H5c:社会交换行为路径对技术理性类信息接触和大模型对话应用信任的关系起到中介作用。

H5d:交互行为路径会在技术理性信息接触对大模型对话应用信任的关系间起到中介作用。

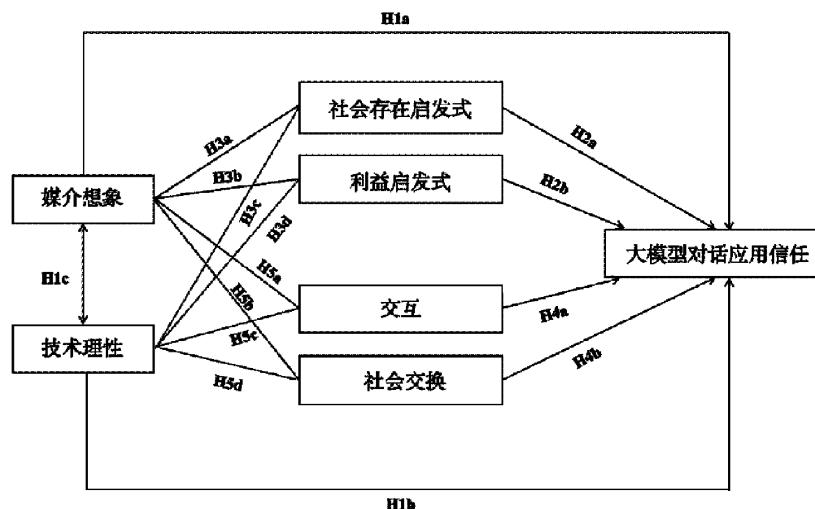


图 1 整体假设模型框架

三、研究设计

(一) 数据来源与样本情况

研究主要通过在线问卷调查的方法来回答上述研究问题和假设。在参考相关研究中成熟量表的基础上,首先进行预调查,并根据数据结果对问卷设计进行优化,随后进行正式投放。为确保受访者对大型模型应用有足够的了解或实践经验,采用分层抽样法收集问卷数据,主要面向 CSDN (中国最大的 IT 专业在线社区) 的知名技术社区、豆瓣社交媒体平台的人工智能讨论组以及内部技术社区、微信社交平台进行投放。CSDN、豆瓣人工智能讨论组及内部技术社区汇聚了大量具备深厚技术背景的专业人士和 AI 领域的从业者,这些群体倾向于通过技术理性的途径获取 AI 相关信息,包括专业课程、行业报告、技术社区讨论和技术博客等来源。这类信息通常基于数据、事实和逻辑,旨在帮助他们深入理解 AI 技术的原理、发展趋势和应用前景。相比之下,微信平台的用户构成更加多样化,包含大量大模型初步使用者。其人工智能相关信息获取渠道广泛,涵盖了大量通识性和娱乐性内容。由于研究涉及用户的实际使用和互动行为,在数据预处理时以大型模型应用的经验作为选择标准,只考虑有此类应用使用经验的参与者。最终共收集有效样本数据 567 份

(有效率 88.5%)。

(二) 变量测量与数据处理

大模型对话应用信任。在对因变量(用户的大模型对话应用信任)的测量上,研究参考了 Molina 等的量表^[32],采用 5 分制量表进行测量(1 = 非常不同意,5 = 非常同意)。题项包括“我相信这些应用使用了可靠的算法来形成回复”等(Cronbach's α = 0.65)。

人工智能信息接触。研究将被调查者通过特定方式接触人工智能信息的程度作为自变量,使用 5 分制量表进行测量(1 = 没有,5 = 很多),得分越高,表示受试者通过该方式接触“人工智能信息”越多。信息接触方式包括媒介想象类信息和技术理性类信息两个类别:媒介想象类信息接触方式包括影视作品、文学作品、社交媒体平台通识性内容。具体如下:影视作品(如电视剧《三体》《西部世界》;电影《流浪地球》《Her》等)、文学作品(如《雪崩》《我,机器人》等)、开放社交媒体平台(如小红书、微博、抖音、快手等)、熟人社交媒体平台(如微信朋友圈、QQ 空间等)。技术理性类信息接触方式包括:人工智能相关课程或行业调研报告、因从事人工智能开发相关工作从业界专业信息源接触信息、专业技术平台与社群(如 CSCD 社区)、计算机 AI 领域博主的专业向内容(如 b 站专业 up 主视频、微信专业技术型公众号文章等)。

中介变量。研究参照 Sundar 等的研究^[6],采用 5 分制量表对 HAI-TIME 模型中的“社会存在启发式”“利益启发式”“交互”“社会交换”作为中介变量进行测量。其中,社会存在启发式包含四个题项:“与这些应用交流时,我感觉它是具有智慧生物的特质”等(Cronbach's α = 0.828);利益启发式包含三个题项:“我认为研发这些应用的主要目的是帮助用户”等(Cronbach's α = 0.718);交互包含三个题项:“我可以根据自己的需求调整这些应用的回复结果”等(Cronbach's α = 0.658);社会交换主要包含三个题项:“我认为使用大模型应用的收益大于其成本”等(Cronbach's α = 0.65)。

控制变量。根据文献综述,性别、年龄、教育程度、职业类别等因素可能对 AI 信任产生影响,因此研究将这些变量作为控制变量,具体处理方式如表 1 所示。

表 1 控制变量数据处理一览

控制变量	数据处理方式
性别	0 = 女;1 = 男
年龄	1 = 18 岁以下;2 = 18—24 岁;3 = 25—30 岁; 4 = 31—40 岁;5 = 41—50 岁;6 = 51—60 岁;7 = 61 岁及以上
教育程度	1 = 初中及以下;2 = 高中(包含中专、技校); 3 = 大学专科;4 = 大学本科;5 = 硕士及以上
职业	0 = 程序员等 IT 领域从业人员;1 = 在校学生; 2 = 教师/研究人员;3 = 媒体从业者

(三) 统计方法

本研究使用 SPSS26.0 软件进行皮尔逊相关分析和分层回归,使用 Process 插件检验中介模型,选择 model4 采用偏差校对非参数百分位 Bootstrap 法进行模型建构和中介效应检验。

四、数据分析

(一) 描述性统计信息及相关分析

研究首先对媒介想象类 AI 信息接触、技术理性类 AI 信息接触、社会存在启发式、利益启发式、交互、社会交换、大模型对话应用信任、人口学变量的均值、标准差及相关关系进行了分析,结果如表 2 所示。结果显示,媒介想象类信息接触、技术理性类信息接触、社会存在启发式、利益启发式、交互、社会交换均与大模型对话应用信任显著正向相关($p < 0.001$)。在人口统计学变量中,性别、年龄、职业与大模型对话应用信任显著相关($p < 0.001$),其中教育程度与大模型对话应用信任显

著负相关($\beta = -0.195, p < 0.001$)。

表2 描述性统计信息与相关关系检验结果

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
1. 媒介想象											
2. 技术理性	0.442 **										
3. 社会存在启发式	0.587 ***	0.477 **									
4. 利益启发式	0.349 **	0.341 **	0.362 **								
5. 交互	0.385 **	0.397 **	0.407 **	0.624 **							
6. 社会交换	0.516 **	0.448 **	0.505 **	0.647 **	0.650 **						
7. 大模型对话应用信任	0.454 **	0.330 **	0.515 **	0.587 **	0.564 **	0.623 **					
8. 性别	0.158 **	0.238 **	0.144 **	0.135 **	0.212 **	0.108 **	0.152 **				
9. 年龄	0.161 **	0.258 **	0.140 **	0.226 **	0.178 **	0.190 **	0.147 **	0.245 **			
10. 教育程度	-0.335 **	-0.277 **	-0.355 **	-0.182 **	-0.111 **	-0.227 **	-0.195 **	-0.244 **	-0.148 **		
11. 职业类别	0.077	0.041	0.113 **	0.051	0.039	0.077	0.125 **	0.154 **	0.317 **	-0.097 *	
M	3.92	3.72	3.76	4.25	4.19	4.26	4.09	0.56	2.90	3.95	2.49
SD	0.66	0.88	0.87	0.57	0.60	0.50	0.59	0.50	0.85	0.69	1.33

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001, N = 567$ 。

(二) 预测变量对大模型对话应用信任的回归分析

研究进一步通过分层回归分析来验证各预测变量与大模型对话应用信任之间的关系(表3)。首先,性别、年龄、教育程度、职业类别共同解释了大模型对话应用信任的7.1%,其中教育程度显著负向影响大模型对话应用信任($\beta = -0.179, p < 0.001$),年龄正向影响大模型对话应用信任($\beta = 0.109, p < 0.05$),即教育程度越高、年龄越小,对大模型对话应用的信任越低。

表3 各预测变量对大模型对话应用信任的分层回归分析

预测变量	模型 1	模型 2	模型 3	模型 4	模型 5
性别(男性)	0.065	0.041	0.022	0.035	0.031
年龄	0.109 *	0.104 *	0.088 *	0.004	-0.006
教育程度	-0.179 ***	-0.049	-0.028	0.04	0.022
在校学生	-0.009	-0.02	-0.063	-0.065	-0.067
教师及研究人员	-0.069	-0.179 *	-0.254 ***	-0.172 **	-0.143 **
媒体从业者	-0.02	-0.038	-0.064	-0.007	-0.003
程序员等 IT 从业人员	0.065	-0.011	-0.071	-0.052	-0.042
媒介想象		0.448 ***	0.39 ***	0.161 ***	0.096 *
技术理性			0.182 ***	-0.014	-0.04
社会存在启发式				0.288 ***	0.232 ***
利益启发式				0.429 ***	0.253 ***
交互					0.134 **
社会交换					0.234 ***
F	6.132	21.939	21.999	46.691	46.936
R ²	0.071	0.238	0.262	0.481	0.525
ΔR ²	0.06	0.228	0.250	0.470	0.513

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001, N = 567$ 。

媒介想象作为第二个因素进入方程,解释了总方差的16.7%,对大模型对话应用信任表现出显著正向影响($\beta = 0.448, p < 0.001$),即通过这一方式接触AI相关内容越多,对大模型应用的信任程度越高。技术理性作为第三个因素进入方程,解释总方差的2.4%,显著正向影响大模型对话应用信任($\beta = 0.182, p < 0.001$)。随后,社会存在启发式($\beta = 0.288, p < 0.001$)和利益启发式($\beta =$

$0.429, p < 0.001$) 均显著正向影响大模型对话应用信任, 解释了总方差的 21.9%; 而交互($\beta = 0.134, p < 0.01$) 和社会交换($\beta = 0.234, p < 0.001$) 同样显著正向影响大模型对话应用信任, 并解释了总方差的 4.4%。这意味着用户与大模型的交互水平越高, 社会价值交换水平越高, 对于大模型应用的信任程度越高。分层回归解释了总方差的 52.5%, 结果如表 3 所示。从回归分析可知, 媒介想象与技术理性对认知启发式(社会存在启发式、利益启发式)与行为(交互、社会交换)均有显著的正向影响, 但媒介想象影响效果优于技术理性。

值得关注的是, 在社会存在启发式和利益启发式进入回归模型后, 技术理性($\beta = -0.014, p > 0.05$) 对大模型对话应用信任的影响由显著变为不显著, 系数变为负值。这说明认知线索路径在技术理性类信息接触和大模型对话应用信任的关系间起到的是完全中介效应^[45], 但具体作用机制须进一步分析。同时, 社会存在启发式、利益启发式、交互和社会交换在技术理性与大模型对话应用信任之间可能起到的中介效应也需要进行检验。

(三) HAI-TIME 模型的中介效应检验

在研究假设和回归分析结果的基础上, 研究随后进行了中介效应检验, 以明晰信任形成的线索路径和行为路径对不同信息接触方式与大模型应用信任二者关系的影响。

如图 2 所示, 媒介想象信息接触对社会存在启发式($\beta = 0.0467, p < 0.001$)、利益启发式($\beta = 0.0358, p < 0.001$)、交互($\beta = 0.0369, p < 0.001$)、社会交换($\beta = 0.0289, p < 0.001$)、大模型对话应用信任($\beta = 0.0346, p < 0.05$) 存在显著正向影响关系。而在图 3 中, 技术理性信息接触方式对社会存在启发式($\beta = 0.0378, p < 0.001$)、利益启发式($\beta = 0.0273, p < 0.001$)、交互($\beta = 0.028, p < 0.001$)、社会交换($\beta = 0.0228, p < 0.001$) 存在显著正向影响关系, 对大模型对话应用信任不存在显著影响关系。综上可知, H1(a) 成立, H1(b) 不成立, 与分层回归结果一致, 社会存在启发式($\beta = 0.027, p < 0.001$)、利益启发式($\beta = 0.043, p < 0.001$)、交互($\beta = 0.042, p < 0.001$)、社会交换($\beta = 0.0543, p < 0.001$) 均对大模型对话应用信任产生显著正向影响。因此 H2(a)、H2(b)、H4(a)、H4(b) 成立。

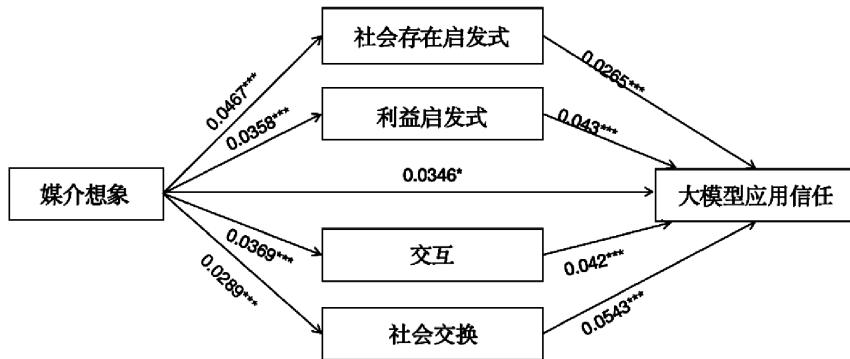


图 2 基于媒介想象信息接触的 HAI-TIME 模型中介效应验证

注: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001, N = 567$ 。

进一步检验中介效应的结果发现, 在控制了性别、年龄、教育程度、职业类别的影响后, 媒介想象对大模型对话应用信任的总效应达到显著水平 [Effect = 0.376, $p < 0.001$, 95% CI (0.306, 0.4457)], 其中直接效应显著 [Effect = 0.068, $p < 0.05$, 95% CI (0.0001, 0.1357)], 间接效应显著 [Effect = 0.308, 95% CI (0.246, 0.377)], 即社会存在启发式、利益启发式、交互、社会交换在媒介想象与大模型对话应用信任中承担中介效应。H3(a)、H3(b)、H5(a)、H5(b) 得到验证。

技术理性对于大模型对话应用信任的总效应达到显著水平 [Effect = 0.189, $p < 0.001$, 95% CI (0.1339, 0.2449)], 其中直接效应不显著 [Effect = -0.0335, $p > 0.167$, 95% CI (-0.08, 0.0141)],

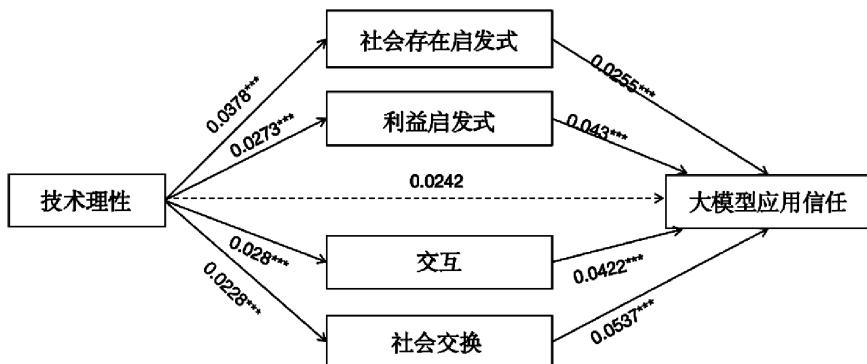


图3 基于技术理性信息接触的 HAI-TIME 模型中介效应验证

注：^{*} $p < 0.05$, ^{**} $p < 0.01$, ^{***} $p < 0.001$, $N = 567$ 。

间接效应显著 [Effect = 0.223, 95% CI (0.01745, 0.2746)]。这表明社会存在启发式、利益启发式、交互、社会交换在技术理性与大模型对话应用信任中承担中介效应,即 H3(c)、H3(d)、H5(c)、H5(d) 成立。

最终验证的整体模型如图4所示：

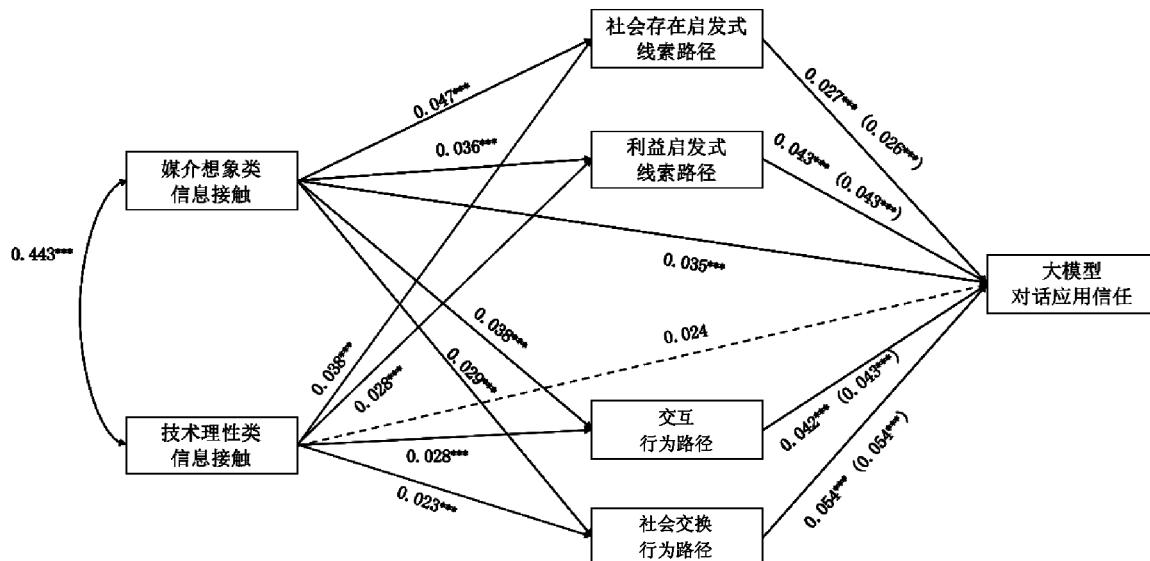


图4 整体模型路径检验结果

注：^{*} $p < 0.05$, ^{**} $p < 0.01$, ^{***} $p < 0.001$, $N = 567$ 。

五、结论与讨论

本文在人—机互动媒体效应(HAI-TIME)双过程理论的框架下,探究了不同类型的人工智能信息接触对大模型对话应用信任的影响,以及线索路径和行为路径两种机制在这一过程中产生的直接和间接影响,以拓展相关理论在大模型技术和多元主体协同的新型信息生态中对人机信任关系的适用性和解释力。数据分析结果验证了媒介想象类信息接触对大模型对话应用信任具有显著、正向的直接影响,并发现了用户的认知线索路径和行为路径在信任形成过程中的直接和间接影响。上述各因素的不同作用机制具体表现在:

(一) 媒介想象更利于提升用户对大模型对话应用的信任

首先,通过媒介想象接触AI相关信息的用户对大模型对话应用表现出更强的信任。这印证了当前的行业现状,即影视、文学作品和媒体报道仍然是用户了解大模型技术的主要信息渠道。在技

术创新扩散的上升阶段。此类信息中常包含对科技概念的简化普及、对未来趋势的美好勾勒、对技术功效的积极预期以及情感化叙事等^[46],因而有利于人机信任关系的形成。一方面,为了获得更好的传播效果,科幻作品和媒介报道中通常会将 AI 领域的专业知识转化为通识信息,以降低新技术与普通用户之间的疏离感,确保不具备相关知识储备和实践经历的公众也能迅速理解信息,在脑海中建立对 AI 智能体的形象认知。另一方面,通过描绘 AI 应用的积极功效和乐观前景更容易唤起公众对技术的憧憬,从而加深其对新技术应用的信任。与此同时,诉诸情感的叙事策略有助于将人性化的特质赋予 AI 应用,使其在公众心目中成为超越“理性”技术产品的存在,从而唤起公众的情感共鸣。

但出乎意料的是,技术理性类信息接触却未对用户信任形成显著影响。这与“传统新媒体时代”的媒介效果研究发现截然不同,即“深入理解技术性知识有助于信任形成”^[47]。可见对正处在技术风口和蓬勃生长期的大模型应用来说,用户在从接触、了解到建立信任的过程中调动的感性认知更甚于理性。对这种现象的产生有几种可能的解释:一是用户接触前沿、专业信息越频繁,“窥见”大模型真实水平和局限性(如数据库缺失、算法偏见问题等)的概率就越高,因此反而能够以审慎、冷静的态度来看待新技术,而非盲目跟风。二是越靠近技术前端和行业态势的人,亲历或间接听说 AI 引发潜在风险(如隐私泄露、技术滥用和关键系统的失败可能性等)相关事件的概率也会增加。尤其在涉及关键决策和创造性内容生产等应用场景时,这种风险感知更可能会唤起用户对人类过度依赖技术或技术失控等“恶果”的担忧,因而引发对科技伦理等问题的批判性思考(如自动化生产过程中人类角色边缘化、技术决策的透明度和公正性等)^[48]。因此,从技术性知识接触到形成信任,其间可能涉及的影响因素覆盖了技术性能评估、技术伦理考量和机器代理可行性等众多方面。因此,虽然了解底层技术是进行 AI 应用能力评估的基础,但对于大模型这一新兴技术和普通用户而言,在从接触知识到建立信任的过程中,可能产生影响的因素及其作用路径远比传统网络媒介时代更复杂,有待深入研究。

(二) 认知线索路径和行为路径均能直接促进大模型对话应用信任的形成

作为辅助个体进行环境评估和判断决策的重要机制,认知线索路径(社会存在启发式、利益启发式)和行为路径(交互、社会交换)在大模型对话应用信任的形成中起到了积极的促进作用。

正如既往研究指出,个体在面对复杂的环境或认知处理任务时倾向于“求助”启发式认知机制来提高决策效率^[33]。从社会存在启发式视角来看,当前大模型对话应用高度“类人”的自然语言处理水平和交互表现显然提供了这种“心理捷径”:ChatGPT 等大模型对话应用已能够支持连贯、更顺畅的人机对话体验。用户与 AI 的交互体验越接近人际交流,就倾向将其视为具有社会性特质的能动主体。用户通过互动感知 AI 的类人特征并获得类似与“第二自我”交流的临场感,因而增强对 AI 的信任^[49]。

作为行为路径的交互性和社会交换同样表现出积极的直接影响。大模型对话应用凭借即时响应、交互性强的技术特性来满足用户的需求,在提升互动体验的同时形成人—机紧密耦合的协作关系,从而促进了更深层次的信任建立。此外,鉴于个体与他者互动时具有寻求自身利益最大化的倾向,其在与 AI 积极互动时能够获得的便利(如节约时间、优化决策等),也有助于增强对 AI 的信任。这些明显且切实可感的好处共同为信任的建立提供了正当性背书和合理的动机。

(三) 认知线索路径和行为路径对媒介想象与大模型对话应用信任的部分中介效应

研究发现,认知线索路径(社会存在启发式、利益启发式)和行为路径(交互、社会交换行为机制)均对媒介想象类信息接触与大模型对话应用信任的关系起到了部分中介作用。而且,媒介想象类信息接触在促进认知启发式及行动方面的作用显著优于技术理性。

具体来看,社会存在启发式涉及公众如何感知 AI 智能体的“类人化”语言表述和情感叙事策略,进而将其视为具有社会性的能动主体。这种间接影响过程缓冲了用户在面对新技术时的心理接受障碍,也有助于提升技术的“亲民性”,从而获得公众信任。一方面这种“亲民性”体现在媒体叙事的故事框架上,如赋予 AI 类人的角色特征,促使公众采用人际交往的社会认知原则来评估应用的表现。另一方面,当前媒体多侧重呈现大模型在提高生产效率、改善生活质量等方面的实际功效或潜力,如赋能医疗、创新教育和科研等,此类报道能够使公众对大模型技术产生乐观预期,进而提升对相关应用的好感和信任。

从交互和社会交换层面来看,信息处理是个体将新信息与已有态度和信念结合的过程^[50]。媒体通过强调 AI 应用能力和潜在好处,设定了公众对 AI 应用性能的期望。通过电影、小说和新闻等形式塑造的正面 AI 形象,为用户的实际交互体验提供了认知框架。当真实的社会交换体验与媒介唤起的期待相契合(甚至超出预期)时,公众的信任感便会增强。因此,交互和社会交换在媒体塑造的 AI 期待和用户体验之间架起了一道桥梁,使得外部信息、直接经验和实际的技术效能共同成为信任建立的基石。

(四) 认知线索路径和行为路径对技术理性与大模型对话应用信任的完全中介效应

有趣的是,虽同样是中介变量,但认知线索路径和行为路径介入技术理性类信息接触和大模型对话应用信任的关系的方式为完全中介效应,即自变量和因变量之间的影响完全是经过自中介变量产生的。由此可见,用户在接触此类信息时,不但需要高度的认知卷入来理解和加工专业技术知识,还需要结合真实的社会环境和应用实践,在对技术的应用中来感受技术的可供性。这一过程已超越了单纯的技术知识学习,而是在人—机互动中建立对 AI 应用工作机制和效果的直观认识,从而增强信任感。

这一发现也延续了以往有关技术与社会之间复杂嵌入性关系的思考:技术早已不再是单纯的物质和工具,而是与其所属文化的社会结构组织、权力关系等紧密交织,共同构成一个复杂的整体系统^[25]。在此背景下,技术进步和应用普及也不是孤立发生的,而是融入社会进程当中,并被不断地建构和解读。这种社会建构体现在两个层面:一个是宏观层面的,指不同国家和社会在历史、文化、经济等因素的影响下形成的对待新技术的态度和价值取向差异。这种主流意识形态又会通过公共教育、媒体、政策等形式向下传递,影响公众对技术的看法和信任度^[51]。另一个是微观层面的社会建构,它受到个体对新技术的直接体验(使用)和间接经验(知识接触)影响。随着人工智能技术的发展,算法新闻、计算广告、社交机器人、深度伪造等技术应用已开始大规模向现实社会渗透,对受众的认知、心理形成干扰^[52]。尽管媒体在宏观、微观的技术社会建构过程中均扮演着重要角色,但对于 AI 领域的专业人士来说,日常接触相关信息时并不会像普通公众一样感到复杂晦涩或疏离感,因此无须投入大量的认知努力来理解知识性内容,也不会持有不切实际的感性幻想,而是可以从实用主义、功能主义和利益导向层面来思考技术与自身、与社会的关系。因此,本研究中发现的完全中介效应正说明了个体对技术的信任并不直接取决于其接触技术知识的程度,而是通过他们在实际使用中的功能体验、社会交换行为和潜在收益预期来产生影响的。这一方面对理解专业人士在面对新技术时的态度和行为具有重要意义,另一方面也体现出媒体在公众信任、技术知识复杂性和不可理解性之间所需承担的社会责任,即提升理性知识的“透明度”和“可供性”。

一百年前,沃尔特·李普曼在提出“拟态环境”概念时,曾对“媒介如何在感知主体和经验对象之间创造‘信息中介’(mediation)”“人类如何在缺乏直观经验的情况下认识世界、解读事实”等问题进行发问^{[53]14-15},也昭示出未来人类基于先进技术建构“超越真实的世界”(a world beyond the real)的必然性。当下,大模型技术的崛起已成不可逆转之势,智能传播范式和人机交互模式经历

着颠覆性的变革,技术与社会的关系、人机信任关系的形成机制也必然发生嬗变。随着 AI 技术迭代和相关应用向社会生活的加速渗透,公众对相关资讯的及时了解、信息来源的多样性和对实际应用功效的正确认识是其能否顺利接轨新技术、乐于且敢于“尝鲜”的重要起点。而在大模型对话应用的交互性大幅增强、类人性外显特质愈发突出的背景下,其承担的社会功能和角色也早已超越了人们对传统人工智能时代技术作为人类行为客体的物质性解读范畴^[22]。在此背景下,无论是单向的信息接触还是单纯的工具性使用,都已不足以帮助用户充分理解现阶段技术对社会进程的卷入程度和嵌入深度。因此,在人—AI 互动逐渐常态化的趋势下,用户对大模型应用不但抱有理性的技术角色期望和功能应用期望,更带有感性的人类角色期望^[54]。而这些复杂、多维的认识形成除了源自媒介想象外,更多地还是要建立在具象化的人机交互体验和对实际使用效益的感知基础之上。

因此,本研究回应前人关切、拓展“人—机互动媒体效应”理论模型在新技术条件下的适用性的同时,还进一步在实证范式下就社会存在启发、利益启发、交互和社会交换等认知心理对“大模型对话应用信任”的直接和间接影响进行了探索,以呈现媒介想象和技术理性类信息接触对信任建立过程的不同作用机制。研究一方面证实了媒介在唤起公众对大模型技术的认知和期待上的坚实影响力,同时也在认知和行为线索的差异化影响效果下揭示出智能拟态环境下人际交流的原始社会脚本在人机互动路径中的投射:用户在与 AI 应用的交互过程中获得了近似人际互动的感受,从而产生对新技术的信任甚至依赖感。在此视角下,大模型应用不该被当作单纯的工具性客体来看待,而是已经具备了扮演能动性角色和社会性功能的互动主体。

最后,本研究也存在一定局限。一是在对“大模型对话应用信任”进行操作化定义时侧重使用层面的信任取向;二是调查样本主要是中国的大模型用户,对不同国家地区文化语境、信息环境下的 AI 人机信任机制仍有待进一步验证。因此,未来研究可进一步从基于认知的信任、基于情感的信任、人际信任、系统信任等不同维度丰富人工智能环境下人机信任关系的形成机制。同时,须以批判性的视角看待媒介信息在促进技术创新扩散、警示潜在安全和技术伦理风险以及秉持社会责任之间承担的多重角色,并审慎思考不同国家和语言文化语境下对前沿技术讨论的存在物质主义和后物质主义的倾向差异。

参考文献:

- [1] 张洪忠,王彦博,赵秀丽. 热点生产:ChatGPT“破圈”的网络扩散研究[J]. 现代出版,2023(2):5–20.
- [2] Buchanan B G. A (very) brief history of artificial intelligence[J]. Ai Magazine,2005(4):53–53.
- [3] 张洪忠,张尔坤,狄心悦,等. 准社会交往视角下 ChatGPT 人机关系建构与应对思考[J]. 社会治理,2023(1):20–29.
- [4] Chan A. GPT – 3 and InstructGPT: Technological dystopianism, utopianism, and “Contextual” perspectives in AI ethics and industry[J]. AI and Ethics,2023(1):53–64.
- [5] Sundar S S, Lee E J. Rethinking communication in the era of artificial intelligence[J]. Human Communication Research,2022(3):379–385.
- [6] Sundar S S. Rise of machine agency: A framework for studying the psychology of human – AI interaction (HAI)[J]. Journal of Computer – Mediated Communication,2020(1):74–88.
- [7] 张洪忠,黄民烈,张伟男,等. ChatGPT 的技术逻辑、社会影响与传播学未来[J]. 江西师范大学学报(哲学社会科学版),2023(2):24–31.
- [8] Ferrario A, Loi M, Viganò E. Trust does not need to be human: it is possible to trust medical AI[J]. Journal of Medical Ethics,2021(6):437–438.
- [9] Omrani N, Rivieccio G, Fiore U, et al. To trust or not to trust? An assessment of trust in AI – based systems: Concerns,

- ethics and contexts [J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2022;121763.
- [10] Gkinko L, Elbanna A. Designing trust: The formation of employees' trust in conversational AI in the digital workplace [J]. *Journal of Business Research*, 2023;113707.
- [11] Xiang H, Zhou J, Xie B. AI tools for debunking online spam reviews? Trust of younger and older adults in AI detection criteria [J]. *Behaviour & Information Technology*, 2023(5):478–497.
- [12] Beauxis – aussalet E, Behrisch M, Borgo R, et al. The role of interactive visualization in fostering trust in AI [J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2021(6):7–12.
- [13] Song Y, Luximon Y. Trust in AI agent: A systematic review of facial anthropomorphic trustworthiness for social robot design [J]. *Sensors*, 2020(18):5087.
- [14] Aoki N. An experimental study of public trust in AI chatbots in the public sector [J]. *Government information quarterly*, 2020(4):101490.
- [15] Robinson S C. Trust, transparency, and openness: How inclusion of cultural values shapes Nordic national public policy strategies for artificial intelligence (AI) [J]. *Technology in Society*, 2020;101421.
- [16] 杨先顺, 莫莉. 人工智能传播的信任维度及其机制建构研究 [J]. 学术研究, 2022(3):43–50.
- [17] Pan W, Liu D, Meng J, et al. Human – AI communication in initial encounters: How AI agency affects trust, liking, and chat quality evaluation [J]. *New Media & Society*, 2024;14614448241259149.
- [18] Shin D. The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI [J]. *International journal of human – computer studies*, 2021;102551.
- [19] Lee S, Moon W K, Lee J G, et al. When the machine learns from users, is it helping or snooping? [J]. *Computers in Human Behavior*, 2023;107427.
- [20] Schrock A R. Communicative affordances of mobile media: Portability, availability, locatability, and multimediality [J]. *International Journal of Communication*, 2015;18.
- [21] Shareef M A, Kapoor K K, Mukerji B, et al. Group behavior in social media: Antecedents of initial trust formation [J]. *Computers in Human Behavior*, 2020;106225.
- [22] Pinch T. The social construction of technology: A review [J]. *Technological change*, 2012;17–35.
- [23] Osawa H, Miyamoto D, Hase S, et al. Visions of Artificial Intelligence and Robots in Science Fiction: a computational analysis [J]. *International Journal of Social Robotics*, 2022(10):2123–2133.
- [24] Brewer P R, Bingaman J, Paintsil A, et al. Media use, interpersonal communication, and attitudes toward artificial intelligence [J]. *Science Communication*, 2022(5):559–592.
- [25] Gauchat G. The cultural authority of science: Public trust and acceptance of organized science [J]. *Public Understanding of Science*, 2011(6):751–770.
- [26] 杜鹏, 李真真. “公众理解科学”运动的内涵演变及其启示 [J]. 未来与发展, 2008(7):52–56.
- [27] Kolehmainen J. Computing alone? A professional association as a forum for knowledge and learning processes [J]. *International Journal of Knowledge – Based Development*, 2012(3):250–263.
- [28] Bruner J. The narrative construction of reality [J]. *Critical inquiry*, 1991(1):1–21.
- [29] Hall S. Representation: Cultural representations and signifying practices [J]. *SAGE Publications in association with The Open University*, 1997;1–68.
- [30] Marcuse H. One – dimensional man: Studies in the ideology of advanced industrial society [M]. London: Routledge, 2013.
- [31] 赵建军. 超越“技术理性批判” [J]. 哲学研究, 2006(5):107–113.
- [32] Molina M D, Sundar S S. Does distrust in humans predict greater trust in AI? Role of individual differences in user responses to content moderation [J]. *New Media & Society*, 2024(6):3638–3656.
- [33] Metzger M J, Flanagan A J. Credibility and trust of information in online environments: The use of cognitive heuristics [J]. *Journal of pragmatics*, 2013;210–220.

- [34] Banas J A, Palomares N A, Richards A S, et al. When machine and bandwagon heuristics compete: Understanding users' response to conflicting AI and crowdsourced fact – checking [J]. *Human Communication Research*, 2022(3):430 – 461.
- [35] Skalski P, Tamborini R. The role of social presence in interactive agent – based persuasion [J]. *Media psychology*, 2007(3):385 – 413.
- [36] Chandra S, Shirish A, Srivastava S C. To be or not to be……human? Theorizing the role of human – like competencies in conversational artificial intelligence agents [J]. *Journal of Management Information Systems*, 2022(4):969 – 1005.
- [37] Ji H, Han I, Ko Y. A systematic review of conversational AI in language education; Focusing on the collaboration with human teachers [J]. *Journal of Research on Technology in Education*, 2023(1):48 – 63.
- [38] 孙晓宁, 景雨田, 刘思琦, 等. 对话式搜索:人智交互情境下主导未来的信息检索新范式 [J]. *情报理论与实践*, 2024(6):1 – 16.
- [39] Bellavista P, Küpper A, Helal S. Location – based services: Back to the future [J]. *IEEE Pervasive Computing*, 2008(2):85 – 89.
- [40] Hanschmann L, Gnewuch U, Maedche A. Saleshat: A LLM – Based Social Robot for Human – Like Sales Conversations [C]. International Workshop on Chatbot Research and Design. Cham: Springer Nature Switzerland, 2023.
- [41] 王姝彦, 柴新. 基于主动推理的人机交互信任建构 [J]. *浙江社会科学*, 2024(3):100 – 109.
- [42] Davis F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology [J]. *MIS quarterly*, 1989:319 – 340.
- [43] Gefen D., Karahanna E, Straub D W. Trust and TAM in online shopping: An integrated model [J]. *MIS quarterly*, 2003:51 – 90.
- [44] Yang Z, Xu X, Yao B, et al. Talk2Care: An LLM – based Voice Assistant for Communication between Healthcare Providers and Older Adults [J]. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2024(2):1 – 35.
- [45] 温忠麟, 叶宝娟. 中介效应分析:方法和模型发展 [J]. *心理科学发展*, 2014(22):731 – 745.
- [46] 何苑, 张洪忠. 想象的乌托邦:元宇宙影像的互联网图景研究 [J]. *电影艺术*, 2023(4):147 – 153.
- [47] 游淳惠, 金兼斌. 新媒体环境下科学知识对争议性科技态度的影响:以转基因为例 [J]. *国际新闻界*, 2020(5):81 – 98.
- [48] 谭小荷. AI 想象的展褶:技术乐观主义与无能主体的共生:以普通人对 Chat GPT 的社会技术想象为中心 [J]. *新闻界*, 2023(11):52 – 65 + 96.
- [49] 张洪忠, 任吴炯. 超越“第二自我”的人机对话:基于 AI 大模型应用的信任关系探讨 [J]. *新闻大学*, 2024(3):47 – 60 + 118 – 119.
- [50] Anderson N H. Integration theory and attitude change [J]. *Psychological Review*, 1971(3):171 – 206.
- [51] Mager A, Katzenbach C. Future imaginaries in the making and governing of digital technology: Multiple, contested, commodified [J]. *New Media & Society*, 2021(2):223 – 236.
- [52] 柯泽, 谭诗好. 人工智能媒介拟态环境的变化及其受众影响 [J]. *学术界*, 2020(7):51 – 60.
- [53] 李普曼. 舆论 [M]. 常江, 肖寒, 译. 北京:北京大学出版社, 2018.
- [54] 任吴炯, 张洪忠, 燕东祺. 大模型的角色期望:基于 X(推特) 和微博语境的比较分析 [J]. *新闻界*, 2024(5):58 – 67.

(责任编辑:戴利朝)