

• 研究构想(Conceptual Framework) •

老年用户与智能系统的多层次人机共融理论探索*

黄晗静¹ 饶培伦²

(¹ 福州大学经济与管理学院, 福州 350108) (² 清华大学工业工程系, 北京 100084)

摘要 发展智慧养老是应对人口快速老龄化挑战的重要举措, 既能缓解社会养老压力, 又能满足老年人日益多样化的需求。然而, 当前智慧养老系统的应用仍面临老年人接受度较低、交互效能较低、信任度较低、责任分配不明晰等一系列问题。因此, 本研究旨在从用户需求、交互行为、人机信任、人机责任多层次构建老年用户与智能系统人机共融的理论框架, 深入探究用户特征、系统属性、情境因素对人机共融的影响机理。本研究在用户需求、交互行为层次, 构建用户画像、需求模型与交互行为模型, 优化智能系统属性, 提升老年用户的接受度、交互效能; 在人机信任层次, 探究老年用户与智能系统的人机动态信任发展规律, 剖析各类因素对动态信任的综合影响机理, 提升老年用户使用行为的持续性和人机关系的稳定性; 在人机责任层次, 面对智能系统应用可能带来的正面、负面结果, 剖析各类因素对人机责任归因的影响机制, 促进更好的人机协同。开展本研究可促进人机共融理论的发展, 为智能系统的适老化设计与升级提供理论支撑与实践参考。

关键词 人机共融, 用户需求, 交互行为, 人机信任, 人机责任

分类号 B849

1 问题提出

智慧养老将成为应对人口快速老龄化、解决养老难题的重要支撑。2023年末, 我国60岁及以上人口为2.97亿人, 占全国人口的21.1%, 其中65岁及以上人口为2.17亿人, 占全国人口的15.4%。为积极应对人口老龄化挑战, 国务院印发《“十四五”国家老龄事业发展和养老服务体系规划》, 强调促进老年用品科技化、智能化升级(国务院, 2022)。智能系统将人与物、物与物连接起来, 实现“万物互联”, 可为老年人提供实时高效的个性化养老服务。一方面, 智能系统可以实时监测老年人的健康状况与家庭环境, 并对突发情况做出及时响应。例如, 摔倒监测设备、可燃气体探测器等可较大程度保障空巢老人的居家安全。另一方面, 智能系统也能为老年人提供社交

支持, 满足老年人更高层次的精神需求。研究表明, 通过与智能机器人交互, 老年人的身心健康状况可得到改善。例如, 海豹机器人PARO被老年人认为是“像朋友一样”的社会存在, 不仅能为健康老年人提供社交和情感支持(McGlynn et al., 2017), 还能帮助阿尔茨海默症患者克服暂时性语言障碍(Hung et al., 2021)。

但现实中, 老年人使用智能系统仍面临数字鸿沟。数字鸿沟的出现与智能技术研究、开发和实施过程中对老年用户的重视程度不够有关(Ball et al., 2019; Kanstrup & Bygholm, 2019; Rosales & Fernández-Ardèvol, 2020)。智能系统具备的情境感知、自主学习、自主决策、主动交互等能力将让人机关系进一步向“人机共融”发展。目前, 用户与智能系统人机共融相关研究也主要聚焦于青年用户在工作场景中的使用(Peek et al., 2016)。在需求与交互行为层次上, 研究者探究了用户的技术接受模型(Ferreira et al., 2023; Gansser & Reich, 2021)、用户与不同类型智能系统交互的效能(Xie et al., 2023)。在人机信任层次中, 研究者探究了人机信任关系及影响因素(黄心语, 李晔, 2024; Guo

收稿日期: 2024-05-21

* 国家自然科学基金青年项目(72301073), 福建省自然科学基金项目(2022J05018)资助。

通信作者: 黄晗静, E-mail: hhj@fzu.edu.cn

& Yang, 2021; Hancock et al., 2021; Hancock et al., 2011; Yang et al., 2021)。在人机责任层次中,研究者探究了用户对智能系统的责任归因机制(Liu & Du, 2022; Navare et al., 2024)。这些研究正在逐步探明用户对智能系统的需求、用户的交互行为、人机信任与人机责任分配机制,但尚未有研究进一步整合、构建涉及用户使用前、中、后的多层次人机共融理论框架。

同时,老年人与青年人在思想观念、实际需求、身体机能、使用经验等方面存在诸多差异,以往关于青年用户与智能系统人机共融的研究成果很难直接应用在老年用户与智能系统的人机共融关系构建中。一是老年用户对智能系统的实际需求与青年用户不同。在居家智能系统中,老年用户更关注健康和医疗管理类、辅助生活类的智能系统,青年用户则更关注娱乐类的智能系统(Robinson et al., 2014; Zhong et al., 2024)。二是老年用户使用智能系统面临更多困难。老年人感官、认知和身体上的衰退、对智能系统使用经验的不足、心智模型的差异会给老年人使用智能系统带来更多困难,导致老年人使用新技术的信心不足(Ball et al., 2019; Tomasino et al., 2017)。三是老年用户与智能系统的人机信任关系构建过程可能不同。在持续性的交互中,老年用户对智能系统不同的心理预期、感知、交互偏好、使用场景会影响人机信任构建过程(Schaefer et al., 2016)。四是老年用户对智能系统应用带来的结果可能有不同的责任分配态度。之前的研究表明,与青年人相比,老年人更可能将负面事件结果归因于行为者的特质,而不是与情境背景相关的因素(Blanchard-Fields & Beatty, 2005)。并且,老年用户与智能系统人机共融过程受各类因素的影响机理也可能与青年用户有较大差异。

尽管研究者开始关注老年用户与智能系统的人机共融机制,但现有研究仍较分散,缺乏整体性的理论框架与实证结果支撑。一是现有研究大多关注老年用户对智能系统的技术接受度(Ghorayeb et al., 2021; Zhang, 2023)、初次接触时的信任态度(Liu et al., 2021),较少关注老年用户与智能系统真实的动态交互过程和对交互结果的责任分配机制,忽略了从动态性、整体性视角去构建老年用户与智能系统人机共融机制的必要性与重要性。智能系统具有自主性、复杂性、不确

定性等特点。在用户与智能系统的交互过程中,系统可自主、动态地学习用户的偏好与行为,修正自己的行为实现更有效和友好的交互。传统基于“刺激—反应”的人机关系模式也发生了改变,需进一步分析用户使用智能系统前、中、后的人机关系是如何发生变化的,针对某一层面的理论框架无法全面解释老年用户与智能系统人机共融的动态发展过程。因此,有必要从动态性、整体性视角构建人机共融理论框架(孙效华 等, 2020; Farooq & Grudin, 2016; Rodrigues Barbosa et al., 2024)。二是现有研究主要探究某一类因素对单层次人机共融的影响,很难厘清用户特征、系统属性和情境因素对人机共融各个层次的复杂影响机理。基于此,本研究拟从动态性、整体性的视角进行探究,基于老年用户使用前的需求特征、使用中的交互行为、人机信任关系、使用后的人机责任归因构建多层次人机共融理论框架,并探究用户特征、系统属性和情境因素对各层次的影响机理。老年用户与智能系统的多层次人机共融机制可为智能系统的适老化设计提供理论见解和实践启示,推动智慧养老的发展。

2 研究现状分析

2.1 用户对智能系统的需求与交互行为研究

智能系统与交互界面的设计应与老年用户需求、心智模型、交互能力相匹配(Shi et al., 2023; Zhou & Gao, 2021)。在需求层次上,应基于老年用户对提高生活独立性、缓解孤独感、就地养老、健康管理等需求设计智能系统的功能(Ghorayeb et al., 2021; Li et al., 2021),并化解老年用户对智能系统可用性、易用性、安全性、隐私性、控制性等方面的担忧(Li et al., 2021; Peek et al., 2014; Tsertsidis et al., 2019; Zafrani et al., 2023)。在满足用户对智能系统基本功能需求的同时,也应关注用户的情感需求。智能系统应理解用户的意图并提供人性化的服务(曹剑琴 等, 2023)。现有关于老年用户对智能系统需求的研究往往忽略了老年用户的异质性特点,不同价值观、健康状况、使用经验的老年用户对智能系统的需求可能有较大差异(Chu et al., 2022)。

智能系统交互界面的设计仍需考虑用户对信息的动态加工过程,在不同情境下调整系统与用户心智模型相匹配,提高界面与记忆决策的相容

性,满足用户心理、交互能力等方面的自然性约束,取得情境-心理-信道相容匹配(史元春, 2018)。在系统属性中,“媒体等同”理论和“计算机为社会行动者”范式指出,计算机是社会性的,用户会根据计算机等媒体呈现的社会化线索(如语言、社会角色、性别、种族和个性),将人际交往准则(如互惠交往准则、刻板印象等)运用到人机交互中,对计算机等媒体产生社会化反应(如信任、喜爱等)(Nass et al., 1994; Reeves & Nass, 1996)。尽管用户知道这些智能系统不具备意图、动机或情感(Gambino et al., 2020; Reeves & Nass, 1996),还是会无意识地依赖人际交往中的惯例和社交脚本与智能系统交互(Nass & Moon, 2000)。

在智能家居环境中,不同的设备和物品都可配备传感、联网和处理能力,并赋予智能,作为交互终端与用户进行交互(Taing et al., 2017; Whitmore et al., 2015)。例如,老年用户可以与智能家电、智能手机、语音助手、机器人、可穿戴设备等多种交互终端进行交互。有些交互终端具有拟人化特征,老年用户可能不仅将其看作是工具,还可能当作是陪伴自己的伙伴。例如,机器人的拟人化特征,包括人脸、人类语言和个性会让用户觉得自己在与社交实体交互(Jin & Youn, 2022; Lee & Oh, 2021)。研究者发现相比于平板电脑陪伴用户运动,机器人陪伴用户运动时,用户与机器人的互动更加积极,包括用户更多的语言交流、积极情绪和运动练习次数(Mann et al., 2015)。当机器人头部、身体都有屏幕时,拟人度更高、信息展现效率更高,更受人们的喜爱(葛翔等, 2020)。但在这些研究中,实验参与者大部分是青年用户,并且大部分是在实验室环境中完成单一任务,缺乏关注长期使用过程的纵向研究。未来研究应进一步关注老年用户在生活场景中使用不同交互终端或完成不同类型任务的交互行为(Mann et al., 2015)。

同时,智能系统的社会化线索能为用户提供系统的社会性信息,促发用户的社会反应(Chaves & Gerosa, 2021; Feine et al., 2019)。根据社会分类理论,在人际交往中,人们会自动基于他人明显的社会特征,如性别、年龄等进行分类,并形成印象(Ito & Urland, 2003; Liberman et al., 2017; Macrae & Bodenhausen, 2000; Nicolas et al., 2017)。在人机交互中,用户也会通过智能系统呈

现的相关信息,例如声音、面孔和名字,迅速推测智能系统的性别、年龄,并进行社会分类(Fiore et al., 2013)。研究发现短发的男性机器人被认为更适合承担监控设备等任务,而长发的女性机器人被认为更适合承担照顾小孩等任务(Tay et al., 2014)。用户更喜欢陪伴型的智能系统使用女性的声音(Chang et al., 2018),但也有研究发现用户更喜欢智能语音助手 Siri 采用和自己性别相同的声音。用户可能会经历一个社会认同过程,从而对同一性别的声音产生更多的信任(Lee, Kavva, & Lasser, 2021)。一项关于我国老年用户对社交机器人的偏好研究发现,当老年用户感知到社交机器人能力更强时,对机器人的担忧反而更多(Liu et al., 2021),这项研究邀请老年用户对机器人图片进行评价,仍需开展老年用户与社交机器人的实际交互研究验证这项问卷调查的结果。

2.2 用户与智能系统的人机信任研究

信任是支持用户与智能系统交互的关键要素(Schaefer et al., 2016; Shin, 2021)。人机信任相关研究大多基于 Mayer 等(1995)对信任的定义,即“一方承受另一方风险或伤害行为的意愿”。智能系统采用的人工智能技术本质上是复杂的,用户无法立即理解智能系统的运作原理(Bathae, 2018; Fainman, 2019; Mittelstadt, 2019)。一方面,用户对智能系统的理解与智能系统的实际能力之间总是存在差距。信任被认为是影响用户接受机器人、建立和保持与机器人有效互动的关键要素(Naneva et al., 2020; Yang et al., 2018)。并且,信任对人机交互与协作的积极影响在使用经验有限的人群中显著增强(Chen et al., 2017),如老年人(Fischl et al., 2017; Zafrani et al., 2023)。另一方面,智能系统的使用往往会涉及访问私人敏感数据(Schwaninger, 2020)。信任对老年用户的风险感知(Huff et al., 2019)、控制感(de Graaf et al., 2015)和使用意图(Bux et al., 2019)有显著影响。因此,人机信任对于老年用户在家中使用智能系统尤为重要(Krajnik et al., 2015)。

同时,人机信任具有动态性特征。Hoffman (2017)指出人机信任是“在不断变化的交互内容中,积极探索、评估可信度和可靠性的持续过程”。行为科学领域研究普遍指出信任的动态发展过程分为初始型信任和持续型信任两个阶段。初始型信任是指人们合作之前,信任方缺乏对被信任方的

了解,在信息不充分条件下信任方必须冒着某种风险去信任被信任方。而持续型信任发生在合作建立之后,意味着信任方对被信任方有了更深的了解,可以在某些情况下预测被信任方的行为。持续型信任的核心是将合作行为的结果加入信任的反馈环中,进一步影响下一次合作。如何在长期的人机交互中衡量信任,并维持对系统的持续信任,是人机共融的基础和挑战(孔祥维等, 2022)。一方面,用户的信任可能随着用户与智能系统交互时间的增加而增加,背后的原因可能是交互时间的增加让用户对系统的运行方式有更清楚的理解(Elkins & Derrick, 2013)。交互经验可能会让用户调整他们对系统的期望和信任(Lee, Frank, & Ijsselstein, 2021)。另一方面,智能系统并不总是完美的,在交互过程中,智能系统也可能出现一些故障或者是用户难以理解、预测的行为,引起负面的用户体验与信任下降(Brooks, 2017)。当智能系统失效时,智能系统可尝试用自己的行为道歉(Albayram et al., 2020)、否认自己的错误(Kohn et al., 2019)、解释错误发生的原因(Natarajan & Gombolay, 2020)、承诺之后不再犯错(Reig et al., 2021)等策略修复信任(Esterwood & Robert, 2022)。但当智能系统多次犯错后,人机信任较难修复(Esterwood & Robert, 2023)。

研究者进一步探究人机信任的影响因素,优化智能系统的设计。以机器人为例,研究者将影响人机信任的因素分为三类:(1)机器人相关因素,(2)用户相关因素,和(3)情境相关因素(Akalin et al., 2022; Hancock et al., 2011; Lewis et al., 2018)。这些类别可进一步细分:与用户相关的因素可细分为用户的能力(例如,用户的专业度和以往经验)和特点(例如,个性和信任倾向);与机器人相关的因素可细分为机器人的性能(例如,可靠性、误报率和故障率)和属性(例如,机器人个性、适应性和拟人化);与情境相关的因素可细分为团队合作(例如,组内-组外成员)和基于任务的因素(例如,任务类型、任务复杂度和多任务要求)(Hancock et al., 2011)。同时,技术接受模型相关研究也指出老年用户对新技术的使用态度和行为受自身因素(例如,年龄、性别、教育背景)、技术因素(例如,获取难度、成本、感知有用性和感知易用性)和社会背景(例如,社会结构、技术环境、社交网络和文化因素)的影响(Zhang, 2023)。未来

研究可进一步探究机器人相关的、用户相关的、情境相关的因素对老年用户人机信任的综合影响(Hancock et al., 2021)。

2.3 用户与智能系统的人机责任归因研究

智能技术赋予智能系统新的角色。在智能时代下,智能系统从辅助人们的工具发展成为具有一定认知、独立执行、自适应能力的自主化智能体。智能系统从扮演辅助工具的角色转变为扮演“辅助工具+人机合作队友”的双重新角色,人机关系也进一步演变成一种团队合作的队友关系(许为等, 2023)。智能系统可以辅助老年人在家生活,但系统并非完美,也可能因为故障带来负面的结果(Madhavan & Wiegmann, 2007)。这些故障既包括硬件或软件系统中的技术故障,也包括周围环境的不确定性导致的交互故障(Honig & Oron-Gilad, 2018)。当一项服务出现故障时,用户往往会分析故障的原因,分析故障为什么会发生,并确定责任方(Mattila & Patterson, 2004; Weiner, 2000)。归因是指人们对已发生事件的原因的推论或知觉(Heider, 1958)。归因能够帮助人们认识事物发展的因果关系,通过归因,个体能够更好地理解事件并调整自己的决策和行为,预测和控制未来的事件,从而更有效地与外界环境进行互动。研究者发现人们在归因过程中存在着自我服务归因偏差(Miller & Ross, 1975)、行为者与观察者效应(Jones & Nisbett, 1972)等现象。

虽然智能系统可能具有类人的外观和行为,但是其运行方式、情感理解、表达方式与人类仍存在一定差异。智能系统正逐渐改变人们的工作和生活,并被人们视为是一种重要的社会存在,有必要研究在人机协同过程中的人机责任归因机制。在人机交互领域,研究发现自利偏差现象的出现具有一定的边界条件。研究发现人机协作中,用户和机器人的相对地位高低调节了自利偏差,当机器人作为领导者时,个体倾向于将积极结果归因于自己,将消极结果归因于机器人,出现自利偏差现象;而当机器人作为同事或下属时,个体倾向于将积极结果和消极结果都归因于自己,未出现自利偏差现象(Lei & Rau, 2021)。另一项研究则发现,自利偏差仅在积极结果下出现,而在消极结果下,当个体对智能系统有所有权时,个体会倾向于认为自身需承担较大责任(Jörlling et al., 2019)。在酒店前台机器人和人类服务员为

顾客服务的场景中,研究者发现无论是积极还是消极的服务结果,参与者都认为前台机器人相比于人类服务员,对服务结果需承担较少的责任,并且这个差异在消极结果的责任分配上更明显(Belanche et al., 2020)。从总体上看,结果效价可能对人机交互中的归因有较大影响,但目前的研究也尚未得出一致的研究结论,仍需进一步探究结果效价对责任归因的影响。

此外,用户感知的智能系统控制性也可能会影响用户对智能系统的归因。智能系统自主性的提升使其更加社会化,人机交互模式将更接近于人类的互动模式,促使个体可能将更多的责任归因于智能系统。当智能系统无自主性时,人们基本不会将责任归因于智能系统(Furlough et al., 2021)。自主性的提升意味着智能系统控制自身行为的能力增强,能在更大程度上独立完成任务。研究发现,当智能系统具有一定自主性时,人们会认为智能系统具有更多的能动性,智能系统需承担更多的责任(Horstmann & Krämer, 2022)。在半自动驾驶场景中,研究者发现人们会更严厉地评判由自动化引起的事故,把更多的责任归咎于自动化及其创造者,并认为这次事故的受害者应得到更多补偿(Liu & Du, 2022)。归因理论指出,当个体对事件的参与程度越高,结果与自身原因更相关(Weiner, 1995)。当智能系统的参与程度越高,个体可能会将更多的责任归于智能系统,应进一步考虑智能系统控制性对责任归因的影响。

2.4 小结

尽管在以往的研究中,用户与智能系统的交互得到了学者的关注,在人机共融机制方面取得了一些有益成果,但仍存在多方面问题需要进一步深入研究。

首先,在用户需求与交互行为层次上,现有研究主要聚焦于青年用户在工作环境中使用智能系统的需求、行为与效能,对老年用户的异质性特点关注不足,老年用户与智能系统交互的理论探索与实证研究有待加强。目前老年人面临的数字鸿沟问题,很大程度上是因为老年用户与青年用户需求有较大差异,产品设计、开发主要围绕青年用户的需求与交互特点展开。未来研究应基于老年用户画像和行为特征,挖掘老年用户对智能系统具体的辅助功能需求和情感陪伴需求。在

此基础上,进一步基于“媒体等同”理论、“计算机为社会行动者”范式、心智模型与信息加工模型,深入探究老年用户与智能系统的交互过程,以及系统属性、情境因素对交互行为的综合影响。

其次,在人机信任层次,现有理论与实证研究聚焦于初始型信任与单类型因素对人机信任的影响机制,较少探究人机动态信任的发展规律及综合考虑用户、系统、情境多方面因素的影响。人机信任是一个动态变量,是用户在不断变化的交互中,探索、评估可信度和可靠性的持续过程。信任可能随着交互时间的增加而增加,也可能因为系统出现故障和用户难以理解、预测的行为而下降。为确保用户和智能系统之间的高质量交互,需要进一步建立机制以培养、维护和修复用户信任。并且,相比于青年用户在工作环境中使用智能系统,老年用户在居家环境中使用智能系统的情境更为多样复杂,智能系统的呈现形式也更多样化,应进一步探究系统属性、情境因素对动态信任的影响机制。未来研究应进一步探究老年用户对智能系统的动态信任发展规律及关键因素的影响机制。

再者,在人机责任层次,现有研究主要聚焦于驾驶、酒店服务、工作建议等场景,对生活场景中的人机责任归因研究较为缺乏。生活场景与工作场景在交互任务类型、交互效能要求、任务风险等方面有诸多差异。因此,研究者在工作场景中得出的归因机制相关结论推广到生活场景中存在困难。在实际生活中,运用于居家环境的智能系统一般由企业服务商设计和提供,探究用户如何对交互结果进行归因,是亟待解决的理论与实践问题。此外,现有研究尚未明确不同类型因素对人机责任归因的影响,如交互终端类型、事件效价、任务特征等因素的综合影响。未来研究应综合考虑多类别因素的主效应、中介、调节作用,细化人机共融归因机制。

综上所述,本研究将紧密围绕老年用户与智能系统的人机共融机制展开,层层递进,从用户需求、交互行为、人机信任、人机责任层次构建人机共融理论框架,突破以往研究大多数聚焦青年用户、工作场景、单次交互、单一类别因素影响的研究局限,在居家环境中拓展智能系统的相关研究,为居家智慧养老的实践、智能系统的适老化设计提供理论支撑与重要参考。

3 研究构想

本研究拟构建老年用户与智能系统的多层次人机共融关系理论框架,并探究用户、系统、情境多类别因素对人机共融的影响机理。本研究将从老年用户与智能系统互动的多个层次展开:在需求与交互行为层次上,精准识别居家智慧养老场景中异质参与者的需求特征,探究老年用户与智能系统的交互行为模型,探究符合老年用户信息加工模型、心智模型的交互终端和系统社会特征,提升交互自然性与效能;在人机信任层次,基于动态信任理论,探究老年用户与智能系统交互的人机动态信任发展规律,探究用户、系统、情境因素对动态信任的影响机制,为老年用户在居家环境中持续使用智能系统奠定基础,促进稳定的人机关系;在人机责任层次,基于责任归因理论,面对智能系统可能带来的正面、负面结果,明确不同类型因素对人机责任归因的影响机制,促进更好的人机协同。

本研究拟结合人机交互、社会心理学、决策科学等多学科理论与方法,通过用户访谈、问卷调查、人机交互实验等研究,在需求与交互行为层次,识别老年用户的需求特征,构建老年用户画像与需求模型,探究智能系统交互终端和社会特征对老年用户交互行为的影响机制,提升交互自然性与效能(研究 1);在人机信任层次,探究老年用户与智能系统交互的人机动态信任发展规律及多类别因素的影响机制(研究 2);在人机责任层次,针对交互结果构建人机共融的责任归因机制及多类别因素的影响机制(研究 3)。

3.1 研究 1: 老年用户对智能居家服务的需求模型及人机交互效能提升研究

研究 1 拟探究老年用户对智能居家服务的需求特征(研究 1.1)与影响老年用户与智能系统交互效能的关键因素(研究 1.2)(见表 1)。首先,本研究遵循以用户为中心的设计方法,通过用户访谈、

问卷调查、个案分析等方法探究居家环境中异质参与者对居家智能系统的辅助功能需求、情感陪伴需求等,剖析年龄效应,对使用居家智能系统的典型用户进行聚类分析,探究老年用户对不同类型智能系统的需求和使用意愿以及个体差异的影响,细化使用场景,识别使用居家智能系统的关键用户特征,构建使用居家智能系统的用户画像和需求模型(研究 1.1)。研究 1.2 进一步根据研究 1.1 输出的用户画像与需求模型构建智能居家环境和智能系统原型,基于“媒体等同”理论、“计算机为社会行为者”范式、信息加工模型和心智模型探究智能系统交互终端、社会特征等因素对老年用户使用意愿、交互效能与交互体验的影响,进一步根据人-任务-技术匹配框架(Ammenwerth et al., 2006),探究用户、系统、情境因素及交互作用对老年用户交互效能与体验的影响机制,在不同情境下,调整系统模型与用户心智模型相匹配,提升老年用户与智能系统的交互效能与体验。

3.2 研究 2: 老年用户与智能系统交互的人机动态信任研究

构建人机信任关系是老年用户在居家环境中长期使用智能系统的关键环节。用户与智能系统的交互不是一次性完成的,人机信任具有动态性特征。现有人机信任相关研究主要集中在工作场景中,关注初始型信任,对持续型、动态信任的关注不足。因此,研究 2 关注老年用户与智能系统的人机信任动态发展规律(见表 2),拟结合主观报告法与行为测量法构建动态信任测量方法,测量老年用户对智能系统的动态感知与信任行为(研究 2.1)。在此基础上,进一步探究老年用户与智能系统初次交互时,信任动态构建过程及智能系统失效时,动态信任的修复过程,构建动态信任模型(研究 2.2)。此外,研究 2.3 将探究用户、系统、情境因素对老年用户与智能系统动态信任的综合

表 1 研究 1: 老年用户对智能居家服务的需求模型及人机交互效能提升研究

研究 1.1: 老年用户需求识别与用户画像构建	研究 1.2: 老年用户与智能系统交互效能提升研究
- 需求类型: 科学决策、健康照护、社交陪伴、娱乐等 - 刻画: 用户画像构建、异质参与者特征、年龄效应 - 输出: 用户画像、需求模型	- 基础: 信息加工模型、“媒体等同”理论、“计算机为社会行动者”范式、心智模型、人-任务-技术匹配框架等 - 考虑因素: 用户特征、智能系统属性、情境特征及交互作用 - 输出: 交互效能提升方案及系统优化方案

表 2 研究 2: 老年用户与智能系统交互的人机动态信任研究

研究 2.1: 动态信任测量方法研究	研究 2.2: 老年用户对智能系统的动态信任建模研究	研究 2.3: 关键要素对动态信任的影响机理研究
• 主观报告法: 对智能系统能力、意图等方面的动态感知 • 行为测量法: 相应的信任行为表现	• 初次交互时的信任动态构建过程 • 智能系统失效时, 动态信任的修复过程 • 输出: 信任曲线、动态信任模型	• 考虑因素: 用户特征、智能系统属性、情境特征及交互项 • 信任阶段: 初始信任建立、信任修复 • 输出: 人机动态信任校准机制、稳定信任关系构建与优化

影响机制, 探究系统优化方案, 促进老年用户与智能系统间稳定的人机动态信任关系。

3.3 研究 3: 老年用户与智能系统交互的人机责任归因机制研究

智能家居养老系统的使用给老年用户带来便利的同时, 由于使用环境的复杂性、系统噪音等不确定性问题, 不可避免地有时也会带来负面的交互结果。对于正面或负面的交互结果, 用户如何进行责任的分配是社会关注的热点。智能系统随着智能程度和自主性的不断提升, 逐渐具有独立的分析、思考、决策的能力, 应把智能系统看作行为的主体, 而不仅是执行指令的普通工具。在这种情况下, 智能系统可能应与用户共同承担责任。已有研究在自动驾驶、酒店服务等场景中初步探索了个体对智能系统的责任推断特点。在居家环境中, 有多种设备可以作为智能系统的交互终端与老年用户进行交互, 不同的交互终端是否会引起用户的责任归因差异也是需要研究的重点内容。根据社会分类理论、刻板印象内容模型, 不同的交互终端给用户带来不同体验的同时, 也有可能带来用户责任归因的差异。交互情境在涉及的内容、重要性等方面的差异也可能引起用户的责任归因差异。基于此, 研究 3 关注老年用户与智能系统的交互结果层次, 探究老年用户对智能系统的责任归因机制, 并探究交互终端、任务特征等因素的影响机制, 建立居家场景中人机共融的责任归因机制, 剖析智能系统应用的利弊关系及潜在风险。

4 理论建构与应用前景

伴随智能科技的快速发展, 智慧养老将成为应对老龄化社会的重要支撑, 智能系统可为老年人实现个性化的养老提供有力保障。在此背景下, 居家智慧养老场景中老年用户与智能系统之间的

人机共融机制尤为重要。老年用户对智能系统的需求是什么? 老年用户在使用智能系统上是否存在困难? 老年用户是否接受、信任智能系统? 面对智能系统应用带来的结果, 老年用户是如何进行责任推断的? 目前, 老年用户使用智能系统的过程仍存在用户需求不明确、交互效能较低、信任度较低、责任分配不清晰等问题, 其交互效能与主观体验均有待提升。

本研究拟从用户为中心的角度, 围绕老年用户使用智能系统的前、中、后三个阶段展开研究, 基于“媒体等同”理论、“计算机为社会行动者”范式、信息加工模型、心智模型、信任理论、归因理论等进行研究, 从使用前的用户需求、使用中的交互效能、动态信任、使用后的责任归因构建居家智慧养老场景中的多层次人机共融关系理论, 主要理论建构如下(见图 1):

第一, 在用户需求、交互行为层次, 本研究关注居家环境中老年用户的实际需求特征, 剖析年龄效应, 构建用户画像, 增强相关利益者对老年用户需求的理解, 使智能系统服务与老年用户的需求相匹配; 进一步探究老年用户与智能系统的交互行为机理, 基于信息加工模型、心智模型、“媒体等同”理论、人-任务-技术匹配框架等架构, 探究智能系统交互终端、社会特征等因素对老年用户使用意愿、交互效能与交互体验的综合影响, 根据实际使用场景调整系统模型与用户心智模型相匹配, 提升老年用户与智能系统的交互效能与体验。

第二, 在人机信任层次, 本研究突破以往聚焦于用户与智能系统单次交互的局限, 探究老年用户与智能系统的动态信任构建过程, 包含初始型信任的构建过程, 使用过程中的持续型信任, 任务失效时的信任修复过程。在此基础上, 本研究突破以往研究关注单一类别因素对信任的影响

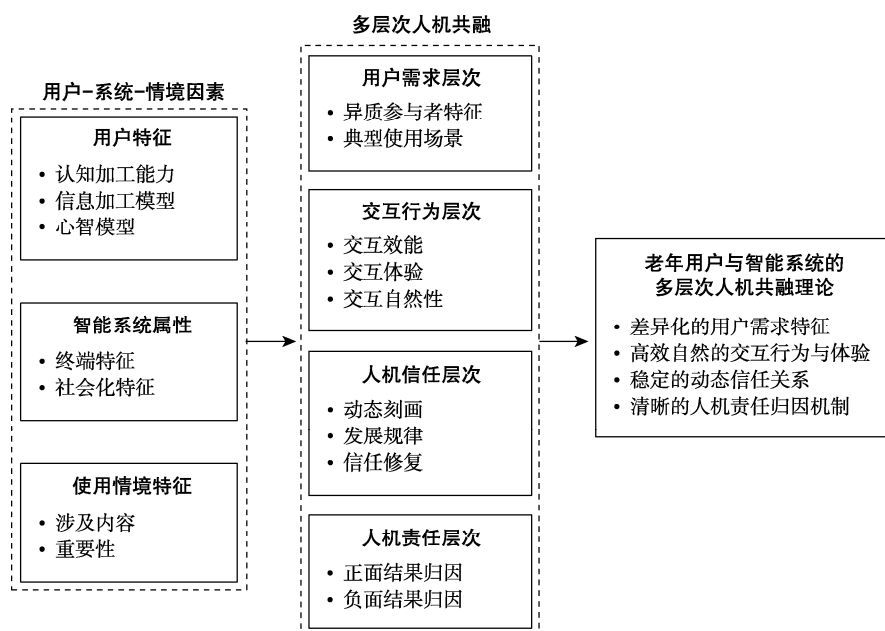


图1 老年用户与智能系统的多层次人机共融关系理论建构

机制,基于居家场景复杂多样的特征,探究用户、系统、情境多类别因素对动态信任的综合影响机制,优化系统设计,促进老年用户与智能系统构建稳定的信任关系,为老年用户持续性使用智能系统提供理论基础。

第三,在人机责任层次,本研究关注智能系统应用于居家场景带来的正面、负面结果,探究结果效价、终端类型、任务特征等因素的影响,剖析智能系统应用的利弊关系及潜在风险,建立居家场景中的人机共融责任归因机制,防范智能系统使用带来的风险和责任溯源不清晰等问题。

本研究具有理论创新性。以往关于人机共融的研究主要考察青年用户在工作场景中(如决策支持、协同制造等)的人机共融机理,聚焦于青年用户在工作环境中与单个智能设备的交互行为与效能问题,较少关注不同智能设备之间的比较。智能家居环境中多种终端可作为交互界面与老年用户交互,并且与工作场景不同,居家养老不仅追求效率,还追寻情感满足等目标。此外,人机共融过程中,用户需求、交互行为、人机信任、人机责任问题是紧密相连的,现有研究主要关注其中某一问题的解决方案。用户需求、交互行为层次侧重于让老年用户能高效、自然地开始使用智能系统,人机信任层次侧重于支撑老年用户持

续性的使用行为,人机责任层次侧重于对交互结果的处理,这些层次都影响着数字鸿沟的产生。本研究采取了整体性的研究视角,认为人机共融中的需求、交互、信任、责任问题需要用整体性、系统性的角度进行探究,不能被孤立理解和研究,消除老年用户面临的数字鸿沟也需从这些关键问题整体突破。并且,现有研究主要关注单一类别因素对某一层人机共融的影响,应综合考虑多类别因素对不同层次人机共融的影响。基于此,本研究进一步探究影响这些层次的“用户-系统-情境”因素及其作用机制,如用户的个体差异、系统的交互终端、任务的多样性等。

同时,本研究的成果兼具较好的应用前景。首先,本研究构建的老年用户画像与需求模型,可有效预测老年用户使用智能系统的高频场景与产品功能,有利于研发人员精准把握用户的实际需求,针对相应场景与功能进行研发,降低成本,提升对实际需求的满足程度,为智慧养老相关产品的创新提供支持。其次,老年用户与智能系统交互行为研究拟剖析多模态交互终端与系统设计特征对交互自然性与交互效能的影响机制,进一步提出基于个体差异与任务特性的智能系统设计指南,帮助研发人员确定智能系统的交互终端类型与其他设计特征,推动“以老年人为本”的智能

系统研发,提升交互自然性与效能,帮助老年人跨越数字鸿沟。在此基础上,本研究对于人机信任动态发展规律的探索涵盖用户、系统、情境多类别因素对人机信任的影响机制,分析老年人初步使用智能系统的信任建立过程,智能系统失效后可采取的补救措施与修复机制,可为老年用户与智能系统之间的高质量、持续性交互提供重要理论依据,有助于研发人员完善信任修复策略。此外,本研究针对老年用户与智能系统的交互结果,探究老年用户对智能系统的责任归因机制,剖析智能系统应用的利弊关系及潜在风险,并从实践角度解读智慧养老责任分配问题,积极寻找应对策略,对智慧养老的实践及政策制定具有重要的现实意义,促进智慧养老的正面效应。

总体而言,本研究从用户需求、交互行为、人机信任、人机责任多层次构建人机共融机理,探究用户、系统、情境多类别因素对人机共融的影响机制。本研究的重点与我国新一代人工智能发展规划接轨,进一步丰富人机共融管理理论,为人机协同提供理论支持与实证参考。同时,本研究探究困扰智慧养老实施的关键瓶颈,研究成果有利于推动智能系统的适老化设计,促进老年用户与智能系统的高质量交互,化解数字鸿沟,助力老年友好型智慧社会的实现,对我国老龄事业发展具有重要意义。

参考文献

- 曹剑琴,张馨吁,张亮,王晓宇. (2023). 交互自然性的心理结构及其影响. *心理学报*, 55(1), 55-65.
- 葛翔,许诗卉,王璟铭,杨帆,刘玳言,赵敏,徐濛. (2020). 服务机器人的屏幕设计偏好研究. *人类工效学*, 26(2), 5.
- 国务院. (2022). 国务院关于印发“十四五”国家老龄事业发展和养老服务体系规划的通知. 2022-02-21 取自 http://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2022-02/21/content_5674844.htm
- 黄心语,李晔. (2024). 人机信任校准的双途径:信任抑制与信任提升. *心理科学进展*, 32(3), 527-542.
- 孔祥维,王子明,王明征,胡祥培. (2022). 人工智能使能系统的可信决策:进展与挑战. *管理工程学报*, 36(6), 1-14.
- 史元春. (2018). 自然人机交互. *中国计算机学会通讯*, 14(5), 8-10.
- 孙效华,张义文,秦觉晓,李璟璐,王舒超. (2020). 人机智能协同研究综述. *包装工程*, 41(18), 12.
- 许为,高在峰,葛列众. (2023). 智能时代人因科学研究的新范式取向及重点. *心理学报*, 56(3), 363-382.
- Akalin, N., Kristoffersson, A., & Loutfi, A. (2022). Do you feel safe with your robot? Factors influencing perceived safety in human-robot interaction based on subjective and objective measures. *International Journal of Human-Computer Studies*, 158, 102744.
- Albayram, Y., Jensen, T., Khan, M. M. H., Fahim, M. A. A., Buck, R., & Coman, E. (2020, November). *Investigating the effects of (empty) promises on human-automation interaction and trust repair*. Paper presented at the Proceedings of the 8th International Conference on Human-Agent Interaction, Virtual Event, USA.
- Ammenwerth, E., Iller, C., & Mahler, C. (2006). IT-adoption and the interaction of task, technology and individuals: A fit framework and a case study. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, 6(1), 3.
- Ball, C., Francis, J., Huang, K.-T., Kadylak, T., Cotten, S. R., & Rikard, R. V. (2019). The physical-digital divide: Exploring the social gap between digital natives and physical natives. *Journal of Applied Gerontology*, 38(8), 1167-1184.
- Bathae, Y. (2018). The artificial intelligence black box and the failure of intent and causation. *Harvard Journal of Law Technology*, 31, 889.
- Belanche, D., Casaló, L. V., Flavián, C., & Schepers, J. (2020). Robots or frontline employees? Exploring customers' attributions of responsibility and stability after service failure or success. *Journal of Service Management*, 31(2), 267-289.
- Blanchard-Fields, F., & Beatty, C. (2005). Age differences in blame attributions: The role of relationship outcome ambiguity and personal identification. *The Journals of Gerontology: Series B*, 60(1), 19-26.
- Brooks, D. J. (2017). *A Human-centric approach to autonomous robot failures*. (Unpublished doctoral dissertation). University of Massachusetts Lowell.
- Bux, R., Gilal, A., Waqas, A., & Kumar, M. (2019). Role of age and gender in the adoption of m-commerce in Australia. *International Journal of Advanced and Applied Sciences*, 6, 48-52.
- Chang, R. C.-S., Lu, H.-P., & Yang, P. (2018). Stereotypes or golden rules? Exploring likable voice traits of social robots as active aging companions for tech-savvy baby boomers in Taiwan. *Computers in Human Behavior*, 84, 194-210.
- Chaves, A. P., & Gerosa, M. A. (2021). How should my Chatbot interact? A Survey on social characteristics in Human-Chatbot interaction design. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 37(8), 729-758.
- Chen, C., Xu, X., & Arpan, L. (2017). Between the technology acceptance model and sustainable energy technology acceptance model: Investigating smart meter acceptance in the United States. *Energy Research & Social Science*, 25, 93-104.
- Chu, C. H., Nyrup, R., Leslie, K., Shi, J., Bianchi, A., Lyn,

- A., ... Grenier, A. (2022). Digital ageism: Challenges and opportunities in artificial intelligence for older adults. *The Gerontologist*, 62(7), 947–955.
- de Graaf, M. M. A., Allouch, S. B., & Klamer, T. (2015). Sharing a life with harvey: Exploring the acceptance of and relationship-building with a social robot. *Computers in Human Behavior*, 43, 1–14.
- Elkins, A. C., & Derrick, D. C. (2013). The sound of trust: Voice as a measurement of trust during interactions with embodied conversational agents. *Group Decision and Negotiation*, 22(5), 897–913.
- Esterwood, C., & Robert, L. P., Jr. (2023). Three strikes and you are out!: The impacts of multiple human–robot trust violations and repairs on robot trustworthiness. *Computers in Human Behavior*, 142, 107658.
- Esterwood, C., & Robert, L. P. (2022, August). *A literature review of trust repair in HRI*. Paper presented at the 2022 31st IEEE International Conference on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN), Napoli, Italy.
- Fainman, A. (2019). The problem with opaque AI. *The Thinker*, 82(4), 44–55.
- Farooq, U., & Grudin, J. (2016). Human-computer integration. *Interactions*, 23(6), 26–32.
- Feine, J., Gnewuch, U., Morana, S., & Maedche, A. (2019). A taxonomy of social cues for conversational agents. *International Journal of Human-Computer Studies*, 132, 138–161.
- Ferreira, L., Oliveira, T., & Neves, C. (2023). Consumer's intention to use and recommend smart home technologies: The role of environmental awareness. *Energy*, 263, 125814.
- Fiore, S. M., Wiltshire, T. J., Lobato, E. J., Jentsch, F. G., Huang, W. H., & Axelrod, B. (2013). Toward understanding social cues and signals in human-robot interaction: Effects of robot gaze and proxemic behavior. *Frontiers in Psychology*, 4, 859.
- Fischl, C., Asaba, E., & Nilsson, I. (2017). Exploring potential in participation mediated by digital technology among older adults. *Journal of Occupational Science*, 24(3), 314–326.
- Furlough, C., Stokes, T., & Gillan, D. J. (2021). Attributing blame to robots: I. The influence of robot autonomy. *Human Factors*, 63(4), 592–602.
- Gambino, A., Fox, J., & Ratan, R. A. (2020). Building a stronger CASA: Extending the computers are social actors paradigm. *Human-Machine Communication*, 1, 71–86.
- Gansser, O. A., & Reich, C. S. (2021). A new acceptance model for artificial intelligence with extensions to UTAUT2: An empirical study in three segments of application. *Technology in Society*, 65, 101535.
- Ghorayeb, A., Comber, R., & Gooberman-Hill, R. (2021). Older adults' perspectives of smart home technology: Are we developing the technology that older people want? *International Journal of Human-Computer Studies*, 147, 102571.
- Guo, Y., & Yang, X. J. (2021). Modeling and predicting trust dynamics in human–robot teaming: A bayesian inference approach. *International Journal of Social Robotics*, 13(8), 1899–1909.
- Hancock, P. A., Billings, D. R., Schaefer, K. E., Chen, J. Y., de Visser, E. J., & Parasuraman, R. (2011). A meta-analysis of factors affecting trust in human-robot interaction. *Human Factors*, 53(5), 517–527.
- Hancock, P. A., Kessler, T. T., Kaplan, A. D., Brill, J. C., & Szalma, J. L. (2021). Evolving trust in robots: Specification through sequential and comparative meta-analyses. *Human Factors*, 63(7), 1196–1229.
- Heider, F. (1958). *The psychology of interpersonal relations*. Hoboken: John Wiley & Sons Inc.
- Hoffman, R. R. (2017). A taxonomy of emergent trusting in the human–machine relationship. In P. J. Smith & R. R. Hoffman (Eds.), *Cognitive systems engineering* (pp. 137–164), London: CRC Press.
- Honig, S., & Oron-Gilad, T. (2018). Understanding and resolving failures in human-robot interaction: Literature review and model development. *Frontiers in Psychology*, 9, 861.
- Horstmann, A. C., & Krämer, N. C. (2022). The fundamental attribution error in human-robot interaction: An experimental investigation on attributing responsibility to a social robot for its pre-programmed behavior. *International Journal of Social Robotics*, 14(5), 1137–1153.
- Huff, E., Jr., DellaMaria, N., Posadas, B., & Brinkley, J. (2019, October). *Am I too old to drive?: Opinions of older adults on self-driving vehicles*. Paper presented at the 21st International ACM SIGACCESS Conference on Computers and Accessibility, Pittsburgh PA, USA.
- Hung, L., Gregorio, M., Mann, J., Wallsworth, C., Horne, N., Berndt, A., ... Chaudhury, H. (2021). Exploring the perceptions of people with dementia about the social robot PARO in a hospital setting. *Dementia: The International Journal of Social Research and Practice*, 20(2), 485–504.
- Ito, T. A., & Urland, G. R. (2003). Race and gender on the brain: Electrocortical measures of attention to the race and gender of multiply categorizable individuals. *Journal of Personality and Social Psychology*, 85(4), 616–626.
- Jin, S. V., & Youn, S. (2022). Social presence and imagery processing as predictors of Chatbot continuance intention in Human-AI-Interaction. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 39(9), 1874–1886.
- Jones, E. E., & Nisbett, R. E. (1972). *The actor and the observer: Divergent perceptions of the causes of behavior*. New York: Gernerall Learning Press.
- Jörling, M., Böhm, R., & Paluch, S. (2019). Service robots: Drivers of perceived responsibility for service outcomes. *Journal of Service Research*, 22(4), 404–420.
- Kanstrup, A. M., & Bygholm, A. (2019). The lady with the

- roses and other invisible users: Revisiting unused data on nursing home residents in living labs. In Neves, B. & Vetere, F. (Eds.), *Ageing and digital technology: Designing and evaluating emerging technologies for older adults* (pp. 17–33). Springer, Singapore.
- Kohn, S. C., Momen, A., Wiese, E., Lee, Y.-C., & Shaw, T. H. (2019). The consequences of purposefulness and human-likeness on trust repair attempts made by self-driving vehicles. *Human Factors and Ergonomics Society*, 63(1), 222–226.
- Krajník, T., Kulich, M., Mudrová, L., Ambrus, R., & Duckett, T. (2015, May). *Where's waldo at time t? Using spatio-temporal models for mobile robot search*. Paper presented at the 2015 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Seattle, WA, USA.
- Lee, M., Frank, L., & Ijsselstein, W. (2021). Brokerbot: A cryptocurrency Chatbot in the social-technical gap of trust. *Computer Supported Cooperative Work*, 30(1), 79–117.
- Lee, S., & Oh, H. (2021). Anthropomorphism and its implications for advertising hotel brands. *Journal of Business Research*, 129, 455–464.
- Lee, S. K., Kavya, P., & Lasser, S. C. (2021). Social interactions and relationships with an intelligent virtual agent. *International Journal of Human-Computer Studies*, 150, 102608.
- Lei, X., & Rau, P.-L. P. (2021). Effect of relative status on responsibility attributions in human–robot collaboration: Mediating role of sense of responsibility and moderating role of power distance orientation. *Computers in Human Behavior*, 122, 106820.
- Lewis, M., Sycara, K., & Walker, P. (2018). The role of trust in human-robot interaction. In H. A. Abbass, J. Scholz, & D. J. Reid (Eds.), *Foundations of trusted autonomy* (pp. 135–159). Cham: Springer International Publishing.
- Li, W., Yigitcanlar, T., Erol, I., & Liu, A. (2021). Motivations, barriers and risks of smart home adoption: From systematic literature review to conceptual framework. *Energy research and Social Science*, 80, 102211.
- Liberman, Z., Woodward, A. L., & Kinzler, K. D. (2017). The origins of social categorization. *Trends in Cognitive Sciences*, 21(7), 556–568.
- Liu, P., & Du, Y. (2022). Blame attribution asymmetry in human-automation cooperation. *Risk Analysis*, 42(8), 1769–1783.
- Liu, S. X., Shen, Q., & Hancock, J. (2021). Can a social robot be too warm or too competent? Older Chinese adults' perceptions of social robots and vulnerabilities. *Computers in Human Behavior*, 125, 106942.
- Macrae, C. N., & Bodenhausen, G. V. (2000). Social cognition: Thinking categorically about others. *Annual Review of Psychology*, 51, 93–120.
- Madhavan, P., & Wiegmann, D. A. (2007). Similarities and differences between human–human and human–automation trust: An integrative review. *Theoretical Issues in Ergonomics Science*, 8(4), 277–301.
- Mann, J. A., Macdonald, B. A., Kuo, I. H., Li, X., & Broadbent, E. (2015). People respond better to robots than computer tablets delivering healthcare instructions. *Computers in Human Behavior*, 43, 112–117.
- Mattila, A. S., & Patterson, P. G. (2004). Service recovery and fairness perceptions in collectivist and individualist contexts. *Journal of Service Research*, 6(4), 336–346.
- Mayer, R. C., Davis, J. H., & Schoorman, F. D. (1995). An integrative model of organizational trust. *The Academy of Management Review*, 20(3), 709–734.
- McGlynn, S. A., Kemple, S., Mitzner, T. L., King, C. A., & Rogers, W. A. (2017). Understanding the potential of PARO for healthy older adults. *International Journal of Human-Computer Studies*, 100, 33–47.
- Miller, D. T., & Ross, M. (1975). Self-serving biases in the attribution of causality: Fact or fiction? *Psychological Bulletin*, 82(2), 213–225.
- Mittelstadt, B. (2019). Principles alone cannot guarantee ethical AI. *Nature Machine Intelligence*, 1(11), 501–507.
- Naneva, S., Sarda Gou, M., Webb, T. L., & Prescott, T. J. (2020). A systematic review of attitudes, anxiety, acceptance, and trust towards social robots. *International Journal of Social Robotics*, 12(6), 1179–1201.
- Nass, C., & Moon, Y. (2000). Machines and mindlessness: Social responses to computers. *Journal of Social Issues*, 56(1), 81–103.
- Nass, C., Steuer, J., & Tauber, E. R. (1994, April). *Computers are social actors*. Paper presented at the International Conference on Human Factors in Computing Systems, Boston, USA.
- Natarajan, M., & Gombolay, M. (2020, March). *Effects of anthropomorphism and accountability on trust in human robot interaction*. Paper presented at the Proceedings of the 2020 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, Cambridge, United Kingdom.
- Navare, U. P., Ciardo, F., Kompatsiari, K., De Tommaso, D., & Wykowska, A. (2024). When performing actions with robots, attribution of intentionality affects the sense of joint agency. *Science Robotics*, 9(91), ead3665.
- Nicolas, G., de la Fuente, M., & Fiske, S. T. (2017). Mind the overlap in multiple categorization: A review of crossed categorization, intersectionality, and multiracial perception. *Group Processes & Intergroup Relations*, 20(5), 621–631.
- Peek, S. T., Luijckx, K. G., Rijnaard, M. D., Nieboer, M. E., van der Voort, C. S., Aarts, S., ... Wouters, E. J. (2016). Older adults' reasons for using technology while aging in place. *Gerontology*, 62(2), 226–237.
- Peek, S. T., Wouters, E. J., van Hoof, J., Luijckx, K. G., Boeije, H. R., & Vrijhoef, H. J. (2014). Factors influencing acceptance of technology for aging in place: A systematic review. *Journal of Medical Informatics*, 83(4), 235–248.
- Reeves, B., & Nass, C. (1996). *The media equation: How*

- people treat computers, television, and new media like real people and places. Cambridge: Cambridge University Press.
- Reig, S., Carter, E. J., Fong, T., Forlizzi, J., & Steinfeld, A. (2021, March). *Flailing, hailing, prevailing: Perceptions of multi-robot failure recovery strategies*. Paper presented at the 16th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, Boulder, CO, USA.
- Robinson, H., MacDonald, B. A., & Broadbent, E. (2014). The role of healthcare robots for older people at home: A Review. *International Journal of Social Robotics*, 6, 575–591.
- Rodrigues Barbosa, G. A., da Silva Fernandes, U., Sales Santos, N., & Oliveira Prates, R. (2024). Human-computer integration as an extension of interaction: Understanding its state-of-the-art and the next challenges. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 40(11), 2761–2780.
- Rosales, A., & Fernández-Ardévol, M. (2020). Ageism in the era of digital platforms. *Convergence (Lond)*, 26(5–6), 1074–1087.
- Schaefer, K. E., Chen, J. Y. C., Szalma, J. L., & Hancock, P. A. (2016). A meta-analysis of factors influencing the development of trust in automation: Implications for understanding Autonomy in Future Systems. *Human Factors*, 58(3), 377–400.
- Schwaninger, I. (2020, March). *Robots in older people's living spaces: Designing for trust in situated human-robot interaction*. Paper presented at the Companion of the 2020 ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction, Cambridge, United Kingdom.
- Shi, J.-g., Liu, M., Fu, G., & Dai, X. (2023). Internet use among older adults: Determinants of usage and impacts on individuals' well-being. *Computers in Human Behavior*, 139, 107538.
- Shin, D. (2021). The effects of explainability and causability on perception, trust, and acceptance: Implications for explainable AI. *International Journal of Human-Computer Studies*, 146, 102551.
- Taing, C.-M., Rau, P.-L. P., & Huang, H. (2017). Handpad: A virtual mouse for controlling laptops in a smart home. *Human-centric Computing Information Sciences*, 7, 1–11.
- Tay, B., Jung, Y., & Park, T. (2014). When stereotypes meet robots: The double-edge sword of robot gender and personality in human-robot interaction. *Computers in Human Behavior*, 38, 75–84.
- Tomasino, K. N., Lattie, E. G., Ho, J., Palac, H. L., Kaiser, S. M., & Mohr, D. C. (2017). Harnessing peer support in an online intervention for older adults with depression. *The American Journal of Geriatric Psychiatry*, 25(10), 1109–1119.
- Tsertsidis, A., Kolkowska, E., & Hedström, K. (2019). Factors influencing seniors' acceptance of technology for ageing in place in the post-implementation stage: A literature review. *International Journal of Medical Informatics*, 129, 324–333.
- Weiner, B. (1995). *Judgments of responsibility: A foundation for a theory of social conduct*. New York: Guilford Press.
- Weiner, B. (2000). Intrapersonal and interpersonal theories of motivation from an attributional perspective. *Educational Psychology Review*, 12(1), 1–14.
- Whitmore, A., Agarwal, A., & Xu, L. D. (2015). The internet of things—A survey of topics and trends. *Information Systems Frontiers*, 17(2), 261–274.
- Xie, Y., Zhu, K., Zhou, P., & Liang, C. (2023). How does anthropomorphism improve human-AI interaction satisfaction: A dual-path model. *Computers in Human Behavior*, 148, 107878.
- Yang, G. Z., Dario, P., & Kragic, D. (2018). Social robotics-Trust, learning, and social interaction. *Science Robotics*, 3(21), eaau8839.
- Yang, X. J., Schemanske, C., & Searle, C. (2021). Toward quantifying trust dynamics: How people adjust their trust after moment-to-moment interaction with automation. *Human Factors*, 65(5), 862–878.
- Zafrani, O., Nimrod, G., & Edan, Y. (2023). Between fear and trust: Older adults' evaluation of socially assistive robots. *International Journal of Human-Computer Studies*, 171, 102981.
- Zhang, M. X. (2023). Older people's attitudes towards emerging technologies: A systematic literature review. *Public Understanding of Science*, 32(8), 948–968.
- Zhong, R., Ma, M., Zhou, Y., Lin, Q., Li, L., & Zhang, N. (2024). User acceptance of smart home voice assistant: A comparison among younger, middle-aged, and older adults. *Universal Access in the Information Society*, 23(1), 275–292.
- Zhou, J., & Gao, Q. (2021). Design for aging. In G. Salvendy, & W. Karwowski (Eds.), *Handbook of human factors and ergonomics* (pp. 1249–1286). John Wiley & Sons, Inc.

Exploration of multi-level human-machine integration theory between elderly users and intelligent systems

HUANG Hanjing¹, RAU Pei-Luen Patrick²

(¹ School of Economics and Management, Fuzhou University 350108, China)

(² Department of Industrial Engineering, Tsinghua University 100084, China)

Abstract: The development of smart aging is an important measure to meet the challenge of rapid population aging, which can both ease the pressure of social aging and meet the increasingly diversified needs of the elderly. However, the current applications of smart aging systems face a series of problems such as low acceptance of the elderly, low interaction effectiveness, low trust, and unclear responsibility allocations. Therefore, this study aims to construct a theoretical framework of human-machine integration between elderly users and intelligent systems from user needs, interaction behaviors, human-machine trust, and human-machine responsibility at multiple levels, and to deeply investigate the influence mechanisms of user characteristics, system attributes, and situational factors on human-machine integration. At the level of user demands and interaction behavior, this study constructs user persona, demand models, and interaction behavior models, optimizes the attributes of intelligent systems, and enhances the acceptance and interaction effectiveness of elderly users; At the level of human-machine trust, this study investigates the development law of human-machine dynamic trust between elderly users and intelligent systems, analyzes the comprehensive influence mechanism of various factors on dynamic trust, and promotes the sustainable use behavior and stable human-machine relationships. At the level of human-machine responsibility, in the face of the potential positive and negative consequences of applying intelligent systems, this study analyzes the impact mechanisms of various factors on the attribution of human-machine responsibility, and promotes better human-machine collaboration. Conducting this research will facilitate the development of human-machine integration theory and provide theoretical bases and practical contributions for the aging-friendly design and upgrading of intelligent systems.

Keywords: human-machine integration, user need, interaction behavior, human-machine trust, human-machine responsibility