

面向智能推荐的AI人机交互： 研究热点及未来机会

王晰巍 乌吉斯古楞 刘宇桐 罗 然

【摘 要】智能推荐已经成为人工智能(Artificial Intelligence, AI)学术研究和产业应用密切关注的研究问题。分析面向智能推荐的AI人机交互研究热点和未来机会,可更好地促进跨学科学者在该领域开展进一步的纵深和延展研究,了解用户视角下信息行为研究的最新进展。本文采用扎根文献综述方法,通过定义与检索研究问题、遴选文献集合、提取合成编码和分析结果展示4个分析环节,对64篇中英文文献进行分析综述,并分析了面向智能推荐场景的AI人机交互研究热点及未来机会。综述发现,研究热点聚焦在面向智能推荐的AI人机交互行为及影响、AI人机交互感知与情感表达以及AI人机交互场景与服务应用。未来研究可以围绕面向智能推荐的新型AI人机交互关系、AI人机交互形式、AI人机交互影响和AI人机交互设备展开,相关学者可以在上述4个方面开展纵深化和跨学科的协同研究。

【关键词】智能推荐;人工智能;人机交互;扎根综述

【作者简介】王晰巍(1975-),女,吉林大学商学与管理学院,吉林大学大数据管理研究中心,吉林大学网络空间治理研究中心,教授,博士生导师,主要研究方向为社交媒体网络舆情和信息行为;乌吉斯古楞(1993-),女,吉林大学商学与管理学院博士研究生,主要研究方向为信息行为, E-mail: wujisiguleng163@163.com;刘宇桐(1996-),女,吉林大学商学与管理学院博士研究生,主要研究方向为信息行为及网络舆情;罗然(1996-),女,吉林大学商学与管理学院硕士研究生,主要研究方向为信息行为(长春 130022)。

【原文出处】《情报学报》(京),2023.4.495~509

【基金项目】国家社会科学基金重大项目“大数据驱动的社交网络舆情主题图谱构建及调控策略研究”(18ZDA310)。

0 引言

新冠肺炎疫情的全球大流行迫使社会各个领域进行数字化变革,数字化的颠覆和转型极大地影响了社会发展各领域的交互方式,并推动了人工智能(Artificial Intelligence, AI)人机交互技术的迅猛发展,以及在产品服务、生产运营和商业决策等领域中的应用。AI技术从语音控制和人脸识别等单点人机交互技术应用,向融合视觉、语音和语义的多模态AI人机交互技术进行转变。目前,对AI的人机交互研究主要聚焦在家居、医疗、汽车和金融等领域^[1-2]。在AI人机交互发展下,用户的需求正在发生巨大的变化,使推荐系统逐渐从追求推荐的准确度转向关注用户需求及用户体验^[3]。智能推荐作为一种信息源推送

技术,其技术的特质使受众群体的信息获取和信息利用等信息行为面临新的机遇和挑战,又因涉及多学科交叉融合的复杂性和动态性,成为未来AI应用中学术界和产业界关注的重要议题。

人机交互(Human-Computer Interaction, HCI)是一门研究机器(或系统)与用户之间交互关系的学问。近年来,产业中的实践驱使AI关注点转向人机交互,其落脚点在于增强人机交互中人类的能力^[4]。这在某种程度上意味着未来要围绕HCI来开发AI,并更多地考虑以人为本的AI设计理念。智能推荐旨在为用户推荐个性化的商品或信息,目前已经成为各大应用平台中用户体验的重要组成部分^[5]。对用户体验的关注,极大地丰富了AI智能推荐问题集的

规模。在以人为本的AI发展模式下,智能推荐构成了一种新的技术范式,这一技术范式最终为用户提供信息过滤机制,并为用户提供各种个性化的服务,其目标是支持和满足用户需求,已经成为信息服务用户和满足用户需求的一个关键维度^[5]。

目前,AI人机交互和智能推荐是学术界和产业界关注的重要研究问题之一,相关学者对此开展了系统性的综述梳理。一方面,从AI人机交互用户体验视角,分析AI人机交互引发的社会现象及解决方案。这类综述特别关解释性AI、人机交互过程及提高决策过程透明度等研究。其中,学者们热议的话题之一就是AI人机交互中的不信任和AI算法偏见。围绕AI人机交互中的信任问题,部分研究认为可解释性是解决相关问题的方案^[6]。围绕AI算法偏见,有研究希望通过为AI系统带来透明度和问责制,来帮助用户理解AI算法决策过程^[7],为消除偏见提供解决方案。另一方面,从智能推荐技术综述方面研究的切入点上看,通常是从推荐算法优化视角入手,以算法本身或计算机相关学科视阈分析人机交互对推荐算法提出新要求。这类综述的落脚点是设计出更具交互性的推荐系统,从而拓宽推荐技术研究的范围^[3,8]。研究分析结论更加强调智能推荐系统的本质是认知助手,以及情境、用户和资源融合的体系构架^[9],并认为未来技术发展的突破口是以人为本的设计^[10]。其中,用户属性及人机交互为研究起点,系统设计更强调要强化对用户模型的理解和拆解^[11],并认为考虑用户社交属性及社会关系资源应是未来关注的领域^[12]。面向智能推荐的AI人机交互,涵盖人工智能、人机交互、行为分析、计算机、自

然语言处理、机器学习、文本挖掘和生物信息学等多个学科领域的跨学科问题。现有的综述研究主要是从计算机科学视阈对人机交互及智能推荐的相关研究进行梳理和分析,鲜有基于信息资源视阈面向智能推荐的AI人机交互方面的综述研究,采用扎根综述法进行综述的国内文献相对更少。

本文试图回答以下两个方面的研究问题:①面向智能推荐的AI人机交互的国内外研究热点主题聚焦在哪几个方面?开展了哪些前瞻性研究?②面向智能推荐的AI人机交互研究的未来研究机会是什么?未来信息资源管理学科在此领域可开展哪些相关性研究?本文运用扎根综述法归纳出现有研究中的3个热点研究动向以及4个未来研究机会,为相关学者进行后续研究提供借鉴。本文不仅为信息行为领域理解智能推荐与人机交互带来一定的启示,还能更好地促进信息资源管理学科在该领域开展进一步的纵深研究,对面向智能推荐的AI人机交互在不同场景的应用和服务创新起到积极的推动作用,提升信息资源管理学科面向国家战略需求的学科地位和服务社会的学科影响力。

1 研究方法及过程

1.1 研究方法

围绕信息行为最新进展的综述研究,相关学者从不同视角进行了多方面的尝试。通过系统化的循证科学方法论对海量的文献研究成果进行总结概括,形成综述文章的研究成果逐渐增多^[13]。文献综述的快速增长涌现了许多综述方法,虽然其名称不同,但具有某些共同的基本特征,即收集、评估和展示可用的研究证据(表1)。实际上,不同研究目的和

表1 相关文献综述方法总结

综述方法	目的用途	聚焦问题	样本类型	主要贡献	主要特点	应用举例
文献计量	概述研究领域、随时间推移的动态进展	为后续具体研究收敛范围	研究文献(指定数据库)	历史概括和知识脉络	应用计量工具、可视化方式丰富	文献[14]
系统综述	提炼证据和对比发现	揭示研究领域的发展和重点	严格采纳/排除标准的研究文献	回顾领域研究重点和提炼研究主题	根据具体研究问题指定具体收集标准	文献[15]
元分析	整合研究结果和对比发现	将多个不同研究的数据进行整合统计	同一主题的多项独立定量研究	定量整合已有研究和寻找争议问题的可能原因	对定量结果的再评价	文献[16]
质性系统评价	将多元异质研究情境的发现加以整合	通过批判性评估工具/指南对研究所选样本进行评估	同一主题的多项定量和定性研究	对现有研究进行批判性评估和合理整合已有研究结果	多为整合方法,常见有元整合、主题整合、元聚合等	文献[17]
扎根综述法	概述研究领域、凝练已有研究脉络	系统且严谨的归纳过程	严格采纳/排除标准的研究文献	提炼研究重点、提出未来研究机会	迭代过程直至饱和	文献[18]

用途所侧重的分析要点各不相同,如文献计量得出的结论更利于总结知识脉络及动态趋势,适用于对学科整体进行理解或管理时使用;系统综述是围绕更具体的研究主题,通过严谨的文献遴选标准,适用于回顾研究重点或提炼研究主题;元分析则是聚焦多项定量研究结果,充分发挥现有研究结果数据集的价值,适用于研究实验或数据获取难度较大的研究,是对定量研究成果的再评价过程;质性系统评价主要是整合性方法,是元分析逻辑下纳入定性研究样本后的方法,需要预先选定批判性评估工具指南,对研究的样本集进行评分及评估。扎根综述目的是对某个主题进行深刻的理论分析,强调整个综述过程的不断迭代直至主题或理论的提出达到饱和,更加适用于研究主题的凝练,因此,本文选用此方法进行综述。

本文采用扎根文献综述法,对相关研究的主题和未来发展机会进行提取。扎根综述法根植于扎根理论^[19],从归纳的视角系统全面地收集并分析文献资料,通过不断迭代达到深入、全面和有依据地分析文献的目的。该方法具备过程严谨、透明度高和方法可复制等特点^[20],逐渐受到AI文献综述领域的重视^[18, 21-22]。本文构建的研究方法工作流程如图1所示,具体包括:①定义与检索。对研究问题进行定义与内涵描述、确定文献收集的范围及来源。②遴选文献。确定入选/排除标准及检索策略,遴选并补充

文献。③合成编码。对文献进行编码及分析。④结果展示。通过编码结果,采用定性或定量多种方式分析并进行最终结果展示。

1.2 文献检索

从研究问题来看,本文涉及面向智能推荐的AI人机交互相关研究,涉及3类概念,即智能推荐、人机交互及人工智能。本文立足于对相关研究主题进行概述,并不需要大量的研究文献集合,即查准率要求高于查全率。因此,在制定检索词时,首先,依据这3类概念从相关综述文献中收集适用的关键词;其次,将关键词之间的组合检索结果,以及相关综述文献中的检索结果作为参考,制定初步检索式;最终,通过对比各检索结果的查准率与查全率,遴选出适用于本文的检索式。本文设计了如表2所示的检索式,对文献进行收集。在对相关文献的检索中,采用了中文CNKI(China National Knowledge Infrastructure)和英文的WoS(Web of Science)、ACM(Association for Computing Machinery)数据库,中文运用检索词与期刊类型、英文运用检索词与人机交互相关主要会议及期刊^[18]进行检索,文献检索时间结束于2021年12月31日。

1.3 文献遴选

为了有效且严谨地进行文献的遴选,本文制定了入选标准:①研究问题与研究目的有一致性;②至少有一个研究问题是针对用户的研究;③应用

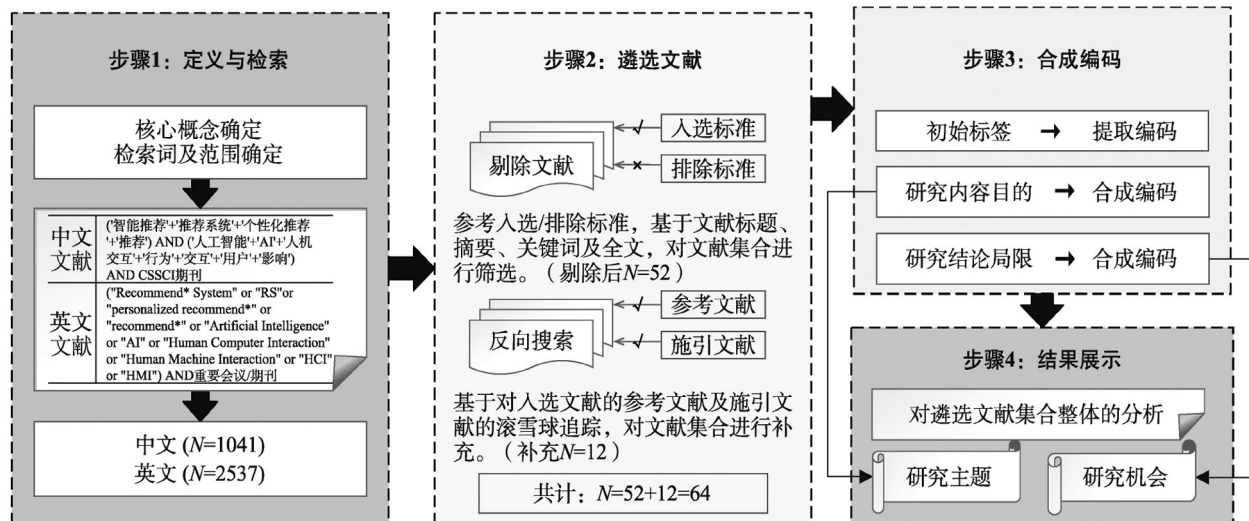


图1 采用扎根文献综述的流程

场景为智能推荐,是基于AI技术的推荐,而非口碑推荐或社会群体推荐等;④文章的重点为人机交互,而非技术。

在确定入选标准后,本文制定了排除标准:①排除特定条件下的推荐,研究要对结果进行深入的讨论;②排除研究内容与结果支撑性不强的文献;③排除对智能推荐本身有效性或对其评价的研究。

在上述遴选标准下,本文对文献进行了遴选,具体步骤为:①利用上文所述的检索词对文献进行检索,共收集8782条文献。随后,对检索到的文献集合进行学科限定,考虑到学科交叉,在学科限定上首先排除强不相关学科(如数学和计算机硬件等),尽可能保留相似学科(如图书情报与数字图书馆、心理学跨学科文献等),最终获得中文文献1041条,英文文献2537条,共计3578条记录。②通过入选标准和排除标准对文献进行剔除操作。具体操作为先通过阅读标题、关键词和摘要来评估是否需要排除不相关文献,再根据全文内容确定是否入选最终分析的文献集合。通过该步骤确定52篇文献,由于大部分文献强调技术而非人机交互,遴选集合中的文献数量急剧减少。③根据剔除后的文献集合(52篇)的施引及

对参考文献的广泛阅读,通过反向检索和滚雪球抽样对遴选集合进行补充操作,获得最终分析的64篇遴选文献集合。

1.4 编码合成

当使用扎根文献综述时,将文献类比为一份书面材料,对文献内容进行阅读,并对其与本文研究问题相关的见解、短语和词进行摘录。基于上述摘录结果,随机从一篇文献开始重新对摘录结果进行阅读,并利用开放编码对每篇文献定义至少一个概念标签。选择性编码用于整合和细化已识别的类别,通过不断地比较分析,逐步梳理已经确定的类别、关联和联系。在获得最终结果前,通过不断迭代,在论文、摘录、概念、类别和子类别之间不断循环直至得出理想结果。

在获得遴选的文献集合后,首先,对每一篇文献的研究目的、研究内容、研究方法、主要结论及研究局限进行梳理。其次,根据上述梳理内容,通过开放编码每篇文献定义至少一个概念标签。最后,通过不同概念标签的含义,归纳出热点研究主题和未来研究机会。经过上述步骤,本文最终归纳出3类热点研究主题(表3)和4个方向的研究

表2

文献检索式

检索来源	检索式
中文文献	(‘智能推荐’+‘推荐系统’+‘个性化推荐’+‘推荐’)+AND(‘人工智能’+‘AI’+‘人机交互’+‘行为’+‘交互’+‘用户’+‘影响’)+ANDCSSCI期刊
英文文献	("Recommend*System"or"RS"or"personalized recommend*"or"recommend*"or"Artificial Intelligence"or"AI"or"Human Computer Interaction"or"Human Machine Interaction"or"HCI"or"HMI")AND重要会议/期刊

表3

面向智能推荐的AI人机交互热点主题

主题(一级编码)	副主题(二级编码)	文献数量(频次)
面向智能推荐的AI人机交互行为特征及影响	AI用户体验	10
	AI用户接受	6
	AI用户采纳	7
面向智能推荐的AI人机交互感知及情感表达	AI感知意向及交互动机	10
	AI交互感知及用户认知	10
	AI用户信任及情感表达	13
面向智能推荐的AI人机交互场景及服务应用	智慧图书馆推荐场景	2
	新闻推荐场景	2
	社交偏好推荐场景	2
	增强现实购物推荐场景	2

机会(表4)。

1.5 结果展示

从研究方法来看,大多数研究为定量研究(N=60),6篇论文采用定性研究,而近年使用混合研究方法的数量逐渐增多。使用最多的为调查问卷与访谈,其次为实验研究。在实验研究中,有情景实验、对比实验以及被试内设计(within-subjects design)等,逐渐成为此领域近期热点的研究方法。研究结果说明,学者们正有意通过更加精细的实验拓宽此领域的实证方法。从数据收集途径来看,有7篇文章基于日志数

据,2篇基于WOZ(Wizard of Oz)获取数据。这一调查结果表明,研究者希望可以减少调查中的主观干预,尽可能地收集客观的用户数据。

从开展研究的理论基础来看,在这一研究领域中使用频率较高的理论有技术接受模型、社会交换理论和说服理论等。与社会关系相关理论及从社交出发的相关理论正越来越多地被纳入此领域的相关研究中。本文针对不同应用场景中的理论基础也进行了总结,具体应用理论及对应的研究场景如表5所示。

表4 面向智能推荐的AI人机交互研究机会

主要机会(一级编码)	具体机会(二级编码)
面向智能推荐的新型AI人机交互关系	AI人机交互中具有人设的智能体研究 智能推荐中AI人机交互服务特殊人群研究
面向智能推荐的新型AI人机交互形式	面向智慧图书馆等公共服务场景的多通道融合智能推荐交互形式 多场景应用中智能体人机交互的主动交互形式
面向智能推荐的新型AI人机交互影响	AI人机交互深度协同中的信任和避免算法歧视 面向智能推荐的信息茧房和信息剥削等AI负面风险
面向智能推荐的新型AI人机交互设备	AI与其他设备互联互通形成多场景应用 AI与虚拟现实(Virtual Reality, VR)和增强现实(Augmented Reality, AR)设备连接形成更多的互联智能场景

表5 应用场景与应用理论总结

应用场景	应用理论	应用场景	应用理论
阅读推荐	UTAUT模型	购物推荐	创新扩散理论(IDT)
	感知价值理论		计划行为理论(TPB)
	技术接受模型(TAM)		技术接受模型(TAM/TAM2)
	详尽可能性模型(ELM)		认知吸收理论
	信息采纳理论		效价理论
	信息技术采纳		目标设定理论
	社会交换理论		社会偏见理论(锚定偏见)
社交推荐	社会懒惰行为	多任务推荐	说服理论
	社会交换理论		社会角色理论
	使用与满足理论		信息过程理论
视频推荐	自律框架		创新扩散理论(IDT)
	详尽可能性模型(ELM)		感知风险理论
	S-O-R理论模型		技术接受行为理论
	信息边界理论		社会互动理论
餐馆推荐	隐私计算理论		说服理论
	对偶微积分模型(DCM)		计划行为理论(TPB)
	可信度MAIN模型		认知灵活性理论
新闻推荐	理性行为		社会交换理论
	创新阻力理论(IRT)		
	技术接受理论		
	期望确认理论(ECT)		

注:UTAUT模型—Unified Theory of Acceptance and Use of Technology;技术接受模型—Technology Acceptance Model, TAM;详尽可能性模型—Elaboration Likelihood Model, ELM;S-O-R理论模型—Stimulus-Organism-Response;对偶微积分模型—Dual Calculus Model, DCM;可信度MAIN模型—Modality-Agency-Interactivity-Navigability;创新阻力理论—Item Response Theory, IRT;期望确认理论—Expectation Confirmation Theory, ECT;创新扩散理论—Innovation Diffusion Theory, IDT;计划行为理论—Theory of Planned Behavior, TPB。

2 研究热点

2.1 面向智能推荐的AI人机交互行为特征及影响

该热点主要是围绕AI用户体验、AI用户接受与AI用户采纳等主题,分析AI人机交互中的行为特征和影响因素等。研究方向逐渐从用户体验及用户接受转向涉及用户采纳相关行为。面向智能推荐的多范围应用使人们形成了一些认知过滤,简化了信息理解机制,同时智能推荐技术本身也是信息产生的来源之一,使得技术与信息之间的边界将被进一步模糊和泛化。通过面向智能推荐的AI人机交互行为特征及影响的分析,可以更好地优化智能推荐算法,使其更好地满足社会发展的需要以及伦理的要求。

(1)面向智能推荐的AI用户体验,是指AI与用户进行交互的过程中用户的主观感受和需求满足。从AI系统任务出发,有研究发现,推荐系统的产品信息^[23-24]、上下文的人机交互^[25]、前一期使用体验^[26]等,都会不同程度地影响用户体验。从用户特征出发,Patrick Rau等^[27]关注到用户沟通方式和用户文化差异也会对用户的行为特征产生影响,如发现中国参与者比德国参与者更喜欢一种含蓄的交流方式。Farzan等^[28]关注了用户群体力量,发现社会性特点对智能推荐体验形成具有一定的激励机制。从使用场景出发,相关研究分别对食谱推荐、新闻推荐、节目推荐、移动推荐及购物推荐等场景进行分析,发现拟人性程度^[29]、认知年龄^[30]、推荐任务类型^[31]、推荐过程^[32]等不同程度地影响面向智能推荐的AI用户体验。

(2)面向智能推荐的AI用户接受,主要是指用户乐于采纳的一种意愿,更关注在该意愿下引发的后续行为。用户接受关注的是用户“怎么说”的问题,是推荐系统中需求端的痛点问题。一方面,围绕AI用户接受这一意愿有关特征的研究发现,接受意愿和推荐任务类型相关,如面向智能推荐的AI接受度,被试者对AI智能推荐的健康建议表现积极认同等^[33]。也有研究表明,用户对是否按推荐路径行驶这一场景中,发现用户对路况的熟悉程度会影响用户对推荐系统的接受程度^[34]。文献[35]提出胜任感在用户采纳意愿(或用户接受)中起中介作用,而拟人性又将作为调节变量影响胜任感,进而影响智能推荐决策的厌恶和欣赏的边界条件。另一方面,围绕用户接

受这一意愿会引发后续何种行为及其影响因素,研究发现基于感知个性化的信息推荐服务更符合用户的使用习惯^[36-37]。Kim等^[38]研究发现,用户在AI接受中感知利益、便利性和脆弱性对信息披露意愿没有显著影响。

(3)面向智能推荐的AI用户采纳,关注用户“怎么做”的问题,是用户接受且有积极态度的直接行为体现,通常是可观测的具体行为。相关研究对AI用户采纳的影响因素主要从移动推荐、购物推荐和阅读推荐3个场景进行研究,发现系统本身因素^[39](如推荐信息质量和内容趣味性)、用户感知影响因素^[40](如感知有用性、主观规范和感知个性化)以及用户期望因素^[41](如创新度和推荐力度)均会不同程度地影响AI用户采纳行为。在此基础上,研究人员围绕节奏^[42-43](如时间或时机)归纳了不同推荐时机对用户采纳影响的客观规律。与此同时,有研究从劝说视角对智能推荐系统的信息采纳进行分析,解释社会认知过程在AI用户采纳中的作用,并发现社会互动因素是影响用户采纳个性化推荐信息的重要因素^[44],用户采纳意向起到中介变量作用^[45]。

2.2 面向智能推荐的AI人机交互感知及情感表达

该热点主题主要是围绕AI感知意向及交互动机、AI交互感知及用户认知和AI用户信任及情感表达,研究智能推荐AI人机交互过程带来的影响。这一主题下的研究主要回答了信任、情绪、意向、动机、感知及认知等感性因素在智能推荐中的作用,以及这些因素对交互过程的影响等问题。当前信息过载是社会背景,个人信息获取量和处理能力之间的博弈会带来许多感知的深化,面向智能推荐AI人机交互的应用,在个人层面处理不当会引起焦虑、迷惑等情绪和认知窄化,群体层面处理不当会导致社会认知失衡和群体极化。因此,面向智能推荐的AI人机交互感知及情感表达的研究,有助于理解用户选择和智能推荐共同作用产生的影响。

(1)面向智能推荐的AI感知意向及交互动机。其中,感知意向指用户对AI智能推荐的一种态度,意向可能很快消失,也可能为用户带来交互动机。研究发现,感觉无聊是发起搜索的关键唤醒动机^[46],消费者类型在此过程中起调节变量作用^[47]。智能推荐

的感知意向、绩效期望、努力期望和感知价值都对AI使用意向产生显著正向影响^[48]。感知有用性和感知可信度可积极且显著影响用户使用智能推荐的意向^[49]。对行为意向及行为动机,现有研究分别从持续使用意向^[50-51]、改变行为意向^[52]、用户间交互行为意向^[53-54]、关联服务接受意向^[55]等视角,研究了评价类因素(如感知系统质量、系统可解释性、感知信息质量、感知价值)和情绪类因素(如信任度、满意度、共同价值观、使用意愿)在不同程度上对用户AI交互动机的影响。

(2)面向智能推荐的AI交互感知及用户认知。这是智能推荐感知交互的重要内容,是所有用户行为的前因驱动要素。用户在与AI人机交互的过程中,游戏化的推荐过程可以缓解用户对推荐系统的偏见认知^[56];个性化推荐系统的透明度和准确性^[57]为用户提供了一种心理捷径,并影响用户感知判断的认知过程。用户享乐程度的提高会对智能推荐的采纳带来积极影响,通过对用户使用AI进行人机交互的感知机制及行为动机的研究,可归纳出推荐标准和正负面感知形式等^[58]。AI交互感知及用户认知的研究常常与用户接受、信任等问题相结合^[59]。根据认知评价,情感往往与认知和环境因素交织在一起。接受倾向^[60]、认知吸收^[61]和决策驱动^[62]等会因用户价值观^[63]、群体特征^[44]、用户强关联的因素^[44]而受到影响。与此同时,用户对AI人机交互感知的有用性积极且显著影响用户认知,使用户同意收集和存储其个人的行为数据^[64],因此,对用户使用AI进行人机交互涉及隐私态度的研究,可以从AI交互感知入手来进行分析。

(3)面向智能推荐的AI用户信任及情感表达。其是指用户对AI智能推荐的质量具有一定的信任度,并表现出一定的正向情感。目前,用户对AI的信任及情感表达的讨论通常与感知和意愿等一起进行研究。有学者研究发现,用户对AI人机交互的信任会影响用户对智能推荐采纳的态度和行为意向^[65-66],可以延长用户采纳决策的时间^[67]。同时,不同的信任线索对用户采纳AI人机交互的行为产生不同的影响效果^[68-69]。智能推荐中AI推荐的质量会显著影响用户对推荐质量感知以及对推荐源的信任^[70],从而

引发对个性化推荐系统不同的情绪感知^[71]。产品的界面^[72]和分类习惯^[73]等也将影响用户对AI智能推荐系统的信任程度。有学者对情绪与智能推荐之间的关系进行研究,发现AI的推荐算法类型对情绪的愉悦性产生中介变量作用^[74-75]。激励^[76]与期望^[77]也将影响人机交互中用户对智能推荐信任的看法。如果处理不好用户对智能推荐的情感负荷,那么将加重用户对智能推荐的偏见,从而对AI人机交互中的智能推荐在情感上产生消极情绪或抵制行为。

2.3 面向智能推荐的AI人机交互场景及服务应用

该热点主题主要围绕AI人机交互的应用场景,具体包括智慧图书馆推荐场景、新闻推荐场景、社交偏好推荐场景和增强现实购物推荐场景。关于该热点,相关学者的研究主要回答了AI人机交互新场景的应用特点以及关注的研究问题等。从原有的娱乐、简单个性化需求到通识知识、创新知识的获取新需求,智能推荐的交互场景及服务应用被赋予潜力。用户可以利用图书馆推荐、新闻推荐等场域下的认知建构获得新知识,并逐步推动社会共同体意识的传播和构建。

(1)智慧图书馆推荐场景。研究问题从信息检索转向面向AI人机交互的决策支持。面向智能推荐的AI人机交互将逐渐被纳入智慧图书馆建设的 service 创新体系,并进一步为智慧图书馆信息资源与智慧化服务提供支撑^[37]。智能推荐技术可以帮助更精确地实现读者喜爱书目及服务的推送,并通过AI机器人和数字资源聚合为读者提供更好的知识服务。从决策支持系统的角度来看,现有研究侧重于研究影响AI人机交互中用户决策和客户采纳行为的影响因素^[78]。面向智能推荐的AI人机交互,增强了图书馆的社交属性和用户黏性,也增加了用户对知识获取娱乐性的体验。因此,在AI人机交互的支撑下,图书馆的角色不再仅是高质量信息检索和图书、知识的提供方,而且是搭建一个新型的知识社交社区,为用户提供知识搜索服务、知识索引服务、参考咨询服务和知识社群等更高层级的社会文化服务。

(2)新闻推荐场景。主要围绕AI智能推荐“守门人”角色及AI人机交互中的智能推荐算法新闻准确性进行研究。研究发现,在新闻推荐场景中AI人机

交互的推荐算法存在一定的算法歧视。推荐算法作为一种“黑箱效应”,通过相关或匹配信息构成一系列假设来塑造信息流的可见性。从信息传播视角,信息接收方的局部可见性使用户遭遇泛化和偏见的双重威胁^[79]。具体来讲,低可见性新闻因无法推荐具备持续性久、针对性强和准确率高的信息而为用户带来获取泛化新闻的威胁;高可见性新闻未充分考虑“个性算力”,进而降低了用户对新闻的可信度,给用户带来获取有偏见新闻的威胁。当AI智能推荐系统更多地介入新闻推荐领域,逐渐充当重要的角色并对新闻内容进行把控时,有学者担心是否AI智能推荐能和新闻编辑一样,准确识别与理解新闻本身内容的主旨^[80]。任何AI智能推荐算法导致的微小理解偏差都可能给新闻推荐带来巨大影响,未来的AI智能推荐应有助于在新闻场景中过滤新闻泡沫和更合理地进行新闻分类。

(3)社交偏好推荐场景。现有研究关注智能推荐对群体极化现象的影响。有研究发现,由于用户的自我偏好和信息寻求使用动机存在各自差异,导致视频流媒体服务过度推荐其喜好的视频服务^[81]。用户在社交场景中寻求娱乐的动机与使用社交AI智能推荐系统之间存在一定的正相关。人们通过社交媒体获得表达意见的乐趣,在社交偏好推荐场景中,用户找到了共同需求的用户,观点找到了相似观点^[82],用户的兴趣点被AI智能推荐无限制地满足,导致用户封闭在自身的信息茧房。个体注意力的价值被无限放大,用户每个微小的行为(如点赞、转发和评论)又可以低成本地引起具有相同观点的人的注意力。正反馈留存、负反馈剔除使每个人都构建了一套独属于自己的推荐程序,从而加剧了群体的极化效应。面对复杂多变的事件时,失真信息的传播可能性会加剧群体极化效应,严重时将导致信息疫情(infodemic)^[83]。

(4)增强现实购物的推荐场景。AI购物推荐助手和AI语音助手的加入使得增强现实(Augmented Reality, AR)零售的智能推荐成为可能。基于AR的智能推荐代理,可以激发用户在购物决策中更多地考虑可持续性的用户消费习惯^[84]。AI语音助理以更像朋友的社会角色通过实时动态智能推荐,建立AI与用户的可持续性的技术信任^[85]。也就是说,在AR零售智能

推荐的AI人机交互问题中,用户可以通过AI人机交互更好地实现个性化定制的满足。可持续性的消费习惯和对可持续性AI技术的信任,会共同影响用户对AI人机交互的采纳行为。因此,AI人机交互中显性的推荐实体(如AI推荐助手和AI语音助理)和隐性的推荐服务(如增强现实的定制化算法)共同成为增强现实购物中AI人机交互的有力沟通工具。购物场景作为智能推荐应用的典型场景,发展与优化也是走在其他应用之前,如何将相关研究成果进行迁移,并在此过程中考虑边界泛化的可能性和迁移适用性,是现有研究中重点讨论的问题。

3 未来机会

本文对研究热点与未来机会之间的相互关系进行了归纳,如下页图2所示。对国内外该研究问题的相关文献进行分析,可以将其分为信息资源管理学科的学者、面向智能推荐的人机交互领域的产业和相关学科学者,更好地理解智能推荐与人机交互带来的新场景、新问题、新关系、新形势和新机会。推动此领域相关学科进行交叉性研究和开展协同创新,为新文科背景下信息资源管理学科和不同领域的学者开展跨学科协同研究提供借鉴。

3.1 面向智能推荐的新型AI人机交互关系

(1)AI人机交互中具有人设的智能体研究。更像人的AI推荐的结果是否会为现实人带来更好的交互体验?未来研究可围绕智能体人设的特点提出创新性因素并深化其带来的用户体验相关研究。“人设”是用户在与AI智能体人机交互的过程中,根据感知到的AI智能体综合特征推断出的一种角色形象,一般由性格(如善良和外向等)、关系(如朋友和助手等)和基本属性(如性别和年龄等)构成。如何在智能体的人设层面与用户建立关联,更好地促进用户在使用过程中产生积极的情绪,形成愉悦的记忆,进而提升用户的使用意愿、包容和信任感,将成为AI人机行为研究中关注的新热点之一^[5]。智能体人设的设计和表达也将从文本机器人到音色、语气语调、具有语言表达的拟人机器人,逐步转向具有语音、计算机视觉、自然语言理解、虚拟形象和知识库等多模态的数字人。利用混合现实(Mix Reality, MR)和全息投影等技术将人设具象化,并让用户在不同场景下感受到

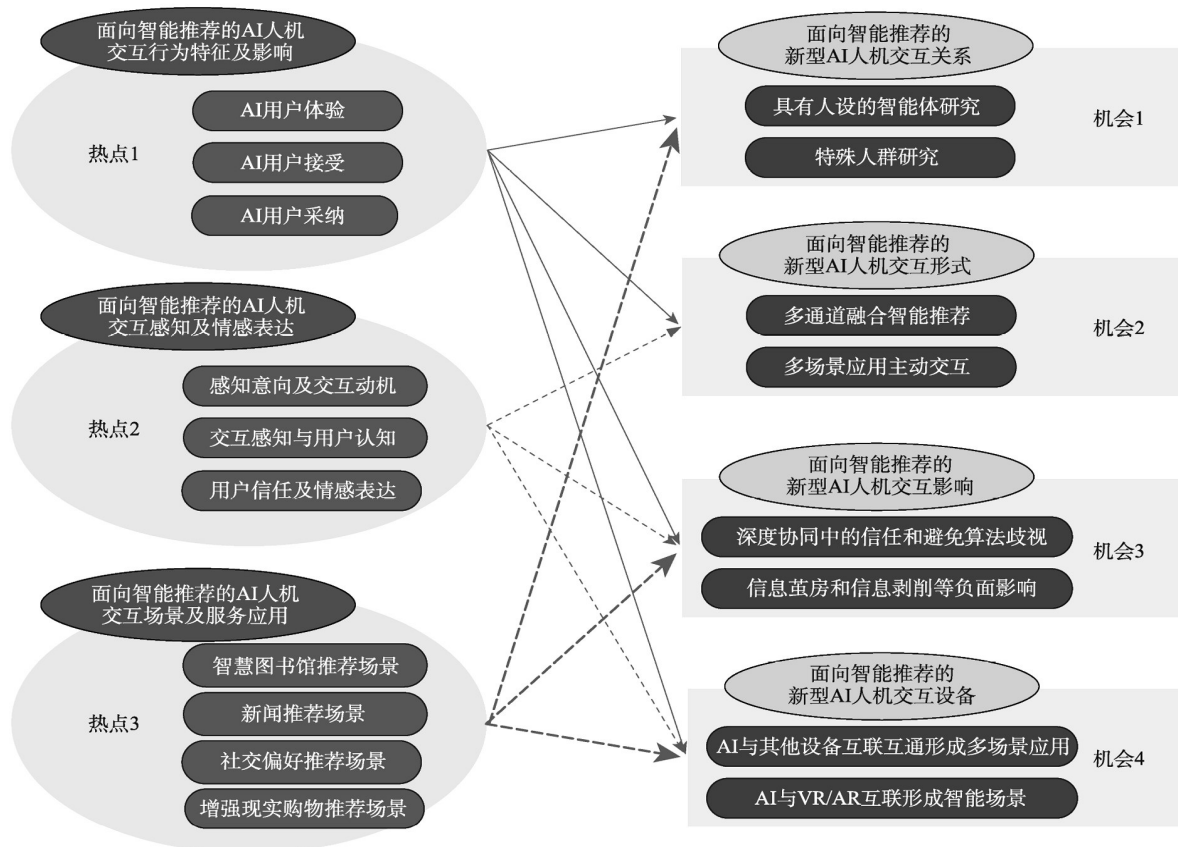


图2 研究热点与未来机会

智能体明显的人设特征,这也将成为产业界打造差异化吸引用户的重要方式,并成为AI跨学科学者们新的研究关注点。

(2)智能推荐中AI人机交互服务特殊人群研究。在提升社会经济地位时,特殊人群会因信息匮乏导致机会被显著削弱,未来研究可以从特殊人群对智能推荐的体验入手,对比分析其与普通用户之间的差异,从而提升特殊人群在信息使用方面的话语权,为实现社会信息资源的均等化和信息减贫助力。随着AI技术的发展,人机交互将更加符合人类自然的交互方式,老人、残障人士和儿童等特殊人群能够充分利用AI人机交互将成为可能。AI带来的类人交互方式可以帮助老人方便地接受信息服务,基于智能推荐结果生成数据可研究如何利用AI技术帮助老人解决认知和情感等方面的特殊需求^[86],让老人享受更有品质的生活。针对儿童不同年龄段个性化需求特征,可以进行深入挖掘,研究如何在更为

丰富的场景下使智能推荐成为儿童的陪伴者,并促进儿童的个性、共情能力和社会性的心智提升^[87],这些问题可作为信息健康和智慧医疗领域未来的重要研究问题。针对感官残障人士,可围绕如何通过人机交互将“看”到的“说”出来、将“听”到的“显示”出来,进行信息多模态的AI人机交互转换研究。同时,如何利用AI的人机交互提供预测、诊断和康复服务,也将成为未来跨学科研究中值得关注的新方向之一。

3.2 面向智能推荐的新型AI人机交互形式

(1)面向智慧图书馆等公共服务场景的多通道融合智能推荐交互形式。AI除提供语音外还可提供人脸识别、指纹、面部表情和肢体动作等人类信息,用户能够将现有的知识和交互习惯从数字世界扩展至物理世界,全景式虚拟图书馆、阅读同伴、智能助手等融合视觉、语音和语义等多模态智能交互体验,将构成智慧图书馆多通道融合的人机交互新方式^[88]。更多的沉浸体验,通过读者画像和数字展览活动等新

服务模式,进一步推动智慧图书馆的服务创新^[89]。在这类变革性服务中,形成的新型社会污染也将逐渐引起学者们的关注,关于算法污染(algorithmic pollution)在融合系统的累加效果更应关注算法透明度的问题^[90]。如何识别图书馆读者或公共服务场景中用户的更多人脸细节,如表情、微表情、精神状态和视线注意等,并判断AI人机交互中的情绪、疲劳状态、专注度和情感互动等,也是信息资源学科学者未来可以关注的跨学科研究问题之一。在空中的手势交互中,应用深度学习算法和摄像头,分析和捕捉空中手势交互的种类和自由度,从而进行基于空中手势感知的智能推荐。如何在智慧图书馆等公共服务场景中,通过触屏、语音、手势和人脸等多种交互方式,结合智能推荐系统的辅助通道,如生理信号、触觉和嗅觉等,以实现更加全面、自然、智能化的人机交互,已经成为产业界和学术界关注的重要前沿问题。

(2)多场景应用中智能体人机交互的主动交互行为。以往用户获得有效信息时,查全与查准往往不可兼得,用户只能被动地接受若干机器所推荐的集合,而智能体通过智能联想主动为用户组织推荐所得信息,通过对结果的合理排序提升检索的查准率,带来个性化的服务体验。人工智能被赋予机器情感感知和拟人的自主认知能力,使学者和产业界有机会构建机器主动服务于人的交互模型,进一步提升面向智能推荐的人机交互体验^[91]。AI智能体的主动交互是指在对用户行为状态、心理以及用户所处的情境进行综合识别的基础上,AI智能体能够主动地应对用户需求。应用语义理解、图像理解和用户理解等AI认知层面技术,通过AI与物联网的结合实现“万物智联”,将进一步推动智能体建立用户和情境感知的全方位识别网络^[92]。对用户进行画像、运用深度学习算法,从而更精准地把握用户需求,并基于此提供个性化服务,建立灵活多样的主动交互模型。在图书馆、银行、商场和医院等公共应用领域,如何通过人和智能体在公共应用领域各取所长,通过主动交互提升公共场景下的人机协同效率^[93],将成为下一个AI人机交互研究中关注的新领域。

3.3 面向智能推荐的新型AI人机交互影响

(1)AI人机交互深度协同中的信任和避免算法歧

视。算法歧视有多种表现形式,而推荐结果带来的歧视容易引发算法厌恶(algorithm aversion)^[94]。算法厌恶可以被视为有意识或无意识地忽视算法决策以支持自己或他人的决策行为。虽然智能推荐在效果上具备卓越性能,但人们会随着这种优越性而拒绝采纳算法决策。人工智能技术的发展让人机交互可以通过语音和手势等介质进行交互,同时也让智能体拥有了强大的“大脑”。如何增强人类对智能推荐的信任,进而使AI智能体全面进入人类工作和生活^[95],将是未来学者可以关注的新热点之一。这需要进一步规范AI智能体的交互行为。因此,需要跨学科的学者和产业的设计者将人类社会中的法律、伦理等规范以及机制嵌入智能系统中,让面向AI的人机交互自主决策行为更加合情、合理、合法,并最大化人类整体利益。在此过程中,更应避免算法歧视,保护用户隐私^[96]。面向智能推荐的AI人机交互隐蔽性会导致用户对算法的感知弱化。用户在这类高感知和高认知需求下,会对智能推荐产生困惑或沮丧等情绪^[97]。

(2)面向智能推荐的信息茧房和信息剥削等AI负面风险。在智能推荐算法的加持下,个体注意力被放大到其感兴趣的信息上,平台为保留用户黏性将竭力吸引用户注意力。无论是产业界还是学术界,随着AI技术的成熟和快速发展,近年产业界和学术界都开始正视AI带来的负面效应,全面揭示这一现象的起因并研究如何应对问题^[55]。这些现象的出现通常伴随着用户与智能推荐交互过程中的“人-机-环境”三者之间理解的偏差点。关注人与机器间理解偏差的研究,应当从用户行为全过程来分析用户对智能推荐的负面反馈,如AI人机交互中出现的倦怠行为、规避行为和弃用行为等^[98]。未来应深入分析信息茧房中用户的行为类型与行为特征、用户交互模型等。关注人与AI交互环境间理解偏差的研究,从用户情景体验入手对用户的技术背景知识和负面经验等可能影响用户对AI人机交互采纳判断的因素进行充分研究,应从信息认知水平以及信息互动程度等相关因素进行探索。关注机器与AI人机交互环境间用户的理解偏差,将用户作为重要参与利益的相关方,参与整个设计及评价环节,并完善AI人机交互的设计标准。

3.4 面向智能推荐的新型AI人机交互设备

(1)AI与其他设备互联互通形成多场景应用。面向智能推荐的AI人机交互设备,未来应用将打破单品智能的孤岛效应,通过一个中控设备“大脑”连接并控制多个终端感知器。例如,将手机上的位置信息同步至家居设备以调整设备的开关状态,采用智能音箱控制窗帘、空调、冰箱、洗衣机和搜索食谱等。通过中控设备互联互通收集和识别各设备的数据(如语音、视觉和位置等),利用这些数据中控设备可以自主学习用户的偏好和决策习惯,从而更好地实现面向用户需求及决策的智能推荐。其中,为用户智能推荐辅助决策是未来中控设备,即智能个人助理,最常见的功能之一。越来越智能的设备和越来越融合的场景将从以往强调AI特征的要素,如语音、拟人、个性化、社交性和交互性等,转向对设备自主程度要素的关注^[99]。同时,越来越自主的交互设备可能会引发广泛的社会问题。新型AI人机交互设备可以处理更复杂的问题,而这一过程通常并不透明,针对自主程度要素设备是否需要对其行为负责以及AI人机交互设备提出的决策是否值得信赖等,均需要更多的学者从跨学科视角进行解读^[100]。

(2)AI与虚拟现实VR和增强现实AR设备连接形成更多的互联智能场景。信息的生产、消费与传播不再局限于传统的人际网络,以AI为主体的各类智能终端、数字代理和机器人将自动完成信息生成和传播。与多种设备的交互,为未来研究提供多维度的数据结果以及丰富体验。VR/AR通过将线下真实的场景虚拟化,让用户可以进行虚拟场景体验。未来,通过AI与VR/AR的连接,现实与虚拟将从简单叠加到有机融合,让用户可以更好地进行人机交互。对技术理解的门槛及算法的不透明大大地提高了用户对智能推荐的理解难度,VR/AR的介入则降低了特定人群对技术理解的门槛,通过沉浸感的心流体验达到高度专注、浑然忘我的主观积极用户体验^[101]。这类新兴技术的运用,在增进公共健康和社会福祉方面做出了许多贡献。例如,精准医疗,根据每个人的个体差异为其提供量身定制的医疗保健,在整个生命周期内智能推荐个性化医疗服务内容;人文关怀,预测公民可能的情绪波动,通过推荐社会

福利和关怀等方式,提升公民的幸福感。

4 研究结论

面向智能推荐的AI人机交互,涵盖人工智能、人机交互、行为分析、计算机、自然语言处理、机器学习、文本挖掘和生物信息学等多个学科领域的跨学科问题。本文采用扎根研究法对面向智能推荐的AI人机交互3个热点主题进行分析,包括面向智能推荐的AI人机交互行为特征及影响、面向智能推荐的AI感知交互及情感表达、面向智能推荐的AI人机交互场景及服务应用;10个副主题包括AI用户体验、AI用户接受、AI用户采纳、AI感知意向及交互动机、AI交互感知及用户认知以及AI人机交互场景服务等。在热点分析的基础上,本文分析了相应的研究机会,经过一级编码后得出4个主要机会,包括面向智能推荐的新型AI人机交互关系、面向智能推荐的新型AI人机交互形式、面向智能推荐的新型AI人机交互影响以及面向智能推荐的新型AI人机交互设备。同时包括二级编码下的8个具体机会:AI人机交互中具有人设的智能体研究、智能推荐中AI人机交互服务特殊人群研究以及面向智慧图书馆等公共服务场景的多通道融合智能推荐交互形式等。本文的研究成果对拓展和谋划布局信息资源管理学科的学者开展信息行为相关的新兴交叉学科前沿,提升学科未来的国际影响力和服务国家战略需求具有重要意义。

此外,本文也存在一定的局限性。文献分析样本的选择来自CNKI、WoS和ACM这3个数据库,考虑到中英文论文撰写的差异,在关键词的选择上有所不同,可能没有覆盖全部研究。遴选过程中虽然选择了较为严谨的扎根综述方法,但不可避免地存在一定的主观性,可能遗漏一些相关文献。在未来的研究中,一方面,可以运用一些文献计量指标及可视化图谱丰富研究内容;另一方面,可增加数据的来源,利用异构的数据尽可能全面地开展相关研究,并系统客观地评估文献的影响力、质量以及相互之间的关联。

参考文献:

[1]吴丹,袁方.用户信息行为研究热点与动向:协同、移动与智能[J].图书情报知识,2017(5):13-21.

- [2]李月琳,张建伟,王姗姗,等.回望“十三五”:国内信息行为研究的特点、不足与展望[J].信息资源管理学报,2022,12(1):21-33,45.
- [3]Jugovac M, Jannach D. Interacting with recommenders—overview and research directions[J]. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2017, 7(3): 1-46.
- [4]吴丹,孙国焯.迈向可解释的交互式人工智能:动因、途径及研究趋势[J].武汉大学学报(哲学社会科学版),2021,74(5):16-28.
- [5]Harper R H R. The role of HCI in the age of AI[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2019, 35(15): 1331-1344.
- [6]Nunes I, Jannach D. A systematic review and taxonomy of explanations in decision support and recommender systems[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2017, 27: 393-444.
- [7]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, 146: 102551.
- [8]Konstan J A, Riedl J. Recommender systems: from algorithms to user experience[J]. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2012, 22: 101-123.
- [9]刘凯,王伟军,黄英辉,等.个性化推荐系统理论探索:从系统向用户为中心的演进[J].情报理论与实践,2016,39(3): 52-56.
- [10]Tran T N T, Felfernig A, Tintarev N. Humanized recommender systems: state-of-the-art and research issues[J]. ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems, 2021, 11(2): 1-41.
- [11]周琴英,杨文正.推荐系统用户模型的研究热点及启示——基于近十年核心文献的知识图谱分析[J].情报科学,2020,38(9):166-173.
- [12]刘海鸥,黄文娜,张源强,等.移动社交网络情境化推荐关键问题研究综述[J].小型微型计算机系统,2020,41(9): 1812-1819.
- [13]Snyder H. Literature review as a research methodology: an overview and guidelines[J]. Journal of Business Research, 2019, 104: 333-339.
- [14]王晰巍,靖继鹏,王伟玮.中外信息生态学术论文比较研究——基于文献计量方法[J].图书情报工作,2013,57(17): 95-101.
- [15]姜婷婷,权明喆,魏子瑶.信息规避研究:边界、脉络与动向[J].中国图书馆学报,2020,46(4):99-114.
- [16]Tao D, Wang T Y, Wang T S, et al. A systematic review and meta-analysis of user acceptance of consumer-oriented health information technologies[J]. Computers in Human Behavior, 2020, 104: 106147.
- [17]孙玉伟,成颖,谢娟.科研人员数据复用行为研究:系统综述与元综合[J].中国图书馆学报,2019,45(3):110-130.
- [18]Rapp A, Curti L, Boldi A. The human side of human-chatbot interaction: a systematic literature review of ten years of research on text-based chatbots[J]. International Journal of Human-Computer Studies, 2021, 151: 102630.
- [19]Wolfswinkel J F, Furtmueller E, Wilderom C P M. Using grounded theory as a method for rigorously reviewing literature[J]. European Journal of Information Systems, 2013, 22(1): 45-55.
- [20]Dunne C. The place of the literature review in grounded theory research[J]. International Journal of Social Research Methodology, 2011, 14(2): 111-124.
- [21]Nunes F, Verdezoto N, Fitzpatrick G, et al. Self-care technologies in HCI: trends, tensions, and opportunities[J]. ACM Transactions on Computer-Human Interaction, 2015, 22(6): Article No. 33.
- [22]Mencarini E, Rapp A, Tirabeni L, et al. Designing wearable systems for sports: a review of trends and opportunities in human-computer interaction[J]. IEEE Transactions on Human-Machine Systems, 2019, 49(4): 314-325.
- [23]李韬奋,杨水利,祝明伟.体验型产品个性化推荐的结构维度实证研究——以图书产品为例[J].软科学,2021,35(6): 139-144.
- [24]Kowatsch T, Maass W. In-store consumer behavior: how mobile recommendation agents influence usage intentions, product purchases, and store preferences[J]. Computers in Human Behavior, 2010, 26(4): 697-704.
- [25]Aman P, Liikkanen L A. Interacting with context factors in music recommendation and discovery[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2017, 33(3): 165-179.
- [26]Jahanbakhsh F, Awadallah A H, Dumais S T, et al. Effects of past interactions on user experience with recommended documents[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Human Information Interaction and Retrieval. New York: ACM Press, 2020: 153-162.
- [27]Patrick Rau P L, Li Y, Li D J. Effects of communication style and culture on ability to accept recommendations from robots[J]. Computers in Human Behavior, 2009, 25(2): 587-595.
- [28]Farzan R, Brusilovsky P. Encouraging user participation in a course recommender system: an impact on user behavior[J].

Computers in Human Behavior, 2011, 27(1): 276-284.

[29]Barko-Sherif S, Elsweiler D, Harvey M. Conversational agents for recipe recommendation[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Human Information Interaction and Retrieval. New York: ACM Press, 2020: 73-82.

[30]Ghasemaghaei M, Hassanein K, Benbasat I. Assessing the design choices for online recommendation agents for older adults: older does not always mean simpler information technology [J]. MIS Quarterly, 2019, 43(1): 329-346.

[31]Kotkov D, Konstan J, Zhao Q, et al. Investigating serendipity in recommender systems based on real user feedback[C]// Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on Applied Computing. New York: ACM Press, 2018: 1341-1350.

[32]Alam I, Khushro S, Khan M. Factors affecting the performance of recommender systems in a smart TV environment[J]. Technologies, 2019, 7(2): 41.

[33]Rabbi M, Aung M S, Gay G, et al. Feasibility and acceptability of mobile phone-based auto-personalized physical activity recommendations for chronic pain self-management: pilot study on adults[J]. Journal of Medical Internet Research, 2018, 20(10): e10147.

[34]Samson B P V, Sumi Y. Exploring factors that influence connected drivers to(not)use or follow recommended optimal routes[C]// Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 2019: Paper No. 371.

[35]吴继飞, 于洪彦, 朱翊敏, 等. 人工智能推荐对消费者采纳意愿的影响[J]. 管理科学, 2020, 33(5): 29-43.

[36]吕巍, 杨颖, 张雁冰. AI个性化推荐下消费者感知个性化对其点击意愿的影响[J]. 管理科学, 2020, 33(5): 44-57.

[37]李贺, 侯力铁, 祝琳琳. 移动图书馆情景感知信息推荐服务用户接受行为研究[J]. 图书情报工作, 2019, 63(12): 94-104.

[38]Kim M S, Kim S. Factors influencing willingness to provide personal information for personalized recommendations[J]. Computers in Human Behavior, 2018, 88: 143-152.

[39]曹树金, 王雅琪. 图书馆微信公众号图书阅读推广文章采纳行为影响因素[J]. 图书馆论坛, 2021, 41(1): 99-110.

[40]王伟军, 王阳, 王玉珠, 等. 移动商务用户个性化推荐采纳行为影响因素的实证研究[J]. 系统管理学报, 2017, 26(5): 816-823.

[41]于微微, 王心妍, 相静. 个性化推荐系统用户接受意愿和采纳行为影响因素研究[J]. 图书情报导刊, 2018, 3(4): 74-79.

[42]Shi Y N, Zeng Q, Nah F F H, et al. Effect of timing and

source of online product recommendations: an eye-tracking study [C]// Proceedings of the 4th International Conference on HCI in Business, Government and Organizations. Cham: Springer, 2017: 95-104.

[43]陈梅梅, 董晨光, 茅金波, 等. 推荐时机对个性化推荐采纳影响的实验研究[J]. 情报探索, 2020(5): 9-15.

[44]李治, 孙锐. 社会互动对推荐系统用户感知及信息采纳的影响研究[J]. 情报学报, 2019, 38(11): 1138-1149.

[45]段尧清, 刘宇明, 蔡诗茜, 等. 数字图书馆个性化推荐用户信息采纳行为影响研究——信息采纳意向的中介效应[J]. 现代情报, 2019, 39(2): 85-93.

[46]Viswanathan S, Omidvar-Tehrani B, Bruyat A, et al. Hybrid Wizard of Oz: concept testing a recommender system[C]// Proceedings of the Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York: ACM Press, 2020: 1-7.

[47]徐玲玲, 朱婧. 移动电商个性化推荐对消费者购买意愿影响分析[J]. 商业经济研究, 2018(6): 54-57.

[48]张钟月, 向菲. 高校用户对图书馆资源荐购使用意愿的影响因素研究[J]. 图书馆研究, 2020, 50(5): 44-51.

[49]Qin L, Kong S E. Perceived helpfulness, perceived trustworthiness, and their impact upon social commerce users' intention to seek shopping recommendations[J]. Journal of Internet Commerce, 2015, 14(4): 492-508.

[50]Yang X. Determinants of consumers' continuance intention to use social recommender systems: a self-regulation perspective [J]. Technology in Society, 2021, 64: 101464.

[51]Kim B. Understanding key factors of users' intentions to repurchase and recommend digital items in social virtual worlds [J]. Cyberpsychology, Behavior and Social Networking, 2012, 15(10): 543-550.

[52]李治, 孙锐. 推荐解释对改变用户行为意向的研究——基于传播说服理论的视阈[J]. 中国软科学, 2019(6): 176-184.

[53]张雄涛, 甘明鑫. 隐私视角下社交媒体推荐对用户在线交互意向的影响机理研究[J]. 现代情报, 2021, 41(5): 33-43, 103.

[54]Chang T S, Hsiao W H. Factors influencing intentions to use social recommender systems: a social exchange perspective [J]. Cyberpsychology, Behavior and Social Networking, 2013, 16(5): 357-363.

[55]Ma X M, Sun Y Q, Guo X T, et al. Understanding users' negative responses to recommendation algorithms in short-video platforms: a perspective based on the Stressor-Strain-Outcome (SSO) framework[J]. Electronic Markets, 2022, 32(1): 41-58.

- [56]Ziesemer A, Muller L, Silveira M S. Just rate it! Gamification as part of recommendation[C]// Proceedings of the 16th International Conference on Human-Computer Interaction. Cham: Springer, 2014: 786-796.
- [57]Shin D. How do users interact with algorithm recommender systems? The interaction of users, algorithms, and performance[J]. Computers in Human Behavior, 2020, 109: 106344.
- [58]罗婷予, Miguel Baptista Nunes. 从用户视角理解智能推荐系统[J]. 数字图书馆论坛, 2019(10): 30-36.
- [59]Shin D. Embodying algorithms, enactive artificial intelligence and the extended cognition: You can see as much as you know about algorithm[J]. Journal of Information Science, 2023, 49(1): 18-31.
- [60]范梓腾, 宁晶, 魏娜. 社交媒体用户的算法推荐内容接受度研究[J]. 电子政务, 2021(7): 113-124.
- [61]Ghasemaghahi M. The impact of in-depth online recommendation agents on consumer disorientation and cognitive absorption perceptions[J]. Behaviour & Information Technology, 2020, 39(4): 414-430.
- [62]Furner C P, Drake J R, Zinko R, et al. Online review antecedents of trust, purchase, and recommendation intention: a simulation-based experiment for hotels and AirBnBs[J]. Journal of Internet Commerce, 2022, 21(1): 79-103.
- [63]Bastian M, Helberger N, Makhortykh M. Safeguarding the journalistic DNA: attitudes towards the role of professional values in algorithmic news recommender designs[J]. Digital Journalism, 2021, 9(6): 835-863.
- [64]Mican D, Sitar-Tăut D A, Moisescu O I. Perceived usefulness: a silver bullet to assure user data availability for online recommendation systems[J]. Decision Support Systems, 2020, 139: 113420.
- [65]Kim J, Gambino A. Do we trust the crowd or information system? Effects of personalization and bandwagon cues on users' attitudes and behavioral intentions toward a restaurant recommendation website[J]. Computers in Human Behavior, 2016, 65: 369-379.
- [66]Rubin E R, Argyris Y A, Benbasat I. Consumers' trust in price-forecasting recommendation agents[C]// Proceedings of the 4th International Conference on HCI in Business, Government and Organizations. Cham: Springer, 2017: 71-80.
- [67]Tokushige H, Narumi T, Ono S, et al. Trust lengthens decision time on unexpected recommendations in human-agent interaction[C]// Proceedings of the 5th International Conference on Human Agent Interaction. New York: ACM Press, 2017: 245-252.
- [68]Barbu C M, Carbonell G, Ziegler J. The influence of trust cues on the trustworthiness of online reviews for recommendations [C]// Proceedings of the 34th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing. New York: ACM Press, 2019: 1687-1689.
- [69]Yang X. Influence of informational factors on purchase intention in social recommender systems[J]. Online Information Review, 2020, 44(2): 417-431.
- [70]Kunkel J, Donkers T, Michael L, et al. Let me explain: impact of personal and impersonal explanations on trust in recommender systems[C]// Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing. New York: ACM Press, 2019: Paper No. 487.
- [71]Talwar S, Dhir A, Scuotto V, et al. Barriers and paradoxical recommendation behaviour in online to offline(O2O)services. A convergent mixed-method study[J]. Journal of Business Research, 2021, 131: 25-39.
- [72]Wen E M J, Yap B, Fu S. Improving of user trust in machine learning recommender-based business applications through UI design: a case study[C]// Proceedings of the 5th International Conference on HCI in Business, Government, and Organizations. Cham: Springer, 2018: 715-729.
- [73]Bigras E, Jutras M A, Sénécal S, et al. In AI we trust: characteristics influencing assortment planners' perceptions of AI based recommendation agents[C]// Proceedings of the 5th International Conference on HCI in Business, Government, and Organizations. Cham: Springer, 2018: 3-16.
- [74]Ashraf M, Ismawati Jaafar N, Sulaiman A. System- vs. consumer-generated recommendations: affective and social-psychological effects on purchase intention[J]. Behaviour & Information Technology, 2019, 38(12): 1259-1272.
- [75]郭浩, 张芷茵. 智能算法推荐与用户情绪关系的实验探究[J]. 新媒体研究, 2019, 5(15): 15-17.
- [76]Reimer T, Benkenstein M. Not just for the recommender: how eWOM incentives influence the recommendation audience [J]. Journal of Business Research, 2018, 86: 11-21.
- [77]Rui J R. Objective evaluation or collective self-presentation: what people expect of LinkedIn recommendations[J]. Computers in Human Behavior, 2018, 89: 121-128.
- [78]Rafique H, Almagrabi A O, Shamim A, et al. Investigating the acceptance of mobile library applications with an extended technology acceptance model(TAM)[J]. Computers & Education, 2020, 145: 103732.

[79]聂静虹,宋甲子.泛化与偏见:算法推荐与健康知识环境的构建研究——以今日头条为例[J].新闻与传播研究,2020,27(9):23-42,126.

[80]Nechushtai E, Lewis S C. What kind of news gatekeepers do we want machines to be? Filter bubbles, fragmentation, and the normative dimensions of algorithmic recommendations[J]. Computers in Human Behavior, 2019, 90: 298-307.

[81]Hasan M R, Jha A K, Liu Y. Excessive use of online video streaming services: impact of recommender system use, psychological factors, and motives[J]. Computers in Human Behavior, 2018, 80: 220-228.

[82]Kim J W. Scan and click: the uses and gratifications of social recommendation systems[J]. Computers in Human Behavior, 2014, 33: 184-191.

[83]Pian W J, Chi J X, Ma F C. The causes, impacts and countermeasures of COVID-19 "Infodemic": a systematic review using narrative synthesis[J]. Information Processing & Management, 2021, 58(6): 102713.

[84]Joerß T, Hoffmann S, Mai R, et al. Digitalization as solution to environmental problems? When users rely on augmented reality-recommendation agents[J]. Journal of Business Research, 2021, 128: 510-523.

[85]Rhee C E, Choi J. Effects of personalization and social role in voice shopping: an experimental study on product recommendation by a conversational voice agent[J]. Computers in Human Behavior, 2020, 109: 106359.

[86]da Paixão Pinto N, dos Santos França J B, de Sá Sousa H P, et al. Conversational agents for elderly interaction[C]// Proceedings of the 2021 IEEE 24th International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design. Piscataway: IEEE, 2021: 1-6.

[87]Aguiar N R. A paradigm for assessing adults' and children's concepts of artificially intelligent virtual characters[J]. Human Behavior and Emerging Technologies, 2021, 3(4): 618-634.

[88]王晰巍,罗然,刘宇桐.AI在智慧图书馆应用趋势:机遇与挑战[J].情报科学,2021,39(9):3-10,41.

[89]化柏林.“数据、技术、应用”三位一体的公共文化服务智慧化[J].中国图书馆学报,2021,47(2):40-52.

[90]Marjanovic O, Cecez-Kecmanovic D, Vidgen R. Algorithmic pollution: making the invisible visible[J]. Journal of Information Technology, 2021, 36(4): 391-408.

[91]Shin D. The perception of humanness in conversational journalism: an algorithmic information-processing perspective[J]. New Media & Society, 2022, 24(12): 2680-2704.

[92]Hu Q, Lu Y B, Pan Z, et al. Can AI artifacts influence human cognition? The effects of artificial autonomy in intelligent personal assistants[J]. International Journal of Information Management, 2021, 56: 102250.

[93]Wang C L, Teo T S H, Janssen M. Public and private value creation using artificial intelligence: an empirical study of AI voice robot users in Chinese public sector[J]. International Journal of Information Management, 2021, 61: 102401.

[94]Mahmud H, Najmul Islam A K M, Ahmed S I, et al. What influences algorithmic decision-making? A systematic literature review on algorithm aversion[J]. Technological Forecasting and Social Change, 2022, 175: 121390.

[95]Kim J, Giroux M, Lee J C. When do you trust AI? The effect of number presentation detail on consumer trust and acceptance of AI recommendations[J]. Psychology & Marketing, 2021, 38(7): 1140-1155.

[96]Kordzadeh N, Ghasemaghaei M. Algorithmic bias: review, synthesis, and future research directions[J]. European Journal of Information Systems, 2022, 31(3): 388-409.

[97]Stephanidis C, Salvendy G, Antona M, et al. Seven HCI grand challenges[J]. International Journal of Human-Computer Interaction, 2019, 35(14): 1229-1269.

[98]Guo Y Y, Lu Z Z, Kuang H B, et al. Information avoidance behavior on social network sites: information irrelevance, overload, and the moderating role of time pressure[J]. International Journal of Information Management, 2020, 52: 102067.

[99]Frischknecht R. A social cognition perspective on autonomous technology[J]. Computers in Human Behavior, 2021, 122: 106815.

[100]Langer M, Landers R N. The future of artificial intelligence at work: a review on effects of decision automation and augmentation on workers targeted by algorithms and third-party observers[J]. Computers in Human Behavior, 2021, 123: 106878.

[101]Xi N N, Hamari J. Shopping in virtual reality: a literature review and future agenda[J]. Journal of Business Research, 2021, 134: 37-58.