

人—AI协同

马鸿佳, 韩姝婷

(吉林大学 商学与管理学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 数字经济背景下,人工智能深度嵌入组织流程,人—AI协同逐渐成为学界和业界共同关注的前沿议题。尽管近年来学术界对人—AI协同的研究兴趣日益浓厚,但现有成果仍较为零散,缺乏系统整合。基于此,本文以220篇人—AI协同的英文文献为研究对象,利用BERTopic主题模型聚合出13个主题,并结合人工编码与层次聚类可视化结果,将研究内容归纳为四个方面,即内涵和构成、前因、结果与边界条件。在此基础上,本文进一步对相关中英文文献进行了系统化梳理,构建了人—AI协同的整合研究框架,并在该框架之上提出了未来研究展望,包括深化人—AI协同的内涵并揭示其构成的动态作用机制、拓展前因并揭示多要素的协同作用、延伸结果维度并跨层次探讨结果的联动机制、推进边界条件研究,以及丰富数据来源、研究方法。本文对人—AI协同研究现有文献进行了系统性归纳与整合,旨在为后续学术探索提供知识基础与研究参考。

关键词: 人工智能;人—AI协同;主题模型;系统性综述

中图分类号: F270 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4950(2026)07-0003-19

一、引 言

人工智能(AI)作为引领新一轮科技革命和产业变革的战略性技术,在赋能产业升级、加速新质生产力生成和深化数字经济高质量发展中发挥着关键作用(刘洪伟和谭敏,2025)。自2017年以来,《政府工作报告》连续围绕AI发展提出明确政策导向,如“加强新一代人工智能研发应用”“深化大数据、人工智能等研发应用,开展‘人工智能+’行动”等。与此同时,随着算法自主学习能力的持续提升、大数据规模的指数级增长以及机器计算能力的显著增强,AI性能大幅优化,应用成本亦持续下降(Tekic和Füller,2023)。在政策引导与技术进步的双重推动下,越来越多的企业开始将AI引入业务流程优化、预测与决策支持以及创新活动中,以期在激烈的市场竞争中构建持续竞争优势(吴小龙等,2023)。随着技术演进,AI的应用边界已由早期以自动化和重复性任务为主,逐步拓展至涉及判断、创造性思维与复杂决策的领域(Raisch和

收稿日期:2026-05-16

基金项目:教育部人文社会科学规划基金项目(24YJA630063);国家自然科学基金资助项目(71972084);国家自然科学基金重大项目(72091315)

作者简介:马鸿佳(1979—),男,吉林大学商学与管理学院教授,博士生导师(通信作者,mahongjia@jlu.edu.cn);韩姝婷(1997—),女,吉林大学商学与管理学院博士研究生。

Krakowski, 2021)。相应地,学界逐渐认识到,AI的价值实现路径正从单向替代人类劳动,转向与人类协同,共同应对复杂挑战(Haesevoets等, 2021)。人—AI协同正逐渐成为组织实践与研究中的重要议题(Revilla等, 2023)。

尽管围绕人—AI协同的研究迅速增长,但相关文献在整体上仍呈现出明显的碎片化特征。第一,在理论基础方面,现有研究基于多种理论视角展开,但不同理论往往被用于解释人—AI协同的某一方面(Chowdhury等, 2022; Krakowski等, 2023; Hao等, 2025; Te'eni等, 2026)。第二,在概念内涵方面,现有研究对人—AI协同的内涵界定尚不清晰。一类研究强调人类与AI基于互补优势的合作关系(Revilla等, 2023),另一类研究则更关注人类与AI的动态互动过程(Chu等, 2025)。第三,在研究内容方面,现有研究对人—AI协同的前因、结果和边界条件的研究十分零散(Wang等, 2024)。上述问题使得现有研究虽然丰富,却只能提供对人—AI协同的局部理解,尚未形成包含人—AI协同内涵、前因、结果和边界条件在内的系统性整合研究框架。单纯依赖人工归纳的综述方法,难以系统识别出主题之间的潜在结构关系,且容易受研究人员先验框架的影响。因此,有必要引入更加系统化、可重复的分析工具,对相关文献进行辅助识别与归纳,以提升综述研究的客观性。

基于此,本文采用主题模型与人工编码相结合的研究方法,对人—AI协同的相关文献进行系统分析,以降低研究人员主观判断偏差。本文首先完成文献收集与数据预处理,随后运用BERTopic(bidirectional encoder representations from transformers)主题模型方法识别出13个研究主题,并结合人工编码与层级聚类结果,将其归纳为四类研究内容:人—AI协同的内涵和构成、前因、结果与边界条件。在此基础上,本文系统回顾相关研究,构建人—AI协同整合性研究框架,并提出未来研究展望。本文的主要贡献如下:第一,梳理人—AI协同研究的主要理论基础,归纳出互补理论、社会技术系统理论、组织学习理论和分布式认知理论等核心视角,推动不同理论之间的对话。第二,明晰人—AI协同的概念内涵,归纳其认知要素与行为过程,并通过对人—AI交互、人—AI互补等概念的辨析,深化对其独特性的理解。第三,整合人—AI协同的内涵和构成、前因、结果与边界条件,构建了人—AI协同的整合性研究框架,从而较为清晰地呈现了该领域的研究,有助于推动人—AI协同研究从碎片化向整体性知识体系演进,也为后续研究提供了理论基础。

二、基于BERTopic主题模型的人—AI协同主题聚类

(一)主题模型

主题模型起源于计算机科学领域,是一种典型的无监督机器学习方法,旨在从大规模文本数据中自动识别潜在的主题结构。主题模型可以揭示隐含在文本数据中的主题,为理解和分析大规模文本提供了有力的工具,正逐渐成为文献综述的一种新方法。其中,BERTopic主题模型是近年来新兴的一种主题建模方法。它基于预训练语言模型BERT和基于类的词频-逆文档频率(c-TF-IDF),能够捕捉语料库中单词和短语的深层语义信息,显著超越了传统依赖词频统计的主题模型在文本表示方面的局限性。BERTopic主题模型的核心思想是利用BERT将文本语料库生成高维文本嵌入(即词向量),接着通过降维算法将上述词向量映射到低维空间,最后应用聚类算法进行无监督聚类以得到主题划分。此外,BERTopic主题模型还提供层次聚类功能,用于将相似的主题进行合并(Raman等, 2024)。该方法的优势主要体现在:(1)能够自动且客观地从大规模文本语料库中识别并提取潜在的主题,有效减少了传统人工梳理过程中可能存在的主观偏见;(2)通过密度聚类自动确定合适的主题数量,无需预先设定主题数;(3)基于BERT的语义嵌入实现深层语义理解,提升主题识别质量。在应用层面,Hannigan等(2019)提出

了一个系统化的主题模型分析框架,包含语料库呈现、主题呈现和理论产物呈现三个阶段,强调结合领域知识,使得主题模型生成的结果具有意义和可解释性。参考马鸿佳等(2025)的研究,本文的流程具体包括:数据收集与预处理、BERTopic主题建模、主题生成与人工编码(见图1)。

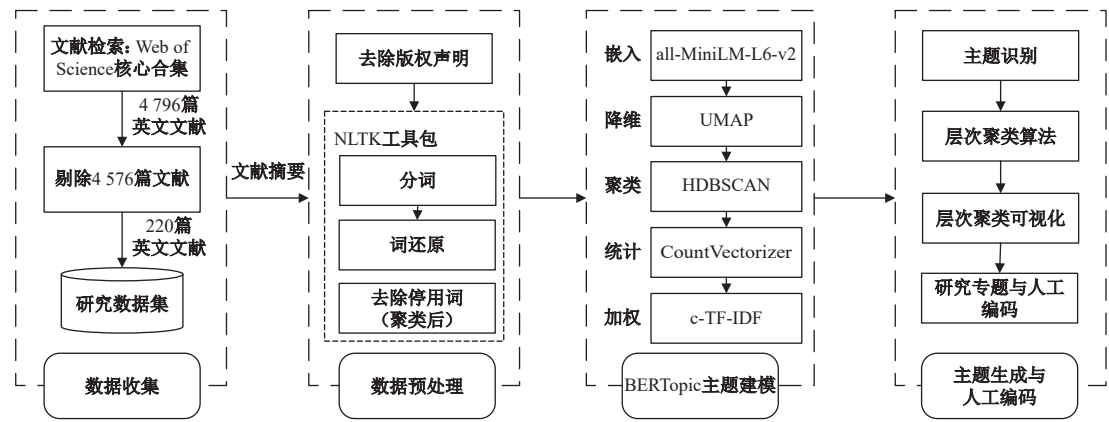


图1 基于BERTopic主题模型的人—AI协同主题聚类过程

(二)数据收集及预处理

本文选取Web of Science核心合集SSCI作为主要检索数据库,检索时间截至2025年11月14日。为了充分覆盖人—AI协同的研究主题,本研究采用关键词组合策略进行检索,以“human”“manager”“employee”“expert”“participant”与“AI”“artificial intelligence”“ML”“machine learning”“deep learning”“algorithm”与“collaborat”“interface”“communicat”“assist”“aid”“interact”“help”(Vaccaro等,2024;Hillebrand等,2025)组合为关键词,在文献的标题、摘要和关键词字段中进行检索,共获得初始文献4 796篇。为了确保纳入文献与人—AI协同主题高度契合,本文对检索结果的标题与摘要进行逐一筛选,剔除了以下类型文献:(1)主要聚焦于AI、算法或模型的技术优化、性能提升,而未涉及人类与AI共同任务执行;(2)仅将人—AI协同作为研究背景,而未展开人—AI协同的实质性讨论;(3)不具备组织、团队或任务执行情境的研究。与此同时,本文仅纳入具备一定自主性的AI的研究:以相关研究是否涉及机器学习算法及其应用作为判断标准,即考查相关AI是否能够基于数据进行学习、识别、预测、推荐或反馈调整等活动(Hillebrand等,2025)。经过上述筛选,共保留220篇高度相关的英文文献,这些文献的摘要构成了本文后续BERTopic主题模型的文本语料库。最后,本文对数据的预处理包括去除摘要中的版权声明、分词、大写转小写、词还原等。关于在预处理中是否去除停用词,本文参考了BERTopic主题模型的官方文档网站,认为虽然停用词对于主题解释贡献较小,但在文本嵌入过程中扮演着确保语义完整性的重要作用,如果在预处理阶段去除停用词会破坏词语间的依赖关系,因此将去除停用词放在词嵌入和聚类步骤之后。

(三)BERTopic主题建模

BERTopic主题建模包括嵌入、降维、聚类、词频统计和加权表示五个模块化步骤。研究人员可以在每个步骤中选择适合的算法,以满足不同的研究需求。本文BERTopic主题建模如下:(1)使用Sentence-Transformers方法all-MiniLM-L6-v2模型对预处理后的语料库生成文本嵌入表示;(2)使用UMAP算法对高维嵌入向量进行降维;(3)采用HDBSCAN算法对降维后的向量进行密度聚类,将语义相似的文档分配到同一主题;(4)使用CountVectorizer算法统计每个主题中文档的词频;(5)通过c-TF-IDF算法对词频进行加权,生成最终的主题表示并提取每个主题的

关键词。

(四)主题生成与人工编码

BERTopic主题模型共自动生成13个主题。在此基础上,本文采用层次聚类方法,依据主题间的语义相似性,将这13个主题进一步聚合为5个研究专题。主题关键词和研究专题的人工编码结果如表1所示。研究专题1包括主题7、11、12,关键词“监督、认知、信任”等与人—AI协同内涵和构成相关,故将这一类别命名为人—AI协同的内涵和构成。研究专题2包括主题4、5、8,“准确性、战略、拟人性”等关键词,会影响人—AI协同,故将这一类别命名为人—AI协同的前因。研究专题3包括主题3,“规则、人格特质、能力”等关键词,影响了人—AI协同与其他变量的关系,故将其命名为人—AI协同的边界条件。研究专题4包括主题1、9,“不安全感、职业、孤独感、创造性”等关键词,体现了人—AI协同对个体的影响,故将这一类别命名为人—AI协同的个体层面的结果。研究专题5包括主题0、2、6、10,“管理、能力、创新、创造性、绩效”等关键词,体现了人—AI协同对团队及组织层面的影响,故将这一类别命名为人—AI协同的团队、组织层面的结果。研究专题4和5均为人—AI协同的结果,本文将这两个研究专题均置于人—AI协同的结果进行回顾。

三、人—AI协同研究回顾

(一)人—AI协同研究的理论基础

本文通过对220篇论文的梳理发现,现有人—AI协同研究涉及的理论基础繁杂,共使用75种理论。其中,使用频次在2—5次的理论包括:动态能力理论、信息双加工理论、工作设计理论、工作需求资源模型、资源保存理论等。使用频次超过5次的理论是互补理论(35次)、社会技术系统理论(18次)、组织学习理论(16次)和分布式认知理论(8次)。由于很难从时间上对不同理论应用进行精确界定,因此仅对使用较为频繁的理论进行分析,接下来本文将依次阐述使用频次超过5次的理论(孙青等,2025)。

互补理论。互补理论强调异质性要素之间的协同效应(Bendoly等,2012)。人与AI的互补性主要体现在以下三个方面:第一,资源互补。AI具有移动性、交互性和自主性等特征,使其区别于传统资源,与传统的人力资源具有资源层面的互补性(Krakowski等,2023)。第二,知识互补。AI擅长从海量数据中识别模式与规律,人类更擅长运用隐性知识解释、筛选与修正结果(Zhang等,2025)。第三,能力互补。AI侧重于分析、预测和高效执行,人类侧重于创造、整合与判断(Revilla等,2023)。现有研究主要从三方面运用互补理论:一是作为人—AI协同概念界定的基础,强调协同建立在人类与AI的异质性优势之上(Danatzi等,2025)。二是解释协同绩效,认为人类情境知识与AI数据能力结合有助于提升决策、生产和创新绩效等(Bouschery等,2023;Hao等,2024;Sun和Song,2025)。三是解释竞争优势来源,认为人类战略判断和创造性思维与AI信息处理和模式识别能力结合,可形成新的组织能力,并由此成为组织竞争优势的来源(Krakowski等,2023)。

社会技术系统理论。社会技术系统理论认为,组织由相互依赖的社会子系统和技术子系统构成,二者并非彼此独立,而是相互依赖、共同影响组织结果(Chowdhury等,2022)。现有研究中,社会技术系统理论作用主要体现在两个方面:一是解释技术因素和社会因素如何共同影响人—AI协同。例如,可解释性与人类对AI能力的感知共同影响协同效果(Passlack等,2024)。二是解释人—AI协同的结果差异。根据社会技术系统理论,人—AI协同可以被视为社会子系统与技术子系统实现联合优化的过程,这种联合优化构成了动态能力的微观基础,并进一步影响企业绩效(Chowdhury等,2022)。

表 1 BERTopic主题模型主题聚类结果

研究主题	主题序号	主题词	关键词
人—AI协同的内涵和构成	11	监督,共同监督,特性,感知	layer, adaptation, symbiotic, supervision, cooperative, cosupervision, characteristic, capacity, relationship, awareness
	12	认知,团队成员,重新分配,完成,基础,分工	cognition, teammate, transactive, reassignment, attitude, completion, teamwork, base, divided, metric
	7	团队成员,信任,能力,行为	teammate, trust, perceive, relationship, warmth, interpersonal, leader, behavior, competence, twomember
人—AI协同的前因	8	准确性,预测,厌恶,偏见,能力	accuracy, decisionmaking, forecast, aversion, bias, capacity, ensembling, cocompetition, updating, economic
	4	系统,机制,知识,战略	system, performance, loop, mechanism, decisionmaking, knowledge, bias, delegate, weakness, strategy
	5	信任,拟人性,可解释性,智能,熟悉度,信赖	trust, anthropomorphism, decisionmaking, explainability, intelligent, delegation, lending, proficiency, perceive, reliance
人—AI协同的边界条件	3	规则,人格特质,不确定性,能力	rule, personality, relationship, privacy, decisionmaking, uncertainty, conversational, trustworthiness, competence, autonomy
人—AI协同的个体层面的结果	1	不安全感,职业,孤独感,成就,脱离	insecurity, relationship, acceptance, career, loneliness, achievement, implication, detachment, psychological, organizational
	9	创造性,问题解决	creativity, narcissism, outsourcing, artifact, ghostwriter, compatibility, llms, lead, problemsolving, bias
人—AI协同的团队、组织层面的结果	10	管理,能力,共创,绩效	management, capability, cocreation, analyse, maritime, performance, innovation, competency, maturity, logicmathematical
	0	创新,创造性,管理	innovation, creative, management, ba, integrate, brand, examine, prompt, leverage, ethical
	2	服务,组织,决策,知识	service, organizational, contribute, experience, develop, entrepreneurial, decisionmaking, knowledge, engage, analysis
	6	能力,组织	capability, organizational, hybridaugmented, empathy, mindset, basic, platform, engagement, develop, resilient

组织学习理论。组织学习理论强调组织成员的集体学习,并假设组织中的人类是唯一的学习主体。随着AI的发展,人类不再是唯一能够学习的主体(Sturm等,2021)。在人—AI协同中,学习具有明显的双向性与互惠性:一方面,人类通过观察AI的解释与反馈,不断内化新的规则与知识;另一方面,AI通过吸收人类的反馈,持续更新模型参数并优化输出(Zhang等,2025)。Te'eni等(2026)将双向学习过程概念化为互惠人机学习,强调人类与AI在持续重复的学习循环中相互促进、共同演化。Puranam(2021)基于反馈的相互依赖性和沟通的可能性,将人—AI协同中的学习分为四种类型:孤立学习、替代学习、耦合学习以及耦合替代学习。

分布式认知理论。分布式认知理论指出,认知活动并不局限于个体大脑内部,而是分布在个体、外部工具以及所处环境共同构成的系统之中。这一理论为理解人类和AI如何共同完成复杂任务提供了重要视角。首先,分布式认知理论有助于揭示人—AI协同的过程机制。人—AI协同是认知在人类与AI系统之间的分布与协作,信息共享、双向反馈、迭代优化等构成了有效

协同的重要条件(Hao等,2025)。其次,分布式认知理论也有助于理解人—AI协同中的任务委派行为(Tao等,2024)。在该理论框架下,AI不再只是被动的辅助工具,而是被视为能够参与认知加工的合作伙伴。为了突破人类的认知局限,任务委派本质上体现为认知系统内部任务的重新分配。

(二)人—AI协同的内涵和构成

1. 人—AI协同的内涵

(1)人—AI协同的定义

人—AI协同源于计算机领域对“人类和计算机系统如何共同完成复杂任务”的讨论。近年来,随着AI日益嵌入组织的工作流程与管理实践,人—AI协同逐步从计算机科学领域拓展至管理学领域(Li等,2023)。管理学领域学者从关系视角与过程视角界定人—AI协同。关系视角下,学者们强调人—AI协同是人类与AI在合作中的角色定位与优势互补。Revilla等(2023)将人—AI协同视为人类与AI基于互补优势,通过互动实现共同目标的合作关系;Liao等(2024)指出人—AI协同是人类与AI之间的合作性交互,双方通过共同协作以实现一致的目标,这种协作融合了人类的独特优势(如创造力、直觉和情感智能)与AI的技术能力(如数据处理、模式识别)。过程视角下,学者们强调人—AI协同是一种动态的过程。Meng等(2025)和黄炎一等(2025)将人—AI协同理解为人类与AI互动合作以提升生产力和组织竞争优势的过程;Hai等(2025)认为人—AI协同是人类与AI协作以推动工作进展的过程。在这一过程中,人类与AI通过信息共享、交换意见与反馈调整等行为,共同推进任务完成(Chu等,2025)。关系视角强调的共同目标与优势互补,构成了人—AI协同过程开展的重要基础。基于此,本文在过程视角下吸收关系视角的核心观点,将人—AI协同界定为:为了实现共同目标,人类与AI基于优势互补而展开持续互动的过程。其中,“人类”泛指企业内部的各类成员,包括管理、技术、业务人员等(Tekic和Füller,2023;许晖等,2024)。“AI”特指基于机器学习算法的现代人工智能,既包括有形形态,也包括无形形态(罗映宇等,2023)。这类AI通常具备一定程度的决策自主性、学习和适应性,以及对任务情境的感知能力(Danatzi等,2025;Hillebrand等,2025)。

(2)人—AI协同与相关概念辨析

现有研究中,人—AI协同与人—AI交互、人—AI互补等概念之间存在一定程度的混淆。为此,本文从定义、核心关注点与特征三个方面对三者进行比较。

在定义方面:人—AI交互是指人类与AI之间的互动方式,强调双方在互动过程中相互塑造(David和Borsi,2025);人—AI互补主要指人类和AI在信息、能力、决策方式上的差异性与匹配性,强调双方差异化优势的发挥(Fügener等,2026);人—AI协同是指为了实现共同目标,人类与AI基于优势互补而展开持续互动的过程。由此可见,人—AI交互强调的是人类与AI之间的互动关系,而人—AI互补则聚焦于双方优势结构,人—AI协同关注的是围绕共同目标展开的过程。

在核心关注点方面:人—AI交互主要关注如何提升交互的便利性,增强人类与AI之间参与和反馈,其核心在于使人类能够顺畅地介入、调整和影响AI(Raees等,2024)。人—AI互补则主要关注如何识别并发挥人类与AI的差异化优势,其核心在于解释为何两者结合能够比单独行动取得更优结果的潜力。相比之下,人—AI协同更强调在共同目标下,如何整合人类与AI的互补优势,并通过持续互动联合推进任务完成。

在特征方面:人—AI交互表现出可感知性、能动性和可理解性,强调人类能够感知与AI的互动,并主动参与和理解这种互动(Raees等,2024;David和Borsi,2025)。人—AI互补则具有异质性、非对称性和潜在性特征,关注人类与AI在信息和能力上的不对称性所带来的异质性,而

这种差异为实现更优结果提供了潜在空间(Fügener等,2026)。相较之下,人—AI协同则具有目标导向性、双主体性和联合性特征。既有研究将AI视为具备一定能动性的智能体(Murray等,2021),其不仅能够参与组织决策过程,还能根据环境变化进行调整并实时提供反馈(Haesevoets等,2021;Te'eni等,2026)。AI可能扮演追随者、伙伴,甚至特定情境下担任领导者的角色(Hillebrand等,2025),因此人与AI需要围绕共同目标进行联合行动与相互监督:人类监控并修正AI输出,AI通过一致性检测帮助识别人类失误(Danatzi等,2025)。

2. 人—AI协同的构成

为进一步说明人—AI协同如何在组织情境下开展,本文基于对人—AI协同概念的界定,并参考Williams等(2025)的研究,认为人—AI协同同时包含认知要素与行为过程。其中,认知要素反映了主体如何理解任务情境以及其他主体,行为过程体现在主体在具体情境中的行为(Williams等,2025)。因此,从认知要素与行为过程对人—AI协同进行刻画,能够揭示其作为过程性概念的展开逻辑。认知要素与行为过程之间呈现相互作用,认知要素为协同行为提供理解框架与判断基础,而行为过程则通过实际互动塑造认知(Fügener等,2022;Danatzi等,2025)。

(1) 认知要素

在人—AI协同中,认知要素主要包括信任与元认知。二者均涉及人类对AI能力、可靠性和任务匹配性的判断,信任主要回答人类“是否愿意与AI协同”的认知问题;元认知主要指向协同过程,回答“人类与AI如何协同”的认知问题。

信任是指信任方在无法监控或控制被信任方的情况下,相信对方会履行对自己重要的行为,并因此承担潜在的风险的心理状态。在人—AI协同中,信任体现为人类在无法完全理解或掌握AI复杂运行逻辑时,仍愿意依赖AI的判断、建议或决策结果的认知预期(Wang等,2016)。由于AI的不透明性,其输出结果在一定程度上难以预测,信任成为人—AI协同的重要认知基础(Glikson和Woolley,2020)。当人类认为AI在特定任务中具有较高的稳定性与有效性时,更可能接受其建议或将更多任务委派给AI(Zhang等,2023)。然而,人类对AI的信任水平需保持适度,过度信任或信任不足均可能削弱人类与AI之间的互补性的发挥(Deng等,2025)。

元认知通常被界定为个体对自身认知的反思性理解以及基于这种理解所进行的监控和控制,包括元认知知识、元认知监控和元认知控制(Lebuda和Benedek,2023)。在人—AI协同中,元认知知识从传统的“自我—任务”理解,拓展为“自我—任务—AI”的理解。人类不仅需要判断自身能力与任务要求的适配性,还需要理解AI的能力边界、潜在偏误、风险及其在不同任务中的适用性(Danatzi等,2025;Hoßbach和Isaksen,2025)。缺乏AI导向元认知知识的个体,往往难以准确区分人类与AI的相对优势,从而影响任务委派与执行效果(Fügener等,2022)。此外,元认知监控不仅强调对任务进展是否符合既定目标的判断,还包括对AI是否参与问题解决的持续评估。通过这种监控,人类得以判断当前协同是否有效,是否需要与AI的分工或互动方式进行调整。进一步地,元认知控制体现为人类基于监控结果,对协同进行主动调节的认知(Hoßbach和Isaksen,2025)。

(2) 行为过程

任务委派行为是指行动者(人类或AI)将特定任务配置给与该任务更匹配的主体执行的行为,其核心在于通过能力与任务特征的匹配,发挥人类与AI在协同工作中的比较优势,从而提升整体效果(Danatzi等,2025)。现有研究普遍指出,AI在自动化重复性工作、处理大量数据以及生成初步解决方案等方面具有相对优势,而人类在问题界定、方向引导与评估结果等方面更具不可替代性(Benbya等,2024)。任务委派并不局限于人类将任务配置给AI完成,AI也可以基于自身能力边界,将超出处理范围的任务反馈或转移给人类(Baird和Maruping,2021)。相关

研究表明,人类与AI在任务委派中的表现存在差异,例如Fügener等(2022)在分类任务情境中的研究发现,相较于人类将任务委派给AI,AI在既定规则下将任务委派给人类时往往表现出更高的效能。此外,任务委派行为涉及的不仅是任务执行本身的转移,还包括决策、信息访问等权力,以及沟通、流程遵守等责任的转移(Baird和Maruping, 2021)。

任务执行行为是指根据任务委派结果,人类与AI通过互动推进并完成特定任务目标的行为(Danatzi等, 2025)。现有研究主要围绕不同的任务执行方式展开讨论。第一是序列式执行,即人类和AI按照先后顺序参与任务,不同主体在不同阶段执行任务,前一主体的输出构成后一主体的输入。例如,在人—AI协同的创新任务中,AI先基于大规模历史与实时数据对潜在问题进行初步诊断,随后人类结合自身经验对问题进行收敛与识别(Bouschery等, 2023)。第二是并行式执行,即人类与AI同时参与同一任务。例如,在人—AI协同的招聘任务中,人类和AI分别对候选人进行评估,最终通过整合双方的判断形成招聘决策(Keppeler等, 2025)。第三是迭代式执行,即人类与AI在执行过程中通过多次互动以完成任务。例如,在人—AI协同的广告文案创作中,人类提出任务要求,AI生成初步文本,人类基于输出结果进行反馈修正,AI据此再次生成内容,直至满足任务目标(Chen和Chan, 2024)。

(三)人—AI协同的前因

AI特征。AI特征通过影响组织成员对AI能力水平、运行逻辑以及协同匹配的认知判断,影响人—AI协同。现有研究主要关注智能性和拟人性对人—AI协同的影响,同时也关注到可解释AI的透明度、可解释性和合理性对人—AI协同的影响。首先,智能性反映了AI将抽象问题转化为逻辑问题并提供有效解决方案的能力。高智能性AI有助于增强组织成员对AI的有用性感知,促进人—AI协同(Chen等, 2026);但也可能引发替代焦虑与身份威胁,从而阻碍人—AI协同(Chen等, 2023)。其次,拟人性是指技术在外观、行为和情绪表达等方面表现出人类特征的程度(Glikson和Woolley, 2020)。适度拟人性能够缩短人与技术的心理距离,增强AI作为协同伙伴的接受度(Simón等, 2024)。然而,过度拟人化可能引发“恐怖谷效应”,削弱组织成员对AI的信任与接纳(Glikson和Woolley, 2020; Liao等, 2023)。最后,可解释AI强调运行过程的清晰度,主要包括透明度、可解释性和合理性三个核心特征。其中,透明度侧重于模型内部逻辑或结构的可见性;可解释性强调将复杂的技术输出转化为人类可理解的信息;合理性关注为具体判断提供支持性证据和推理过程。上述特征通过增强组织成员对AI运行逻辑及判断依据的理解,降低其因技术不透明而产生的不确定感知和防御心理,提升对AI的信任水平,从而积极影响人—AI协同(Mancuso等, 2025; Chen等, 2026)。

领导力。领导力通过构建AI的战略意义、引导组织成员形成AI角色定位与能力边界认知框架,影响其对AI的功能与价值的理解,从而推动其对AI的信任与接纳,进而影响人—AI协同。现有研究主要关注数字领导力与神经领导力。首先,数字领导力强调领导者在数字化转型中塑造战略愿景、配置技术资源并引导组织成员认知(Hossain等, 2025)。研究表明,数字领导力通过塑造数字文化与推动数字人力资源管理,增强组织成员对技术的认同感与参与感,进而积极影响人—AI协同(Wu等, 2025a)。其次,神经领导力强调运用神经科学理解和优化领导行为。人—AI协同加重了组织成员对被AI替代的担忧,神经领导力能够通过系统性重构组织成员对AI的认知框架,引导其将AI理解为能力补充而非直接替代,并促进组织成员优先发展AI难以在短期内复制的人类技能(如创造力、共情、合作、解决复杂认知等问题)以与AI协同(Cady等, 2024)。

组织战略。组织战略通过界定AI在组织中的角色、规范其应用方向并提供相应的制度支持影响人—AI协同。现有研究关注了AI战略、数字人力资源管理战略和伦理战略的作用。首

先, AI战略明确了AI的协同者定位, 并有助于构建透明、可控的AI应用机制与清晰的任务分工, 降低组织成员的替代威胁(Costa和Ghosh, 2025)。其次, 数字人力资源管理通过为组织成员提供系统化的数字技能培训和协同能力的培养, 有利于增强组织成员对AI的理解与适应(Wu等, 2025a)。再次, AI可能会引发数据滥用与泄露、歧视、责任归属模糊等伦理问题, 将伦理管理纳入组织战略, 组织能够增强成员对AI公平性、透明性与可靠性的感知, 减少其对AI的防御心理与不信任感, 从而为人—AI协同提供制度支持(Heyder等, 2023)。

组织结构。组织结构作为组织运行的基本安排, 其对人—AI协同的影响主要通过具体的结构特征实现。传统的集权式、科层式等组织结构在支持人—AI协同方面面临诸多限制, 如沟通不畅、资源分配低效等问题。为了更好地推动人—AI协同, 企业需要调整其组织结构。首先, 在纵向结构设计上, 分权化结构通过赋予组织成员更大的决策空间, 使其能够根据任务需求编排AI资源, 从而为人—AI协同提供更灵活的条件(戚聿东和徐凯歌, 2024)。其次, 在横向结构设计上, 扁平化结构和跨职能协作有助于打破部门边界, 促进信息共享和知识整合, 增强组织成员对AI的理解与信任, 促进人—AI协同(Chowdhury等, 2022)。最后, 自组织结构强调资源的灵活配置与任务的动态调整, 有助于增强人与AI之间的持续协调(Kolbjørnsrud, 2024)。

组织文化。组织文化通过塑造组织成员对技术应用的基本态度与行为规范, 激发组织成员以开放的态度采用AI并与之协同。现有研究关注了数字文化、市场文化与灵活文化的作用。首先, 数字文化强调数据驱动决策、变革倾向与分析思维、持续学习等方面, 有助于组织识别AI潜在应用场景, 并为组织成员提供学习AI技术并发展新技能的机会, 从而增强其在工作与AI协同的信心和能力(Wu等, 2025a)。其次, Rajaram和Tingely(2024)提出市场文化和灵活文化在企业部署AI技术、实现人—AI协同方面同样具有重要意义。市场文化有助于组织设定明确目标并强化绩效导向, 引导组织成员关注市场的变化并激励高绩效行为, 从而增强组织成员在工作与AI协同的动力与主动性。灵活文化使组织能够快速响应技术变革, 灵活调整AI应用方向与资源配置, 同时鼓励开放边界与知识共享, 有助于组织成员与AI之间的连接, 从而为人—AI协同提供支持。

(四)人—AI协同的结果

1. 个体层面

现有研究围绕人—AI协同对个体层面的作用效果, 不仅关注到其对孤独感、不安全感等态度方面的影响, 而且探讨了其对工作拖延、创新等行为方面的影响。

(1)态度相关变量聚焦于个体的心理状态与主观感受, 包括孤独感、情感疲劳、不安全感、疏离感、工作满意度、工作幸福感、职业成就感, 以及工作生活质量感知等。研究发现, 人—AI协同可能因减少人际互动与情感反馈而加剧孤独感, 并进一步消耗情感资源, 引发情感疲劳(Sullivan和Bendell, 2023; Meng等, 2025)。此外, AI带来的技能更新压力和替代担忧也可能引发不安全感(Wu等, 2025b)。人—AI协同还可能降低组织成员参与度, 削弱其对工作结果的责任感, 进而引发工作疏离感(Tang等, 2023)。关于工作满意度、幸福感、职业成就感和工作生活质量感知, 现有研究结论存在差异: 一方面, 人—AI协同通过减少重复劳动、缓解压力、提升效率和增强决策支持, 可能产生积极影响(Xu等, 2024; Li等, 2025; Wu等, 2025c); 另一方面, 人—AI协同也可能导致工作压力增加、自主性下降, 触发组织成员负面情绪并降低组织承诺而产生消极影响(Ossadnik等, 2023)。

(2)行为相关变量包括工作拖延、反生产行为、权宜行为、学习行为、创新行为等。人—AI协同对工作拖延具有“双刃剑”效应: 当组织成员在协同中发挥主导作用时, AI可承担重复性任

务,降低组织成员工作负担并减少拖延;而当组织成员处于辅助地位时,其控制感下降和压力上升可能加剧拖延(Li等,2025)。此外,人—AI协同可能引发组织成员的负面情绪,引发工作动机下降及心理压力上升,进而导致反生产行为或权宜行为(Meng等,2025;Hai等,2025)。相反地,人—AI协同引发的不安全感也可能促使组织成员主动学习新技能(Wu等,2025b)。人—AI协同使组织成员将精力投入更复杂的问题解决,提升创造力(Jia等,2024)。同时,与AI的协同使组织成员能够获取丰富的信息和创意资源,推动创新活动的开展(韩明燕等,2024)。

2. 团队层面

(1)团队认知。沟通是团队认知发展的关键因素,团队成员主要通过语言或者非语言的形式进行沟通(Fiore等,2010)。现有研究指出,AI在理解人类非语言交流(如面部表情、眼神等)方面存在局限性,同时人类成员也面临对AI输出结果的理解困难,这在一定程度上限制了人—AI协同在团队认知构建中的有效性(McNeese等,2021;Schmutz等,2024)。然而,也有研究认为,AI凭借其强大的数据处理、实时监控与预测能力,能够为团队提供更为全面且准确的信息,强化团队记忆管理、纠正人类认知偏差。在此基础上,人类通过丰富的经验背景、情境洞察力和批判性思维,对AI提供的信息进行判断,弥补AI在情境理解及人际互动中的不足,从而推动团队形成一致的认知框架(Schelble等,2025)。

(2)团队多样性管理。团队多样性指团队成员在文化背景、知识结构、专业技能等方面的差异,这种差异对绩效的影响并非总是一致的。为了充分发挥多样性优势,团队多样性管理通过协调团队多样性,以最大化团队或组织效能。Murtinu和De Massis(2025)提出,人—AI协同将减少团队在常规任务中的多样性,而增加团队在复杂任务领域中的多样性。通过在特定领域聚焦多样性,团队成员之间更容易建立共享认知框架,促进信息和知识的有效交流,从而降低团队内部整合难度。将多样性聚焦于特定领域可促进认知资源在关键领域释放价值。

(3)团队绩效。团队认知被广泛视为团队绩效的重要预测因素。尽管McNeese等(2021)的研究报告了人—AI协同对团队认知的潜在负面影响,但该研究同时发现,AI能够减少成员间冗余互动,使团队能更加集中于快速的任务执行,最终提升了团队的整体绩效水平。此外,人类和AI在知识传递、翻译和整合过程中的互补性,为团队构建交互记忆系统奠定了基础,进一步促进创造新知识,从而提高了团队创新绩效(李浩等,2025)。但Schmutz等(2024)的研究则指出,人—AI协同下团队认知的下降,可能削弱成员之间的默契水平,进而对团队绩效产生消极影响。

3. 组织层面

(1)组织能力。人—AI协同主要通过三种视角影响组织能力的发展。首先,惯例视角。惯例的形成依赖于协议制定和行动选择这两个关键组成要素之间的协调。Murray等(2021)指出,人—AI协同通过保留人类在行动选择中的主导作用,结合AI在协议制定中的辅助作用,促进了惯例生成。其次,资源视角。Chen等(2022)认为,人—AI协同推动企业知识库的实时更新与动态维护,促进内部资源整合与外部环境适应,进而提升组织动态能力。再次,要素视角。Simón等(2024)指出,人—AI协同明确人类与AI的角色定位、数据需求和协同规则,增强组织感知能力;通过建立信任有助于将AI与企业日常实践融合,提升了利用能力;促进人类与AI双向学习,推动了组织的持续创新,有助于重构能力。

(2)知识管理。AI推动了知识创造、存储与检索、转移与应用等知识管理过程的变革,其关键作用体现在与人类协同中实现优势互补。在知识创造方面,基于SECI模型,人类主要发挥情境理解、目标设定、经验反馈和价值判断等作用,AI则通过自然语言处理、数据分析和模式识

别能力,促进隐性知识共享、显性知识生成、知识组合与模型优化,从而推动显性知识与隐性知识的持续转化(Zhang等,2025)。在知识存储与检索方面,人类设定分类标准、定义知识结构,AI自动化分类、标记并关联数据,以提高存储效率与检索效率(Mancuso等,2025)。在知识转移方面,AI利用其连接能力将人类和知识广泛连接以克服信息孤岛,人类则结合具体情境进行理解,从而促进了跨职能、跨知识背景的知识转移(Jarrahi等,2023)。在知识应用方面,AI能够提供决策建议,并通过数字实验反馈结果,人类结合专业经验与价值判断,对AI建议进行评估并提供反馈(Mancuso等,2025)。

(3)创新。现有研究关注了人—AI协同对创新过程中问题识别、解决方案生成与评估等阶段的影响。在问题识别阶段,企业创新受限于信息处理能力不足和本地搜索倾向(Haefner等,2021)。传统的问题识别依赖组织成员经验,容易受到有限理性、满意原则以及不确定规避等认知局限影响。人—AI协同能够整合AI的数据处理与推理能力以及人类的判断力,加速并优化问题识别(Amabile,2020)。在解决方案生成阶段,人—AI协同有助于提升创新方案的生成效率与质量。解决方案生成与创造力紧密相关(Bouschery等,2023),AI凭借跨领域知识积累和多模态数据分析能力,能够减轻人类认知负荷并提升方案生成速度(Amabile,2020)。与此同时,人类在情境理解和战略方向把控等方面发挥着不可替代的作用(Benbya等,2024)。现有研究认为,人—AI协同能够结合AI在新颖性方面的优势与人类在可行性方面的优势,更好地平衡解决方案的新颖性与可行性,从而提升创新效果(Eisenreich等,2024)。在解决方案评估阶段,AI能够整合市场、用户和企业内部的实时反馈数据,对方案进行多维度量化分析,并克服人类评估者在新颖性判断中的偏差(Just等,2024)。但AI评估也可能受到算法偏差和数据不足的限制,因此仍需人类运用专业知识、情感理解和伦理判断等方式进行补充(Bouschery等,2023)。

(4)绩效。在经营绩效方面,人—AI协同有利于优化组织运营和资源配置,降低运营成本、提高生产效率,从而提升企业的运营绩效与经济绩效(Chowdhury等,2022)。在决策绩效方面,人—AI协同通过将人类的情境知识和AI的数据处理相结合,弥补人类认知偏差与AI情境理解不足的局限,进而提升决策绩效(Hao等,2024)。在生产方面,Sun和Song(2025)的研究指出,人—AI协同通过减少时间和资源浪费,促进资源获取、配置与控制,并借助人类与AI在数据收集和分析方面的互补优势,帮助企业快速识别外部机会,从而提高投入产出效率。

(5)竞争优势。资源基础观认为,企业拥有的有价值、稀缺、难以模仿且不可替代的异质性资源是竞争优势的来源。Krakowski等(2023)认为人类在战略判断、创造性思维、情境化理解与社会交互等方面的独特优势,与AI在数据处理和模式识别上的优势相结合,能够产生新的人机能力,这种能力具备VRIN特征,从而构成竞争优势的来源。

(五)人—AI协同的边界条件

1. 个体特征

在人—AI协同的边界条件研究中,个体特征包括自我核心评价、经验、技能、AI熟练度等变量。第一,自我核心评价反映个体对自身能力和价值观的总体判断。高核心自我评价者通常更自信、积极,更倾向于主动利用AI提供的支持,从而降低无聊感并减少工作拖延(Li等,2025)。第二,丰富的任务经验有助于个体准确评估AI输出并识别错误建议,从而提升绩效;而资历经验较深的个体可能因对AI信任不足、过度关注其失误,导致绩效下降(Wang等,2024)。第三,高技能个体更能借助AI摆脱烦琐任务,将精力投入解决复杂问题中,并激发积极情绪,从而提升创造力(Jia等,2024)。第四,AI熟练度高的人员能够凭借丰富的知识和技能充分利用AI的优势,更快速地获取和整合创新资源,提升创新水平(韩明燕等,2024)。

2. 任务情境特征

任务情境特征体现在任务不确定性、任务复杂性以及数字工作要求等方面。第一,任务不确定性是由信息不足或者任务条件变化而产生的,在低水平任务不确定性下,人类利用专业知识能够更有效地识别数据中的异常,从而能够补充AI缺乏的情境知识以提高绩效(Revilla等,2023)。第二,低复杂性的任务通常规则明确,AI可以独立完成,人—AI协同则可能增加协调成本而影响绩效;而高复杂性的任务需要高度专业知识、创造力和灵活性,人—AI协同通过双方反馈迭代以充分发挥优势更有助于绩效提高(Lu和Zhang,2025)。第三,高数字工作要求意味着组织成员需要频繁使用数字技术来完成工作,将会给组织成员带来较大的认知、情感负担,而人—AI协同会进一步增加这种负担,因而组织成员会产生更大的工作疏离感(Hai等,2025)。

3. 组织情境特征

在组织情境特征方面,现有研究关注了管理者情绪支持、组织创新氛围和组织规模等变量。第一,人—AI协同减少了人际互动,造成个体情感资源耗竭引发孤独感,管理者情绪支持一方面能够作为外部资源补充组织成员的情绪资源,另一方面能够营造一个支持性的工作环境,减少个体的孤独感(Meng等,2025)。第二,创新氛围强的组织会为组织成员提供更多学习机会并鼓励创新,帮助其提升AI协同能力、增强信心,这能够缓解组织成员因人—AI协同带来的职业成就感下降(Xu等,2024)。第三,组织规模对人—AI协同提升投入产出效率存在双重门槛值。当组织规模较小时,人—AI协同对效率的作用不明显;随着组织规模扩大,其作用逐渐显现并进一步增强(Sun和Song,2025)。原因在于,大企业拥有更充分的资金承担AI维护以及人员培训成本,通常具备更复杂的生产和管理流程,人—AI协同能够通过任务分工释放更高效率。

四、研究结论与展望

(一)研究框架构建

基于BERTopic主题模型结果与人工编码,本文将现有文献归纳为人—AI协同的内涵和构成、前因、结果与边界条件四类内容,并进一步构建了“前因—人—AI协同—结果”的整合研究框架,将边界条件嵌入其中(见图2)。

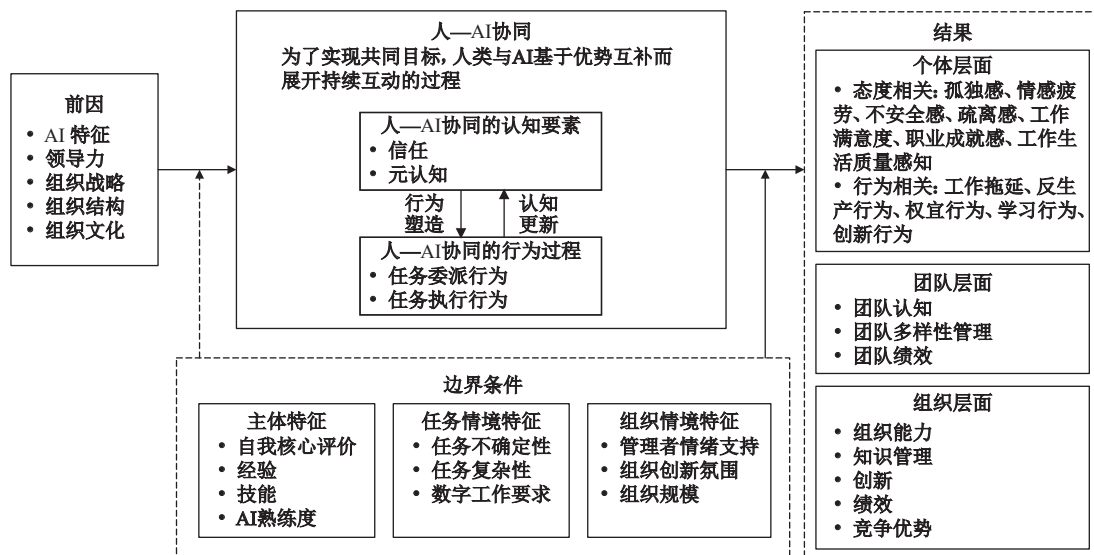


图2 人—AI协同的整合性研究框架

第一,前因揭示了人—AI协同何以被启动。AI特征、领导力、组织战略、组织结构和组织文化通过塑造组织成员对AI的能力感知、可靠性判断、角色理解和协同意愿,为人与AI的持续互动过程提供了技术和组织基础。

第二,构成主要揭示了人—AI协同过程如何开展。信任与元认知作为认知要素,决定了组织成员是否愿意依赖AI、如何理解AI的能力边界以及任务匹配关系;任务委派与执行行为作为行为过程,体现了人与AI之间的任务分配、信息交换、反馈修正和动态协调。

第三,结果揭示了人—AI协同产生何种影响。在个体层面,人—AI协同通过改变工作自主性、认知负荷、情绪体验等,影响组织成员的态度与行为;在团队层面,人—AI协同通过改变信息共享、团队认知等,影响团队协作与绩效;在组织层面,人—AI协同通过提升信息处理能力、促进知识整合、推动组织学习和重构组织惯例,进一步影响组织能力、知识管理、创新、绩效和竞争优势。

第四,边界条件揭示了人—AI协同与其前因和结果的关系在何种条件下会发生变化。其中,主体特征涉及自我核心评价、经验、技能、AI熟练度等;任务情境特征集中于任务不确定性、任务复杂性以及数字工作要求;组织情境特征则包括管理者情绪支持、组织创新氛围以及组织规模。

(二)未来研究展望

尽管人—AI协同研究已经形成了部分研究成果,但仍存在一些需要探讨的问题。本文从人—AI协同的内涵和构成、前因、结果、边界条件以及研究方法五个方面展开进一步探讨:

第一,深化人—AI协同的内涵并揭示其构成的动态作用机制。(1)现有研究逐渐突破将AI视为被动工具的传统视角,开始将其理解为具有一定能动性的协作主体(Murray等,2021;田佳宁和罗瑾琰,2025)。但不同情境下,AI在何种程度上被视为协同伙伴,其能动性是由技术特征本身决定还是由人类感知所构建,仍有待进一步研究。(2)未来研究可进一步拓展人—AI协同中“人”的边界,将用户—AI协同纳入研究,比较其与组织内部人—AI协同在目标、情境和互动方式上的差异。(3)尽管既有研究已识别出信任与元认知等关键认知要素,以及任务委派与任务执行等核心行为过程,但其内部结构及作用边界仍不够清晰。例如,不同的元认知形式或不同类型的信任,如何在人—AI协同中发挥作用;同样,任务委派与任务执行行为可能包含不同的决策逻辑。因此,未来需要对认知要素与行为过程进行更为细致的研究。(4)现有文献多研究认知要素对行为过程的影响(Haesevoets等,2021;Fügener等,2022),而相对忽视行为过程对认知要素的反向塑造。未来研究需要更加系统地揭示认知要素与行为过程的互动机制,将认知要素与行为过程置于同一分析框架中,有助于解释人—AI协同中的“认知—行为”循环机制,从而深化对人—AI协同的过程性理解。(5)在概念测量量表发展方面,目前基于问卷调查的研究多将人—AI协同视为单一变量处理,尚未充分刻画其可能的多维构成。未来的研究可基于定性研究方法,系统梳理其关键维度,开发多维测量工具,以支持相关理论假设的实证检验。(6)未来研究应重视人—AI协同构成的动态性。随着人类在协同中的经验积累、任务阶段的变化以及AI模型的持续学习,认知要素与行为过程可能发生持续演化。

第二,拓展人—AI协同的前因并揭示多要素协同作用。现有文献主要探讨AI特征、领导力、组织战略、组织结构、组织文化对人—AI协同的影响,但仍存在拓展空间。(1)AI智能性、拟人性和可解释AI的透明度、可解释性以及合理性对人—AI协同的影响机制仍需进一步检验。例如,高智能性可能同时带来能力感知与威胁感知,拟人性是否会因“恐怖谷效应”阻碍协同,可解释AI的合理性特征的作用是否有效,均有待更多实证研究支持。此外,针对领导力、组织战略、组织结构、组织文化等的现有研究大多数为概念性探讨,缺乏实证证据。未来研究可在现

有框架的基础上,结合多源数据分析检验其作用机制,并进一步拓展领导力、组织战略、组织结构、组织文化等要素的多样化形式。(2)现有研究主要从组织角度出发探讨人—AI协同的前因变量,外部环境因素尚未得到充分关注。如制度环境、行业动态与文化差异等均可能影响人—AI协同,未来研究有必要从宏观环境出发予以关注。(3)目前对人—AI协同前因的研究相对割裂,缺乏对不同要素之间交互作用的系统探讨,未来研究可从系统观出发,探究不同前因变量如何交互,共同影响人—AI协同。

第三,延伸人—AI协同的结果维度并跨层次探讨结果的联动机制。现有研究已从个体、团队、组织三个层面对人—AI协同的结果展开初步探讨,但研究结论尚不一致,且在广度和深度方面存在不足。(1)在个体层面,人—AI协同对工作满意度、工作幸福感、工作拖延、创新行为等的影响尚未在学界形成共识(Ossadnik等,2023;Eisenreich等,2024;Xu等,2024;Li等,2025)。未来研究需进一步明确其总体效应,并深入揭示其中介与调节机制。此外,现有研究多关注短期心理状态,未来可进一步探讨人—AI协同对个体长期职业发展、技能提升、身份构建等的影响。(2)人—AI协同对团队层面的结果研究仍相对稀缺。未来的研究不仅需要拓展团队结果变量,还应关注AI深度嵌入后团队构成和协作形式的变化,尤其是在跨职能团队、虚拟团队等情境下,人—AI协同如何影响团队动态与团队绩效。同时,现有研究多强调其积极作用,未来还需关注其潜在阴暗面,如团队权力失衡、沟通障碍和凝聚力削弱等。(3)组织层面的结果关注了组织能力、知识管理、创新、绩效以及竞争优势。关于组织能力,现有研究关注人—AI协同与惯例形成和能力发展的静态关系,未来研究可进一步揭示人—AI协同与惯例和能力形成的动态机制,并考察AI作为主体是否会引发新的组织刚性。关于知识管理,虽然现有研究强调人—AI协同在知识管理过程中的优势,但对AI参与是否导致知识流失以及是否会影响隐性知识管理的关注不足。关于创新,现有研究多基于创新过程视角,而人—AI协同如何影响创新产出以及与何种创新产出形式紧密相关需要进一步研究。此外,AI作为创新主体之一,人—AI协同对创新产出所有权的影响也亟待深入研究。关于绩效,现有研究多关注财务性指标,而忽视了非财务绩效。未来研究应重视员工培训、技术迭代、伦理合规投入等人—AI协同成本,并进一步分析这些成本如何影响人—AI协同的绩效。同时,算法偏见、过度依赖AI等是否会对绩效产生负面影响也需要进一步研究。关于竞争优势,现有研究提出人—AI协同有利于组织建立新的竞争优势,但这一结论缺乏动态性分析。(4)随着数字化与平台化发展,企业日益嵌入开放的创新网络与平台生态之中。未来研究应超越单一组织视角,从生态系统层面探讨人—AI协同如何重塑企业在创新网络中的地位和价值捕获方式。(5)未来研究应超越对单一层面结果的探讨,转向跨层次联动机制的探索,例如个体态度与行为如何通过团队互动影响组织层面结果。

第四,推进人—AI协同的边界条件研究。尽管现有研究从主体特征、任务情境特征和组织情境特征方面初步揭示了人—AI协同的边界条件,但整体较为零散。未来研究可以从以下方面展开:(1)在既有分类框架下进一步拓展变量,例如在主体特征方面引入自我效能感、大五人格特征等;在任务情境特征方面考察结构化程度、任务依赖性等,在组织情境特征方面关注数据治理等因素。(2)现有研究多考察单一边界条件的调节作用,而较少关注不同边界条件在人—AI协同中的联合作用。未来研究可进一步关注不同边界条件之间的交互效应,如自我核心评价与AI熟练度、任务不确定性与组织创新氛围。(3)突破既有分类,探索新的边界条件类型。未来研究可引入行业类型、制度环境等宏观情境变量。此外,现有边界条件研究主要聚焦于who和where等问题,而忽视了时间维度的作用,未来的研究可进一步引入时间性边界条件,从组织生命周期、数字化转型阶段差异出发,探讨时间性边界条件对人—AI协同的形成与发挥作用的调节作用。(4)现有研究的调节分析多集中于对“人—AI协同→结果”关系的影响,而相

对忽视其在“前因→人—AI协同”关系中的调节作用。未来研究可探讨在不同主体、情境等条件下, AI特征、领导力、组织战略等前因因素如何更容易转化为有效的人—AI协同, 从而深化对人—AI协同形成机制的理解。(5) 现有边界条件研究较少探讨不同边界条件如何改变人—AI协同的过程机制, 未来研究可进一步揭示不同情境下人—AI协同机制差异, 如高复杂性任务情境、高数字成熟度组织情境等。

第五, 丰富人—AI协同的数据来源、研究方法。当前, 人—AI协同研究处于发展阶段, 研究成果多为概念性探讨与实验法 (Mancuso等, 2025; Fügener等, 2026), 辅以问卷调查、案例分析、仿真研究以及二手数据研究 (Chowdhury等, 2022; 吴小龙等, 2023; Wu等, 2025c)。根据现有研究存在的不足, 本文提出如下建议: (1) 在数据来源方面, 除问卷数据、二手数据以外, 可以搜集人—AI交互日志、在线平台行为数据等。(2) 针对不同实证研究结论之间不一致的问题, 随着相关研究成果的积累, 未来可采用元分析方法以整合实证研究结论, 并深入探究出现异质性的原因 (Vaccaro等, 2024)。(3) 人—AI协同受到多种要素的共同作用, 未来的研究可以结合组态理论和QCA研究方法, 探讨多因素驱动下人—AI协同的不同组态路径。(4) 重视混合研究方法的应用, 通过定量与定性研究设计的结合, 弥补单一方法的局限性, 为人—AI协同提供更全面的知识结构。

主要参考文献

- [1] 韩明燕, 赵静幽, 李志. 员工—AI合作与越轨创新: 一个被调节的双路径模型[J]. 外国经济与管理, 2024, 46(10): 89-104.
- [2] 黄炎一, 刘智强, 杨静. 人智协同对创意产业工作者的极化影响[J]. 中国工业经济, 2025, (1): 156-173.
- [3] 李浩, 宋芳柏, 郭春红. 人类与生成式AI协同对团队创新绩效的影响——基于知识经纪的视角[J]. 研究与发展管理, 2025, 37(3): 27-39.
- [4] 刘洪伟, 谭敏. 人工智能对新能源汽车产业新质生产力的影响研究[J]. 科研管理, 2025, 46(12): 33-44.
- [5] 罗映宇, 朱国玮, 钱无忌, 等. 人工智能时代的算法厌恶: 研究框架与未来展望[J]. 管理世界, 2023, 39(10): 205-227.
- [6] 马鸿佳, 肖彬, 韩姝婷. 创业领域动态能力研究综述——基于LDA主题模型[J]. 南开管理评论, 2025, 28(1): 163-174.
- [7] 戚聿东, 徐凯歌. 技术革命、生产方式变革与企业组织结构调整[J]. 管理世界, 2024, 40(10): 1-15, 35.
- [8] 孙青, 马鸿佳, 王春蕾. 数字平台能力实证研究现状评析与未来展望[J]. 外国经济与管理, 2025, 47(10): 98-115.
- [9] 田佳宁, 罗瑾琨. 从工具到共济: 人-AI协作关系的构建及动态演变过程研究[J]. 管理世界, 2025, 41(12): 179-197, 11.
- [10] 吴小龙, 肖静华, 吴记. 当创意遇到智能: 人与AI协同的产品创新案例研究[J]. 管理世界, 2023, 39(5): 112-126, 144, 8.
- [11] 许晖, 王泽鹏, 杨金东. 从人机冲突走向人机融合: 知识编排视角下制造型企业的人机关系重塑[J]. 中国工业经济, 2024, (4): 170-188.
- [12] Amabile T M. Creativity, artificial intelligence, and a world of surprises[J]. Academy of Management Discoveries, 2020, 6(3): 351-354.
- [13] Baird A, Maruping L M. The next generation of research on IS use: A theoretical framework of delegation to and from agentic IS artifacts[J]. MIS Quarterly, 2021, 45(1): 315-341.
- [14] Benbya H, Strich F, Tamm T. Navigating generative artificial intelligence promises and perils for knowledge and creative work[J]. Journal of the Association for Information Systems, 2024, 25(1): 23-36.
- [15] Bendoly E, Bharadwaj A, Bharadwaj S. Complementary drivers of new product development performance: Cross-functional coordination, information system capability, and intelligence quality[J]. Production and Operations Management, 2012, 21(4): 653-667.
- [16] Bouschery S G, Blazevic V, Piller F T. Augmenting human innovation teams with artificial intelligence: Exploring transformer-based language models[J]. Journal of Product Innovation Management, 2023, 40(2): 139-153.
- [17] Cady S H, Willing J G, Cady D A. The AI imperative: On becoming quintessentially human[J]. The Journal of Applied Behavioral Science, 2024, 60(4): 721-731.

- [18]Chen A H, Lyu A R, Lu Y B. Member's performance in human-AI hybrid teams: A perspective of adaptability theory[J]. [Information Technology & People](#), 2026, 39(1): 157-177.
- [19]Chen A H, Xiang M Q, Wang M Y, et al. Harmony in intelligent hybrid teams: The influence of the intellectual ability of artificial intelligence on human members' reactions[J]. [Information Technology & People](#), 2023, 36(7): 2826-2846.
- [20]Chen S X, Ren Z Q, Yu X K, et al. A dynamic model of evolutionary knowledge and capabilities based on human-machine interaction in smart manufactures[J]. [Computational Intelligence and Neuroscience](#), 2022, 2022(1): 8584888.
- [21]Chen Z N, Chan J. Large language model in creative work: The role of collaboration modality and user expertise[J]. [Management Science](#), 2024, 70(12): 9101-9117.
- [22]Chowdhury S, Budhwar P, Dey P K, et al. AI-employee collaboration and business performance: Integrating knowledge-based view, socio-technical systems and organisational socialisation framework[J]. [Journal of Business Research](#), 2022, 144: 31-49.
- [23]Chu W Y, Baxter D, Liu Y. Exploring the impacts of generative AI on artistic innovation routines[J]. [Technovation](#), 2025, 143: 103209.
- [24]Costa C, Ghosh S. Empowering customer service with generative AI: Enhancing agent performance while navigating challenges[J]. [Information Research: An International Electronic Journal](#), 2025, 30(iConf): 150-158.
- [25]Danatzis I, Field J M, Subramony M. Creating human-technology synergies at the organizational frontlines[J]. [Journal of Business Research](#), 2025, 200: 115562.
- [26]Deng Z H, Song D, Evans R. Can we trust AI? Exploring the effect of estimated accuracy and the actual performance of AI systems on Human-AI collaboration[J]. [Journal of Electronic Commerce Research](#), 2025, 26(3): 170-193.
- [27]Eisenreich A, Just J, Gimenez-Jimenez D, et al. Revolution or inflated expectations? Exploring the impact of generative AI on ideation in a practical sustainability context[J]. [Technovation](#), 2024, 138: 103123.
- [28]Fiore S M, Rosen M A, Smith-Jentsch K A, et al. Toward an understanding of macrocognition in teams: Predicting processes in complex collaborative contexts[J]. [Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society](#), 2010, 52(2): 203-224.
- [29]Fügener A, Grahl J, Gupta A, et al. Cognitive challenges in human-artificial intelligence collaboration: Investigating the path toward productive delegation[J]. [Information Systems Research](#), 2022, 33(2): 678-696.
- [30]Fügener A, Walzner D D, Gupta A. Roles of artificial intelligence in collaboration with humans: Automation, augmentation, and the future of work[J]. [Management Science](#), 2026, 72(1): 538-557.
- [31]Glikson E, Woolley A W. Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research[J]. [Academy of Management Annals](#), 2020, 14(2): 627-660.
- [32]Haefner N, Wincent J, Parida V, et al. Artificial intelligence and innovation management: A review, framework, and research agenda[J]. [Technological Forecasting and Social Change](#), 2021, 162: 120392.
- [33]Haesevoets T, De Cremer D, Dierckx K, et al. Human-machine collaboration in managerial decision making[J]. [Computers in Human Behavior](#), 2021, 119: 106730.
- [34]Hai S Y, Long T Y, Honora A, et al. The dark side of employee-generative AI collaboration in the workplace: An investigation on work alienation and employee expediency[J]. [International Journal of Information Management](#), 2025, 83: 102905.
- [35]Hannigan T R, Haans R F J, Vakili K, et al. Topic modeling in management research: Rendering new theory from textual data[J]. [Academy of Management Annals](#), 2019, 13(2): 586-632.
- [36]Hao X Y, Demir E, Eysers D. Exploring collaborative decision-making: A quasi-experimental study of human and Generative AI interaction[J]. [Technology in Society](#), 2024, 78: 102662.
- [37]Hao X Y, Demir E, Eysers D. Beyond human-in-the-loop: Sensemaking between artificial intelligence and human intelligence collaboration[J]. [Sustainable Futures](#), 2025, 10: 101152.
- [38]Heyder T, Passlack N, Posegga O. Ethical management of Human-AI interaction: Theory development review[J]. [The Journal of Strategic Information Systems](#), 2023, 32(3): 101772.
- [39]Hillebrand L, Raisch S, Schad J. Managing with artificial intelligence: An integrative framework[J]. [Academy of Management](#)

- Annals*, 2025, 19(1): 343-375.
- [40]Hossain S, Fernando M, Akter S. Digital leadership: Towards a dynamic managerial capability perspective of artificial intelligence-driven leader capabilities[J]. *Journal of Leadership & Organizational Studies*, 2025, 32(2): 189-208.
- [41]Hoßbach C, Isaksen S G. AI-augmented approaches to creative problem-solving: A metacognitive perspective[J]. *Creativity and Innovation Management*, 2025, 34(4): 854-869.
- [42]Jarrahi M H, Askay D, Eshraghi A, et al. Artificial intelligence and knowledge management: A partnership between human and AI[J]. *Business Horizons*, 2023, 66(1): 87-99.
- [43]Jia N, Luo X M, Fang Z, et al. When and how artificial intelligence augments employee creativity[J]. *Academy of Management Journal*, 2024, 67(1): 5-32.
- [44]Just J, Ströhle T, Füller J, et al. AI-based novelty detection in crowdsourced idea spaces[J]. *Innovation*, 2024, 26(3): 359-386.
- [45]Keppeler F, Borchert J, Pedersen M J, et al. How ensembling AI and public managers improves decision-making[J]. *Journal of Public Administration Research and Theory*, 2025, 35(3): 261-276.
- [46]Kolbjørnsrud V. Designing the intelligent organization: Six principles for Human-AI collaboration[J]. *California Management Review*, 2024, 66(2): 44-64.
- [47]Krakowski S, Luger J, Raisch S. Artificial intelligence and the changing sources of competitive advantage[J]. *Strategic Management Journal*, 2023, 44(6): 1425-1452.
- [48]Lebuda I, Benedek M. A systematic framework of creative metacognition[J]. *Physics of Life Reviews*, 2023, 46: 161-181.
- [49]Li J M, Wu T J, Wu Y J, et al. Systematic literature review of human-machine collaboration in organizations using bibliometric analysis[J]. *Management Decision*, 2023, 61(10): 2920-2944.
- [50]Li J M, Zhang L X, Mao M Y. How does Human-AI interaction affect employees' workplace procrastination?[J]. *Technological Forecasting and Social Change*, 2025, 212: 123951.
- [51]Liao C C, Wen X, Li S, et al. How effective is AI augmentation in human-AI collaboration? Evidence from a field experiment[J]. *Information Technology & People*, 2024, 37(7): 2357-2389.
- [52]Liao S L, Lin L, Chen Q. Research on the acceptance of collaborative robots for the industry 5.0 era--The mediating effect of perceived competence and the moderating effect of robot use self-efficacy[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2023, 95: 103455.
- [53]Lu T, Zhang Y J. $1 + 1 > 2$? Information, humans, and machines[J]. *Information Systems Research*, 2025, 36(1): 394-418.
- [54]Mancuso I, Petruzzelli A M, Panniello U, et al. The role of explainable artificial intelligence (XAI) in innovation processes: A knowledge management perspective[J]. *Technology in Society*, 2025, 82: 102909.
- [55]McNeese N J, Schelble B G, Canonico L B, et al. Who/what is my teammate? Team composition considerations in human-AI teaming[J]. *IEEE Transactions on Human-Machine Systems*, 2021, 51(4): 288-299.
- [56]Meng Q Q, Wu T J, Duan W Y, et al. Effects of employee-Artificial Intelligence (AI) collaboration on counterproductive work behaviors (CWBs): Leader emotional support as a moderator[J]. *Behavioral Sciences*, 2025, 15(5): 696.
- [57]Murray A, Rhymer J, Sirmon D G. Humans and technology: Forms of conjoined agency in organizations[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(3): 552-571.
- [58]Murtinu S, De Massis A. Artificial intelligence machines as relational nonhuman actors in entrepreneurial teams[J]. *Journal of Small Business Management*, 2025, 63(6): 2890-2916.
- [59]Ossadnik J, Muehlfeld K, Goerke L. Man or machine--or something in between? Social responses to voice assistants at work and their effects on job satisfaction[J]. *Computers in Human Behavior*, 2023, 149: 107919.
- [60]Passlack N, Hammerschmidt T, Posegga O. It was(n't) me: Vignette experiments on managers' responsibility attribution in AI-advised decision-making[J/OL]. *Behaviour & Information Technology*, 2024. <https://doi.org/10.1080/0144929X.2024.2431050>.
- [61]Puranam P. Human-AI collaborative decision-making as an organization design problem[J]. *Journal of Organization Design*, 2021, 10(2): 75-80.
- [62]Raees M, Meijerink I, Lykourantzou I, et al. From explainable to interactive AI: A literature review on current trends in

- Human-AI interaction[J]. [International Journal of Human-Computer Studies](#), 2024, 189: 103301.
- [63]Raisch S, Krakowski S. Artificial intelligence and management: The automation–augmentation paradox[J]. [Academy of Management Review](#), 2021, 46(1): 192-210.
- [64]Rajaram K, Tinguely P N. Generative artificial intelligence in small and medium enterprises: Navigating its promises and challenges[J]. [Business Horizons](#), 2024, 67(5): 629-648.
- [65]Raman R, Pattnaik D, Hughes L, et al. Unveiling the dynamics of AI applications: A review of reviews using scientometrics and BERTopic modeling[J]. [Journal of Innovation & Knowledge](#), 2024, 9(3): 100517.
- [66]Revilla E, Saenz M J, Seifert M, et al. Human–artificial intelligence collaboration in prediction: A field experiment in the retail industry[J]. [Journal of Management Information Systems](#), 2023, 40(4): 1071-1098.
- [67]Schelble B G, Flathmann C, Macdonald J P, et al. Modeling perceived information needs in Human-AI teams: Improving AI teammate utility and driving team cognition[J]. [Behaviour & Information Technology](#), 2025, 44(9): 2069-2092.
- [68]Schmutz J B, Outland N, Kerstan S, et al. AI-teaming: Redefining collaboration in the digital era[J]. [Current Opinion in Psychology](#), 2024, 58: 101837.
- [69]Simón C, Revilla E, Sáenz M J. Integrating AI in organizations for value creation through Human-AI teaming: A dynamic-capabilities approach[J]. [Journal of Business Research](#), 2024, 182: 114783.
- [70]Sturm T, Gerlach J P, Pumplun L, et al. Coordinating human and machine learning for effective organizational learning[J]. [MIS Quarterly](#), 2021, 45(3): 1581-1602.
- [71]Sullivan D M, Bendell B L. Help! Lonely at work: Managerial interventions to combat employee loneliness[J]. [Business Horizons](#), 2023, 66(5): 655-666.
- [72]Sun X, Song Y. Unlocking the Synergy: Increasing productivity through Human-AI collaboration in the industry 5.0 Era[J]. [Computers & Industrial Engineering](#), 2025, 200: 110657.
- [73]Tang P M, Koopman J, Yam K C, et al. The self-regulatory consequences of dependence on intelligent machines at work: Evidence from field and experimental studies[J]. [Human Resource Management](#), 2023, 62(5): 721-744.
- [74]Tao W, Zhang M Q, Liu Y C. Mastering delegation to artificial intelligence creative tools: The concept, dimensions, and development of a scale to measure cognitive outsourcing[J]. [Social Behavior and Personality: An International Journal](#), 2024, 52(12): 1-15.
- [75]Te'eni D, Yahav I, Zagalsky A, et al. Reciprocal human-machine learning: A theory and an instantiation for the case of message classification[J]. [Management Science](#), 2026, 72(1): 167-192.
- [76]Tekic Z, Fuller J. Managing innovation in the era of AI[J]. [Technology in Society](#), 2023, 73: 102254.
- [77]Vaccaro M, Almaatouq A, Malone T. When combinations of humans and AI are useful: A systematic review and meta-analysis[J]. [Nature Human Behaviour](#), 2024, 8(12): 2293-2303.
- [78]Wang W G, Gao G D, Agarwal R. Friend or foe? Teaming between artificial intelligence and workers with variation in experience[J]. [Management Science](#), 2024, 70(9): 5753-5775.
- [79]Wang W Q, Qiu L Y, Kim D, et al. Effects of rational and social appeals of online recommendation agents on cognition- and affect-based trust[J]. [Decision Support Systems](#), 2016, 86: 48-60.
- [80]Williams T A, Li J M, Zhao E Y. Entrepreneurial resourcefulness: Theoretical origins, integrative review, and research agenda[J]. [Journal of Management Studies](#), 2025, 62(7): 3220-3258.
- [81]Wu M, Tsai N E, Koh L Y, et al. Maritime AI socialisation: Exploring the impact of digital enablers on Human-AI collaboration and service and process innovation[J]. [Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review](#), 2025a, 197: 104053.
- [82]Wu T J, Zhang R X, Lin W P, et al. Hotel employee's behavioral change in human–robot collaboration: Investigating the dual path toward event strength[J]. [International Journal of Hospitality Management](#), 2025b, 130: 104248.
- [83]Wu T J, Zhang R X, Zhang Z Q. Navigating the human-artificial intelligence collaboration landscape: Impact on quality of work life and work engagement[J]. [Journal of Hospitality and Tourism Management](#), 2025c, 62: 276-283.
- [84]Xu J Q, Tang X F, Chang E C, et al. Working with AI: The impact of organizational intelligent service strategy on employees'

- perception of career achievement[J]. *Humanities and Social Sciences Communications*, 2024, 11(1): 895.
- [85]Zhang G L, Chong L, Kotovsky K, et al. Trust in an AI versus a Human teammate: The effects of teammate identity and performance on Human-AI cooperation[J]. *Computers in Human Behavior*, 2023, 139: 107536.
- [86]Zhang W Y, Zhang W, Daim T, et al. AI challenges conventional knowledge management: Light the way for reframing SECI model and Ba theory[J]. *Journal of Knowledge Management*, 2025, 29(5): 1618-1654.

Human–AI Collaboration

Ma Hongjia, Han Shuting

(*School of Business and Management, Jilin University, Changchun 130012, China*)

Abstract: In the context of the digital economy, artificial intelligence (AI) is deeply embedded in organizational processes, making human–AI collaboration an emerging issue of growing interest among both scholars and practitioners. However, existing research remains fragmented and lacks systematic integration. To address this gap, this paper analyzes 220 English-language articles on human–AI collaboration. Using the BERTopic topic model, it identifies 13 research topics and, in combination with manual coding and hierarchical clustering visualizations, synthesizes the literature into four major domains: conceptualization and components, antecedents, outcomes, and boundary conditions. Building on this classification, this paper further conducts a systematic review of both English- and Chinese-language studies to develop an integrative research framework for human–AI collaboration. On this basis, it outlines future research directions, including deepening the understanding of human–AI collaboration and elucidating the dynamic mechanisms among its components, extending research on antecedents and revealing the joint effects of multiple elements, broadening outcome dimensions and examining cross-level linkages among outcomes, advancing research on boundary conditions, and enriching data sources and research methods. By systematically organizing and integrating the existing literature, this paper aims to provide a solid knowledge base and useful reference for future research on human–AI collaboration.

Key words: AI; human–AI collaboration; topic model; systematic review

(责任编辑: 王雅丽)