

doi:10.19920/j.cnki.jmsc.2024.09.002

# 人与 AI 协同对组织学习的影响机制研究<sup>①</sup>

——探索与利用学习的视角

吴小龙<sup>1,2</sup>, 肖静华<sup>3\*</sup>, 吴 记<sup>3</sup>, 邓弘林<sup>4</sup>

(1. 中山大学商学院, 深圳 518000; 2. 中山大学·深圳创新创业与科技金融研究中心, 深圳 518000;  
3. 中山大学管理学院, 广州 510000; 4. 同济大学管理高等研究院, 上海 200000)

**摘要:** 人工智能(AI)的快速发展使人类不再是组织唯一的知识生成主体,如何通过人与 AI 的协同学习以适应数字经济的环境变化,成为当前和未来学界与业界的前沿议题。本研究聚焦人与 AI 协同的新型组织学习,探究 AI 的引入对组织学习的影响机制。基于多主体建模与仿真方法研究发现:首先, AI 的引入对组织学习具有显著影响。一方面会在 AI 的专业维度替代组织的利用式学习,另一方面会在 AI 的专业维度减少组织的探索式学习需求;其次, AI 的学习能力对组织知识水平的影响呈非线性特征。组织以利用式学习为主时,随着 AI 的学习能力增强,组织知识水平增长幅度会逐渐减缓;组织以探索式学习为主时,只有较高学习能力的 AI 才能提升组织的知识水平,但会减少组织成员知识的独特性;最后,环境的不确定程度对人与 AI 的协同学习具有显著影响。在高不确定的场景中,高学习能力 AI 与组织成员存在一定的互补效应,一方面, AI 快速产生高质量知识,另一方面,组织成员快速利用 AI 产生的知识并转化为组织惯例,以应对环境挑战。本研究突破人类是组织中唯一学习主体的隐含假设,通过仿真揭示人与 AI 协同对组织学习的影响机制,为推动数字经济时代的组织学习创新实践提供启示。

**关键词:** 人与 AI 协同; 组织学习; 人工智能; 仿真模拟

**中图分类号:** C931 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2024)09-0011-18

## 0 引言

国务院《新一代人工智能发展规划》明确提出“把人工智能发展放在国家战略层面系统布局、主动谋划”,而“大数据驱动知识学习、人机协同增强智能等成为 AI 发展重点”。人工智能(以下简称“AI”)基于算法从海量数据中自主学习生成知识,在推动企业构建新型组织结构和管理模式中发挥重要作用<sup>[1]</sup>。随着数据的积累和算力的增强, AI 的应用场景日益多样,突破了以往限制其作为学习主体的约束条件,逐步实现与人协同学习和工作<sup>[2]</sup>。最近, ChatGPT 的广泛应用充分展示了其主体特征。一方面, AI 能够基于数据学习

产生组织成员难以生成的知识内容,提升组织的知识水平<sup>[3]</sup>;另一方面,人也可以通过算法优化和数据更新提升 AI 的学习能力<sup>[4]</sup>。由此可见, AI 正在成为重构组织学习模式、推动组织学习变革的核心因素<sup>[1, 5, 6]</sup>。

探索式学习和利用式学习是组织学习的基础方式,也是组织知识形成的两条关键路径。探索式学习有助于组织寻求创新的解决方案,但可能会带来短期绩效的损失,利用式学习有更高的确定性和更快的回报速率,但却降低组织获取创新解决方案的可能,影响组织的长期竞争力。March 开创性地基于仿真的方法探讨组织在探索式和利用

① 收稿日期: 2023-02-01; 修订日期: 2024-05-28。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(72202244; 72032009; 72322020; 72071218; 72272109; 72132005)。

通讯作者: 肖静华(1968—), 女, 贵州安顺人, 博士, 教授, 博士生导师。Email: lnsxjh@mail.sysu.edu.cn

式学习中的平衡过程及组织知识的变化,为后续组织学习的仿真研究奠定基础<sup>[7]</sup>。然而,后续的研究尽管立足探索式和利用式学习分析视角,从组织结构、个体学习特征、知识变异性等角度考虑对模型进行优化<sup>[8-10]</sup>,但仍聚焦于以人为主体的组织学习研究,尚未关注AI作为学习主体带来的影响,研究结论也难以回答组织中人与AI协同如何影响组织学习的问题。

因此,人与AI如何有效协同提升组织知识水平仍亟待探索<sup>[11]</sup>。组织决策视角的人与AI协同研究指出,AI的引入可能会导致组织成员对AI的依赖,使组织成员丧失个体知识的独特性,削弱人与AI的互补价值<sup>[12]</sup>。长期来看,知识多样性的下降将导致群体决策绩效的降低<sup>[13,14]</sup>。但也有研究认为,AI有助于加速组织知识的获取,提升组织学习效率<sup>[15]</sup>。因此,对于人与AI协同效用的探讨存在不一致的结论。有学者聚焦人与AI协同的企业案例,从AI应用情境的角度归纳出人与AI协同的确定场景与不确定场景学习,分析了两类学习方式的特征与应用边界<sup>[16]</sup>。上述研究为本研究理解人与AI协同的组织学习奠定了基础,但研究结论难以直接用于解释人与AI协同学习的特征与规律<sup>[17]</sup>。一方面,上述研究假定组织中的AI具备相对稳定的学习能力,但组织中的AI学习能力会因组织拥有的数据质量与应用算法的变化而动态变化<sup>[17]</sup>;另一方面,对于不同环境下的人与AI协同学习规律,需要进一步的分析和探讨<sup>[16,18]</sup>。

AI是在不同场景中针对实践面临的问题,通过数据训练和算法构建以解决实践问题的技术形式,与人既存在互补也存在替代关系<sup>[19,20]</sup>。例如,在新药研发中,AI能够从药物研发大数据中发现规律,然后利用这些规律来作出预测或对新的数据进行分类,但原创性的新药研发仍是依赖人的创造和知识<sup>[21]</sup>。由此可见,要探析人与AI协同学习的特征与规律,需要考虑人与AI协同学习的场景应用特征。

为了回答人与AI如何有效协同学习的问题,本研究将从AI引入、AI学习能力及应用场景变化三个方面探讨AI对组织探索式学习和利用式学习影响的机制。本研究立足探索式和利用式学习视角探讨人与AI协同对组织学习的影响,一方

面有助于夯实本研究的理论基础,形成对现有文献分析框架的借鉴和拓展;另一方面,也有助于为后续探讨人与AI协同的组织学习研究提供新的分析框架和参考。

基于此,本研究将AI作为组织的学习主体纳入现有组织学习仿真模型<sup>[22]</sup>,扩展人类是组织中唯一学习者的关键假设<sup>[7,23]</sup>,通过仿真探究人与AI进行协同学习的机制,具体讨论以下三个问题。

- 1) AI的引入如何影响组织学习;
- 2) AI学习能力的变化如何影响组织的知识水平;
- 3) 组织场景不确定程度如何影响人与AI的协同学习。

本研究通过揭示不同场景中人与AI协同学习的特征与规律,为组织探索基于人与AI协同的新产品、新服务和新模式奠定基础,为推动数字经济时代组织合理分配资源、适应环境变化提供启示。本研究的研究创新包括以下三个方面。

- 1) 本研究将AI作为组织学习主体纳入仿真模型考量,基于仿真结论揭示AI与组织成员在探索式和利用式学习中互补和替代的协同规律。
- 2) 本研究刻画AI的学习能力概念,剖析学习能力变化对组织知识水平影响的内在机理,深化现有研究对人与AI协同过程的理解。
- 3) 本研究研究回应要加强不确定场景中人与AI协同学习研究的理论呼吁,探索场景的不确定程度对人与AI协同学习带来的影响,提出不确定场景中人与AI协同学习的仿真分析框架,深化对数字经济时代场景知识的理解。

## 1 文献回顾

组织学习始于经验,组织通过解释经验形成惯例来创造知识<sup>[6,17]</sup>。

组织惯例以规则、程序等方式形成独立于任何单个组织成员的集体组织知识<sup>[24]</sup>,助力组织构建可持续竞争优势,使组织学习成为组织的核心战略资产<sup>[25]</sup>。March<sup>[7]</sup>基于仿真模型开创性地探讨探索和利用两种不同的组织学习方式对组织知识的影响,探索式学习构建新的组织

惯例获取新知识,应对市场需求多变的动荡环境,而利用式学习可有效利用现有知识,提高企业运营效率<sup>[26, 27]</sup>。

本研究遵循现有组织学习数值仿真研究范式,从宏观抽象的角度关注组织成员间的协同学习,以及组织成员间相互学习对组织知识的影响<sup>[28]</sup>。

### 1.1 组织学习与组织知识

组织知识以组织成员的知识为基础,组织学习的长期有效性取决于组织知识的多样性<sup>[26]</sup>。March<sup>[7]</sup>构建仿真模型用于分析学习速度、人员流动和外部环境变动对组织知识水平的影响。研究表明,尽管在组织中快速传播达成共识的组织知识作用显著,但会阻碍组织中新知识的获取<sup>[29, 30]</sup>。与此不同,探索式学习虽然学习速度较慢,但有助于组织产生新的知识,维持组织知识多样性<sup>[26]</sup>。由此可见,组织通过促进对新想法的探索和实验来保持知识的多样性,但会带来不确定性,而利用则通过专注于对现有的知识来提升组织效率,从而加速知识的同质化<sup>[31]</sup>。平衡探索式学习和利用式学习是组织保持竞争优势的关键。过度探索会造成组织缺乏共识知识,难以构建特定领域的竞争力;过度利用则会导致组织成员倾向于利用和改进现有知识,而对风险较高的探索式学习呈现较为消极的态度,导致“学习近视”,影响组织长远发展<sup>[32]</sup>。

后续研究在此基础上基于组织适应性提升和人际交互两大核心主题继续探讨人际学习和隐性知识学习、外部环境的变动幅度及组织内成员的多样性程度等因素对组织学习的影响。

一方面是组织适应性提升视角。有研究聚焦不断适应外部环境的探索式学习,进一步将探索式学习分为无约束、组织约束和理性的自我约束3类探索式学习模式,仿真发现理性的自我约束探索式学习最有利于提升组织学习效果<sup>[33]</sup>。在此基础上,有研究从外部环境的变动幅度和人员流动两个因素对模型进行扩展,发现稳定的外部环境下,人员流动会降低组织知识水平。但若是外部环境变化,组织成员结构的稳定性容易造成知识趋同,形成组织刚性,降低组织知识水平。此时,组织成员变动有助于提供新的知识来源,提升组织知识水平<sup>[8, 9]</sup>。

另一方面是人际交互视角。从交互学习速度来看,环境稳定时过快的组织人际学习速度可能导致组织知识异质性过早降低,反而影响组织知识的吸收和增长;环境动荡时,组织的知识结构也会发生改变,此时交互学习速度的加快有助于提高组织成员的知识水平<sup>[28]</sup>。从交互结构来看,有研究聚焦组织中被半隔离的子群结构,发现组织内部子群结构面临的环境异质性越大,子群掌握的知识本地化程度也越高,从而影响子群间相互学习效果。此外,不同子群间也存在探索和利用的转换,例如,某些子群会利用其他子群探索出的实践方法和操作惯例<sup>[10]</sup>。

然而,上述研究均聚焦于以人为主体的组织成员间协同学习问题,未突破人是组织中唯一学习者这一关键假设<sup>[10, 33]</sup>。

### 1.2 信息技术对组织学习的影响

信息技术有助于加快企业组织学习速度,缩短组织学习周期,提升组织学习效率<sup>[34]</sup>。一方面,信息技术的互联性能显著提高组织成员检索信息的速度,使组织成员能快速获取所需信息并进行学习<sup>[35]</sup>。信息技术能够作为媒介,有效支持团队成员之间的信息交流,增加信息交换中思想的多样性和新颖性<sup>[36]</sup>。另一方面,信息技术的应用提高组织内知识分享的效率,为组织成员间便捷和高效的分享知识提供可靠的技术支持,提高个人分享和接纳知识的意愿<sup>[37]</sup>。

然而,尽管现有研究强调信息技术对组织学习的促进作用,但仍聚焦于将信息技术作为促进组织学习的工具<sup>[38, 39]</sup>,并未关注到AI技术已具备基于数据自主学习,并为组织产生新知识的潜力<sup>[15]</sup>。也有研究进一步探讨AI在组织中的学习作用,但着重于AI在具体任务上的表现,缺乏对AI作为组织主体对组织学习的影响探讨<sup>[32, 40]</sup>。

### 1.3 AI与组织学习

AI技术的快速进步不断激发AI改变组织知识和学习方式的潜力<sup>[15]</sup>。现有研究表明,AI可以通过发现已有数据分析方式看不见的模式,提供对现有问题的新见解<sup>[15]</sup>。现有研究主要探讨组织成员如何影响AI的学习。人对AI的数据输入和构建的算法模型是影响AI学习性能的关键<sup>[4]</sup>。一方面,组织成员通过初始参数设置及数据输入选择决定AI的初始学习条件;另一方面,

随着组织成员对于场景问题的认知发生变化,或者场景问题相关的专业领域技术进展更新组织成员的场景知识,也会推动组织成员进行 AI 的功能迭代,使得 AI 能更好地理解 and 解决场景问题<sup>[41]</sup>. 然而,组织成员对 AI 的迭代也存在两方面的问题,一是错误输入. 由于组织成员对场景问题的理解也可能出现偏差,因此不当的外部知识输入有可能导致算法的学习性能下降;二是成本过高. 从算法研究的角度,对算法和数据进行持续的迭代和更新是实现 AI 高学习能力的保障,但 AI 升级的过程伴随着高昂的成本,组织基于成本考虑并不一定会选择持续投入<sup>[4, 42]</sup>. 此外,算力的差异也会显著影响 AI 的学习能力,随着大语言模型的快速发展,算力逐步成为制约模型优化迭代的关键因素<sup>[32]</sup>. 尽管如此,由于算力由组织客观条件决定,难以受到人与 AI 协同的直接影响,因此本研究未将算力纳入仿真模型进行分析.

由此可知,组织中 AI 的学习能力是影响人与 AI 协同学习的关键因素<sup>[15]</sup>. AI 的初始学习能力取决于组织成员的初始设置,一方面基于现实场景需求明确要解决的场景问题,另一方面输入场景数据和根据场景问题选取相关算法(例如神经

网络模型、决策树模型等)<sup>[43]</sup>. 初始设置决定场景中的 AI 后续的学习能力. 具体而言,对 AI 进行设置的组织成员包括算法专业知识的数据科学家、软件工程师等,也包括具备场景专业知识的领域专家、资深员工,参与 AI 设计的组织成员专业知识能力越强,对场景问题刻画越准确,则相应 AI 的学习能力也会越强<sup>[44]</sup>. 反之,若设置 AI 初始参数的组织成员专业能力较差,在输入端进行质量较差的数据输入或者算法参数设置存在问题,则会导致 AI 在解决问题时出现偏差<sup>[15]</sup>. 在初始学习能力设定基础上,基于组织成员的算法优化和数据更新,实现 AI 学习能力的迭代提升<sup>[16]</sup>. 然而,现有研究缺乏对影响 AI 学习能力的因素进行刻画,也未进一步探究 AI 的差异化学习能力如何影响组织知识.

基于上述文献分析与本研究研究问题,构建人与 AI 协同学习对组织学习成效影响的机制分析图(如图 1 所示). 基于 March<sup>[7]</sup> 提出的经典组织学习数值模拟范式,进一步参考 Fang 等<sup>[28]</sup> 的拓展模型思路,引入 AI 这一新的学习主体,立足上述人与 AI 协同学习流程,本研究对人与 AI 协同学习的特征与规律展开具体探讨.

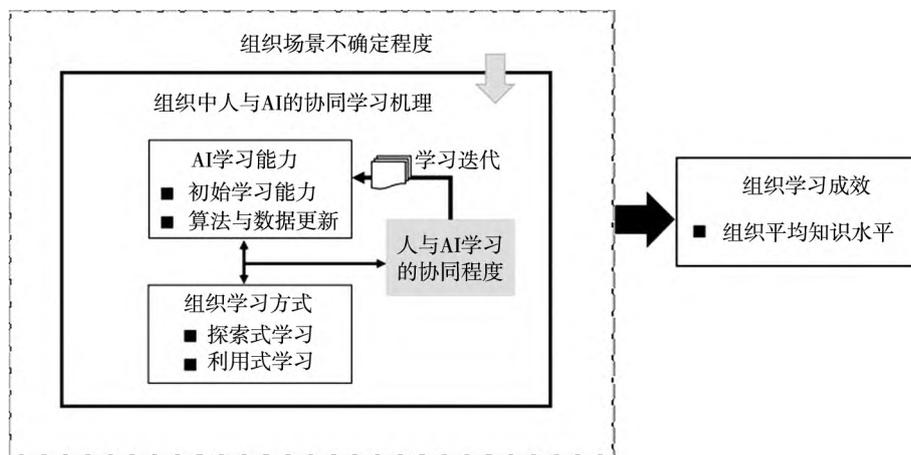


图 1 人与 AI 协同学习对组织学习成效影响机制

Fig. 1 The mechanism of human and AI collaborative learning to organizational learning effectiveness

## 2 基于多智能体的仿真方法

### 2.1 多智能体仿真

本研究提出的理论模型实质上是一个包含多个组织成员与 AI 的复杂系统,不仅涉及 AI 与组织成员之间的学习互动,而且还包括组织成员、AI

与组织场景之间的知识流动过程,需要进行多主体互动模型分析. 多智能体仿真方法适用于复杂系统建模,其中智能体是具备独立环境反应能力的个体,多智能体系统是多个智能体组成的集合. 学者们日益发现基于多智能体仿真在研究复杂组织方面具有较大优势,尤其适用于解决多层次问题,能描述复杂系统动态演化行为<sup>[45]</sup>. 有学者基

于多智能体仿真方法,分析领导个人学习对组织学习成效的影响<sup>[14]</sup>,为本研究分析人与AI协同的学习提供借鉴。

据此,本研究基于多智能体仿真方法建立人与AI互动学习系统,探讨AI的加入以及AI学习能力的变化对组织知识水平的影响,也探讨组织场景不确定性对人与AI协同的组织知识水平影响。在具体实现方面,基于R语言编程设定组织代理(agent),根据不同的学习规则代理进行不同的学习行动,探究微观个体的行为与宏观组织之间的联系,通过组织中代理学习参数的改变探索代理的学习特征和行为相互影响的机制。

## 2.2 仿真模型的设置与拓展

March<sup>[7]</sup>在探讨探索式学习和利用式学习之间的辩证关系时构建了一个多智能体仿真模型。此经典模型可以概括为以下4个方面。

1)组织环境是独立于组织准则和组织成员的个人信念的客观存在,是衡量组织整体及其个体成员知识水平的基准。组织环境由一个 $m$ 维向量表示,每一维被初始随机赋值为1或-1,并且组织环境向量一旦被赋值后则在后续仿真过程中不再发生改变。

2)每名组织成员均持有能正确或错误反映组织环境的知识向量。组织中包含 $n$ 名成员,每名成员均具有与 $m$ 维组织环境向量中每一维度相对应的个人信念,由1、0和-1表示。其中1和-1表示个人对环境的判断,0表示个人暂时无法对环境做出判断。组织成员知识向量中的每一信念维度被初始随机赋值为1、0和-1。

3)组织成员通过向组织准则学习来更新知识向量中的每一个信念维度。组织准则同样是一个 $m$ 维向量,反映了组织所推崇的信念和实践。在每一个周期内,个人以某一概率向组织准则学习。个人向组织准则学习的概率反映了组织准则在组织内社会化的程度。当组织准则向量中的某一维度为0时,个人信念不受其影响。

4)组织准则持续更新以反映组织中高绩效个体成员的占优信念。 $m$ 维组织准则向量初始全部赋值为0。每一周期结束后,组织首先识别出知识水平高于组织准则的个体成员。随后,组织识别出这些高知识成员每一信念维度上最广泛持有的是1还是-1。最后,组织以某一概率将组织准则

的每一维度更新为这一占优信念。组织准则的更新概率反映了组织准则对组织内最佳实践的內化程度。

据此,本研究基于现有文献基础,分别刻画组织成员的个人知识表征形式和组织间个体相互学习的表征形式。

1)刻画组织成员的个人知识水平。组织的个人知识水平是指个人知识向量与组织环境向量的一致程度<sup>[7, 23, 28]</sup>。March<sup>[7]</sup>的模型中使用了一个线性函数来对此进行评价

$$IK_i = \sum_{j=1}^m (e_j)$$

其中,当个人知识向量和组织环境向量在某一维度上相同时 $e_j$ 等于1,否则 $e_j$ 等于0。也就是说, March<sup>[7]</sup>模型中向量的各维度之间相互独立,某一维度正确与否不会影响到其他维度对整体知识水平的贡献。而且,问题复杂性仅由维度数目 $m$ 决定, $m$ 越大则组织所面临的问题越复杂。据此,本研究将个人知识水平表征形式设置为

$$IK_i = \sum_{j=1}^m (b_j^i \cdot e_j)$$

2)刻画组织间个体相互学习。组织成员间个体相互学习表征形式源自于组织学习仿真研究中普遍采用的表征形式。具体而言, March<sup>[7]</sup>的模型强调了个体和组织准则之间的相互学习,但却没有考虑个体之间的直接相互学习,在这种条件下组织准则等同于个体之间学习的中介。Miller等<sup>[33]</sup>在March<sup>[7]</sup>模型中补充了个体之间的直接相互学习。本研究遵循这一做法,借鉴赵晨等<sup>[14]</sup>的个人知识水平表征思路,并将个体学习推广至组织员工和AI这两个层次,允许组织员工之间、组织员工与AI之间能够直接进行相互学习,以此确定本研究个人知识水平的表征形式。

在此基础上,针对本研究提出的研究问题,对现有的模型进行如下3方面拓展。

1)刻画AI的学习特征,将AI加入现有模型。AI具有场景专家特征,只在特定领域发挥作用,在跨领域的场景中难以产生影响。因此本研究假定组织成员的社会学习特征是的学习维度涵盖客观环境的各个方面,而AI只能刻画环境的单一维度。组织中除了 $n$ 个人类学习者,还有 $o$ 个AI学习者,每个AI具备不同的功能,也就是表征现实

世界中的不同维度.也就是说,每个 AI 的信念表示为  $m$  维向量,但除了 AI 专业维度的向量,其他维度向量值均为 0,而专业维度向量值为 1 或 -1,可随时间变化<sup>[48]</sup>.

2) 刻画 AI 在组织中的学习方式. AI 根据算法和数据解决客观世界存在的问题.因此,借鉴组织成员的学习方式表达思路<sup>[7]</sup>,将 AI 通过学习改变信念以正确的方式反映客观世界维度的概率为  $q_{AI}$ ,以不正确的方式反映客观世界维度的概率为  $1 - q_{AI}$ ,其中  $q_{AI}$  表征 AI 的学习能力.

3) 刻画 AI 的学习能力. AI 的学习能力  $q_{AI}$  由 AI 的初始学习能力  $q_s$  和协同度  $I$  共同确定.本研究借鉴 Sturm 等<sup>[48]</sup>对 AI 能力的表征形式,将 AI 的学习能力表征为  $q_{AI} = \frac{1}{1 + e^{(-L \times I + B)}}$ .其中,  $B = \frac{\ln(1 - q_s)}{q_s}$ ,  $L$  是表征 AI 与组织成员正确知识一致性的参数.在模拟的每个阶段,组织成员对 AI 的专业维度信念与客观世界向量中的值越匹配,则组织成员对 AI 的学习能力影响就越大,反之则越小.仿真过程中, AI 在每个时间的每个信念维度,组织准则会以  $p_3$  的概率转换为 AI 在该维度的信念,  $p_3$  表征 AI 产生的知识对组织知识影响的有效性.

AI 是在场景中针对实践中的现实问题,通过数据训练和算法构建相结合,进而解决实践问题的技术形式<sup>[11]</sup>.由此可知,影响 AI 学习能力的关键在于输入的数据和构建的算法,用以表征现实世界的问题及解决问题的方式.数据质量决定 AI 反映现实场景的精度,若数据质量不佳,则不能很好地反映现实场景中的问题<sup>[43]</sup>;算法是 AI 学习的核心,其中算法的具体参数设置是 AI 能否有效解决现实场景问题的关键<sup>[16]</sup>.组织成员的初始设置确定 AI 的初始学习能力,随着组织成员对于场景问题的认知发生变化,或者场景问题相关的专业领域技术进展更新组织成员的场景知识,也会推动人与 AI 的协同系数提升,使得 AI 能更好地理解 and 解决场景问题.因此, AI 初始学习能力、组织成员与 AI 协同系数、AI 的学习维度决定了 AI 的学习能力.在此基础上,本研究借鉴现有文献的分析思路<sup>[48]</sup>,将 AI 的学习能力确定为  $q_{AI} =$

$$\frac{1}{1 + e^{(-L \times I + B)}}$$

基于本研究的扩展假设,组织中存在着两个潜在的知识来源,组织成员可以从组织准则中学习,或者基于外部刺激生成新的信念.组织既能以  $p_2$  的学习率向组织成员学习,也能以  $p_3$  的学习率向 AI 学习(若在该维度上存在 AI),二者的选择概率一致(0.5).组织成员向组织学习的速度、组织向组织成员或者 AI 学习的速度,其区间均为 0 到 1 之间,这有助于在模型中控制学习速度参数的影响,并且也可以通过不同的数值设置,体现出学习速度的差异.

### 2.3 人与 AI 协同的组织学习仿真模型构建

本研究在有限理性假设条件下构建人与 AI 协同的组织学习仿真模型,其中有限理性假设体现在组织成员以一定概率向组织或者 AI 学习,而不是必然向更高知识水平的主体学习.在仿真模型中,组织环境、组织准则、AI 和个人知识均由  $m$  维向量表示,  $m$  的初始值为 30.学习过程包括组织成员学习和 AI 学习两部分.仿真实验开展的具体步骤如下.

**步骤 1** 生成随机的环境参数,将 -1 和 1 的值随机放入环境的  $m$  维知识向量中.为组织成员随机生成  $m$  维知识向量,组织的各知识维度均为 0, AI 的初始知识维度也为 0;

客观环境的知识向量,  $e = e_1, e_2, e_3, \dots, e_m \in \{-1, 1\}$ .组织成员的个人知识向量,  $B^i = b_1^i, b_2^i, b_3^i, \dots, b_m^i, b_m^i \in \{-1, 0, 1\}$ . AI 的知识向量,  $A^i = 0, 0, 0, \dots, a_j^i, \dots, 0, a_j^i \in \{-1, 0, 1\}$ .

**步骤 2** 组织成员和 AI 学习外部环境知识.对于组织成员 A 来说,当其代表组织个体代理中的最高知识水平时,会在当前自身知识向量为 0 的维度中随机选择一个维度,并随机赋值为 1 或 -1,以此表示个人对环境的适应性探索;当存在一个比 A 知识水平更高的 B 时, A 知识向量的每一维度均以  $p_1$  的概率更新为 B 的对应维度上的知识;当存在两个或更多高知识水平者时, A 会执行如下占优原则:先逐一识别这些高知识水平个人  $m$  维知识向量中每一维上的占优知识(1, -1 或 0).如果某一维度上存在两个相同数目的占优知识,则任选其一.而后以  $p_1$  的概率采用每个维度上的占优知识,以此对自身知识向量进行更新.

组织成员个体的学习过程表征为  $B_{i,t} = B_{i,t-1} \cdot (1 - p_1) + SuperKN \cdot p_1$ , 其中  $B_{i,t-1}$  是  $t - 1$  个周期中第  $i$  个人的知识向量,  $B_{i,t}$  是  $t$  个周期中第  $i$  个人的知识向量, 而  $SuperKN$  为待学习的高水平知识向量,  $p_1$  为学习速度. AI 的学习表征为  $A_{i,t} = A_{i,t-1} \cdot (1 - q_i(L)) + SuperKN \cdot q_i(L)$ , 其中  $A_{i,t-1}$  是  $t - 1$  个周期中第  $i$  个 AI 的知识向量,  $A_{i,t}$  是  $t$  个周期中第  $i$  个 AI 的知识向量, 而  $SuperKN$  为待学习的高水平知识向量,  $q_i(L)$  为 AI 的学习速度.

AI 的学习能力表征为  $q_{AI} = \frac{1}{1 + e^{(-L \times I + B)}}$ , 其中,  $B = \frac{\ln(1 - q_s)}{q_s}$ ,  $L$  是表征 AI 与组织成员正确知识一致性的参数, 等于在 AI 的专业知识维度上, 持有正确信念的组织成员数量减去持有错误信念的组织成员数量, 若持有正确信念的组织成员数量少于持有错误信念的组织成员数量, 则  $L$  等于 0;  $B$  的设置是为了实现当  $L$  等于 0 时, AI 的学习能力就是 AI 的初始学习能力. 由上式可知,  $L$  越高, 则 AI 的学习能力越强, 反之 AI 学习能力越弱.

组织成员的个人知识水平表征为  $IK_i = \sum_{j=1}^m (b_j^i \cdot e_j)$ , 组织中的 AI 知识水平表征为  $AK_i = \sum_{j=1}^m (a_j^i \cdot e_j)$ , 组织整体知识水平(个体知识水平的平均值)表征  $OK_i = \frac{1}{n+o} \left[ \sum_{\substack{0 \leq i \leq n \\ 0 < j \leq m}} (b_j^i \cdot e_j) + \sum_{\substack{0 \leq i \leq o \\ 0 < j \leq m}} (a_j^i \cdot e_j) \right]$ . 组织的个人知识水平是指个人知识向量与组织环境向量的一致程度<sup>[33, 47]</sup>. March<sup>[7]</sup> 的模型中使用了一个线性函数来对此进行评价:  $IK_i = \sum_{j=1}^m (e_j)$ . 其中, 当个人知识向量和组织环境向量在某一维度上相同时  $e_j$  等于 0, 否则  $e_j$  等于 0. 也就是说, March<sup>[7]</sup> 模型中向量的各维度之间相互独立, 某一维度正确与否不会影响到其他维度对整体知识水平的贡献. 而且, 问题复杂性仅由维度数目  $m$  决定,  $m$  越大则组织所面临的问题越复杂. 据此, 本研究将个人知识水平表征形式设置为  $IK_i = \sum_{j=1}^m (b_j^i \cdot e_j)$ .

**步骤 3** 组织的整体知识水平提升, 既包括组织成员和 AI 向组织学, 也包括组织向高知识水平的组织成员学习或者向 AI 学习. 在每次仿真结束后测量组织的平均知识水平(即正确反映环境知识信念的百分比). 上述步骤构成完成的一次迭代循环, 重复迭代模拟次数为 80.

组织知识编码方式(向组织成员学习和向 AI 学习). 一是向组织成员学习  $OK_{i,t} = OK_{i,t-1} \cdot (1 - p_2) + NewOK_p \cdot p_2$ , 其中  $NewOK_p = O_1 O_2 O_3 \cdots O_s$ ,  $k$  为参与组织知识编码的个人数量,

$$O_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{j=1}^k b_i^j > 0, b_i^1 + b_i^2 + \cdots + b_i^k > 0 \\ 0, & \text{if } \sum_{j=1}^k b_i^j = 0, b_i^1 + b_i^2 + \cdots + b_i^k = 0 \\ -1, & \text{if } \sum_{j=1}^k b_i^j < 0, b_i^1 + b_i^2 + \cdots + b_i^k < 0 \end{cases} \quad (1)$$

二是向 AI 学习, 表征为  $OK_{i,t} = OK_{i,t-1} \cdot (1 - p_3) + NewOK_A \cdot p_3$ , 其中  $NewOK_A = O_1 O_2 O_3 \cdots O_s$ ,  $k$  为参与组织知识编码的个人数量

$$O_i = \begin{cases} 1, & \text{if } \sum_{j=1}^k a_i^j > 0, a_i^1 + a_i^2 + \cdots + a_i^k > 0 \\ 0, & \text{if } \sum_{j=1}^k a_i^j = 0, a_i^1 + a_i^2 + \cdots + a_i^k = 0 \\ -1, & \text{if } \sum_{j=1}^k a_i^j < 0, a_i^1 + a_i^2 + \cdots + a_i^k < 0 \end{cases} \quad (2)$$

### 2.4 仿真参数说明

本研究旨在探究人与 AI 协同的组织学习机制, 更清晰地刻画人与 AI 协同的价值创造规律. 因此, 组织成员、AI 和组织之间的知识交互速度、AI 学习能力等是本研究的重点分析变量.

1) 组织中的员工数量. 在组织学习模拟仿真的研究中, 组织员工数量的设置最早源自于 March<sup>[7]</sup> 文章中的仿真模型设计, 后续与组织学习有关的仿真研究均延续使用该参数设置<sup>[9, 10, 33]</sup>, 只是在具体参数数值上略有调整. 本研究遵循组织学习模型研究中的常规数量设置, 同时, 为了进行稳健性分析, 证实员工数量的变化不会对仿真趋势产生影响, 增加了 3 组稳健性分析参数值, 分别是与本研究设置接近的值, 本研究设置 2 倍的值与 3 倍的值;

2) 组织中的 AI 数量. 随着 AI 技术的快速发展, AI 开始作为组织中的智能主体与组织中的人类发生交互作用, 以促进组织知识的更新<sup>[17]</sup>. 据此, 开始有仿真研究刻画 AI 在组织中的数量和学习特征, 以进一步讨论 AI 对组织学习的影响<sup>[48]</sup>. 本研究根据现有文献中的 AI 设置方式进行参数设定<sup>[48]</sup>. AI 数量过少, 再加上 AI 起作用的是单一维度向量, 可能会导致 AI 的作用难以体现; 而 AI 的数量过多, 由于 AI 在单一维度的专业性, 可能会显著影响最终的学习结果. 因此, 本研究将 AI 设置为组织成员数量的三分之一左右, 既能体现出 AI 所起作用, 也不会过度影响最终的模型结果. 同样地, 本研究也增加三组 AI 的数量设置进行稳健性分析;

3) 环境、个人的知识信念维度数量. 本研究遵循组织学习仿真模拟研究中环境和组织员工的知识信念维度设置方式, 用向量的方式表征环境和组织员工对客观世界的刻画, 参数值与仿真稳健性分析值均遵循现有文献中的参数设置<sup>[33, 44, 47]</sup>;

4) 组织成员学习速度. 组织成员的学习速度设置源自于 March<sup>[7]</sup> 中的经典设定. 后续的组织学习仿真研究也沿用该设置方式<sup>[10, 33]</sup>. 其中,  $p_1$  值越小, 则组织进行更多的探索式学习,  $p_1$  值越大, 则组织进行更多的利用式学习. 因此, 本研究中 0.1 和 0.9 的设置是为了更好地对比探索式学习和利用式学习的差异化学习价值. 本研究的稳健性分析则是以 0.1 作为间隔, 分析 10 个不同学习速度之间的结果, 不同的学习速度其整体学习规律一致, 因此并未再进行其他参数设置;

5) 组织编码员工知识速度. 同样地, 本研究遵循现有文献中的参数设置<sup>[7, 9, 33]</sup>, 同样以 0.1 为间隔, 分析 10 个不同学习速度之间的结果, 不同的学习速度其整体学习规律一致;

6) 组织编码 AI 知识速度. 此处的设置借鉴组织编码员工知识速度的设置<sup>[7, 9, 33]</sup>, 表征组织吸收 AI 知识的有效性. 同样以 0.1 为间隔, 分析 10 个不同学习速度之间的结果, 不同的学习速度其整体学习规律一致;

7) 场景不确定程度. 本研究根据人与 AI 在场景中协同学习的特征, 用场景不确定程度表征人与 AI 协同的外部环境动荡性. 本研究遵循

Sturm 等<sup>[48]</sup>对 AI 使用场景的环境刻画方式进行本研究的场景不确定程度参数设置. 其中, 0 表征确定场景, 随着场景不确定程度的增加, 场景的不确定性会逐渐增大.

8) AI 的初始学习能力. AI 的初始学习能力 ( $q_s$ ) 是 AI 正确反映客观世界维度的概率, 取值范围为 0-1 之间, 因此, 遵从现有研究对组织成员学习能力的参数设置<sup>[48]</sup>, 分别设置 10 个 AI 的参数值范围, 观测 AI 初始学习能力带来的影响.

9) 组织成员与 AI 的协同度. 现有研究提出, 人对 AI 的数据输入和构建的算法模型是影响 AI 学习性能的关键<sup>[4]</sup>. 基于此, 本研究参照现有研究中组织成员重构 AI 学习的思路<sup>[48]</sup>, 将组织成员与 AI 的协同度定义为组织成员促进 AI 学习能力提升的作用. 因此, 协同度取值范围为 0 到 1 之间, 且协同度越高, 则组织成员对 AI 的学习能力正向促进作用越大.

10) AI 的学习能力. 组织成员的初始设置确定 AI 的初始学习能力, 随着组织成员对于场景问题的认知发生变化, 或者场景问题相关的专业领域技术进展更新组织成员的场景知识, 也会推动人与 AI 的协同系数提升, 使得 AI 能更好地理解 and 解决场景问题. 因此, AI 初始学习能力、组织成员与 AI 协同系数、AI 的学习维度决定了 AI 的学习能力. 本研究借鉴 Sturm 等<sup>[48]</sup>对 AI 能力的表征形式, 将 AI 的学习能力表征为  $q_{AI} = \frac{1}{1 + e^{(-Lx+B)}}$ . 其中,  $B = \frac{\ln(1 - q_s)}{q_s}$ ,  $L$  是表征 AI 与组织成员正确知识一致性的参数, 等于在 AI 的专业知识维度上, 持有正确信念的组织成员数量减去持有错误信念的组织成员数量, 若持有正确信念的组织成员数量少于持有错误信念的组织成员数量, 则  $L$  等于 0;  $B$  的设置是为了实现当  $L$  等于 0 时, AI 的学习能力就是 AI 的初始学习能力. 根据本研究的公式设置表征 AI 的学习能力, 分别选取不同的 AI 参数值, 观测 AI 学习能力带来的影响.

下表显示本研究的模型参数值设置, 参数设置均基于现有组织学习模拟研究中使用的参数值<sup>[7, 9, 10, 33, 46, 48]</sup>, 结合本研究的研究进行设置 (见表 1).

表 1 仿真过程参数

Table1 Simulation process parameters

参数	含义	参数值	仿真稳健性分析
$n$	组织中的员工数量	50	60、100、150
$o$	组织中的 AI 数量	15	20、30、40
$m$	环境、个人的知识信念维度数量	30	60、90、120
$p_1$	组织成员学习组织知识速度	0.1、0.9	0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8
$p_2$	组织学习组织成员知识速度	0.5	0.1、0.2、0.3、0.4、0.6、0.7、0.8、0.9
$p_3$	组织学习 AI 产生知识的速度	0.1、0.9	0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8
$p_{TB}$	组织场景不确定程度	0、0.1、0.5、0.9	0.1、4
$q_s$	AI 的初始学习能力	0.001、0.05、0.9	0.1、0.2、0.3、0.4、0.6、0.7、0.8、0.9
$l$	组织成员与 AI 的协同度	0.001、0.1、1	0.002、0.2、0.5
$q_t$	AI 的学习能力	0.5	0.1、0.2、0.3、0.4、0.6、0.7、0.8、0.9

### 3 仿真结果分析

上述模型主要从三方面对现有的组织学习模型进行拓展研究,一是在以人为学习主体的基础上,加入 AI 这一新的学习主体,探讨 AI 的引入对组织学习的影响;二是在模型中加入 AI 的学习能力变量,提炼人与 AI 协同学习的特征及二者相互影响的机理;三是考虑环境的不确定程度,探

究环境变化对人与 AI 协同的组织学习影响.据此,进行以下仿真结果分析.

#### 3.1 AI 引入对组织学习的影响

人与 AI 协同的组织学习探讨,第一步是剖析 AI 的加入对现有组织学习的影响.因此,首先分析 AI 这一新学习主体的引入对既有组织学习方式会产生何种影响.遵循现有的 AI 研究文献,这里将 AI 学习能力设置为 0.9(较高水平).具体结果如图 2、图 3 所示.

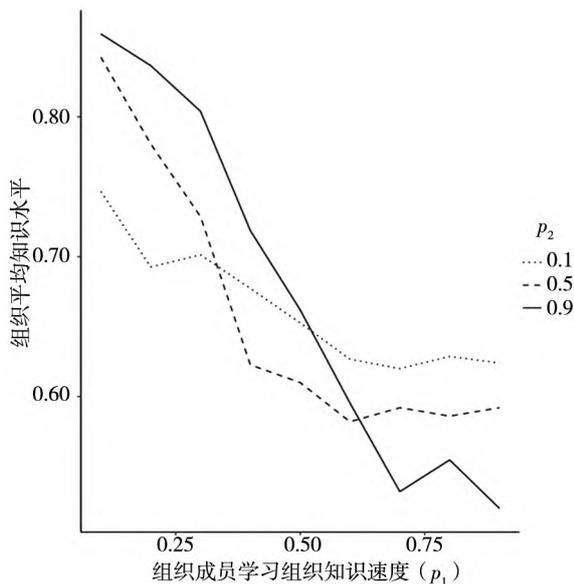


图 2 传统以人为主体的组织学习对组织知识的影响

Fig. 2 The influence of human-centered organizational learning on organizational knowledge in traditional situations

注： $p_1$  越大表示组织成员越倾向于利用式学习， $p_1$  越小表示组织成员越倾向于探索式学习； $p_2$  表示组织向组织成员的概率，即学习速度。

由图 2 可知,在以人为主体的组织学习中,在组织的均衡状态下,探索式学习(低  $p_1$ )比利用式学习(高  $p_1$ )达到的平均知识水平更高.当组织快

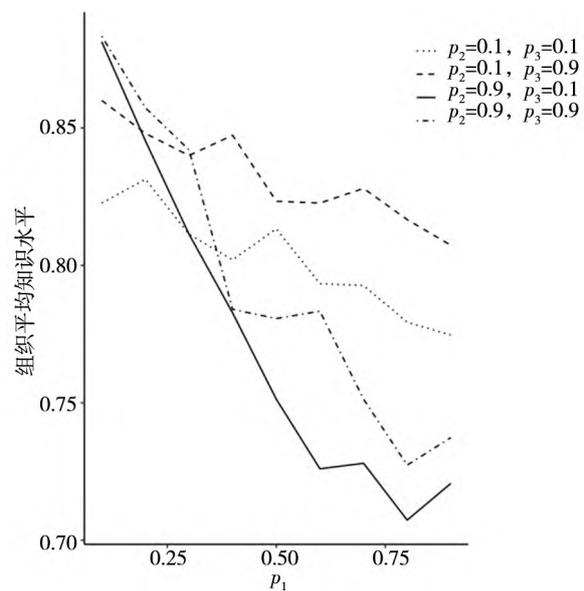


图 3 人与 AI 协同学习对组织知识的影响

Fig. 3 The influence of human and AI collaborative learning on organizational knowledge

速向组织中的成员学习时,如组织成员进行更多的探索式学习,则组织能达到更高的平均知识水平;而组织成员进行更多的利用式学习,则会导致组织的

平均知识水平降低.这是由于利用式学习并未产生新的知识,因此,如组织快速学习个体通过利用式学习获得的知识,会影响组织的平均知识水平.

本研究在该模型基础上加入 AI 这一新的组织学习成员,如图 3 所示.当组织成员进行探索式学习时,相较没有 AI 的探索式学习,其与组织成员进行利用式学习的平均知识水平差距显著缩小.这一结果表明,由于 AI 可以生成新的知识,因此,可以在组织中扮演进行探索式学习的角色,基于数据分析为组织引入新的信息,会使组织在 AI 的专业维度上减少对探索式学习的需求.另一方面, AI 的加入使不同员工的学习速度对组织造成的长期知识差异变小,这也是由于 AI 具备引入新知识的能力,生成独立于现有知识体系的新知识,从而降低组织成员的探索诉求.本研究在进行企业调研时,也在实践中发现了类似现象,如某游戏公司的总监在访谈中提到:“AI 会根据算法对玩家进行评估,包括玩家的等级、之前的战绩、擅长的场景等因素,然后综合分析各个因素,给出匹配玩家等级与偏好的对战对手,这样的方式比之前的人工数据分析效率高很多,也让游戏设计师不用去试哪种因素会产生更好的效果,只要不断给 AI 数据, AI 就能从数据中找到规律.”同样的实践现象在智能广告公司和制造企业的智能工厂应用场景中也有出现.这意味着, AI 加入形成的新知识更新了组织成员的认知,但也降低组织成员的探索需求.同时,由于 AI 具有极高的学习效率,因此,在其专业维度上对组织的利用式学习形成显著的替代效应.

此外, AI 的加入不会影响组织知识变化趋势,但会影响组织最终的知识水平.在  $p_1$  和  $p_2$  保持不变的情况下,组织向 AI 学习的速度越快,则长期的组织知识水平越高.因此,即使在组织中有 AI 的加入,仍要建立组织的学习文化和试错文化,加强组织的知识更新,这样才能长期保持组织学习效率,提升组织竞争力.这一结论与现有研究一致,组织要善于激活员工的创造力,发挥员工的价值,促进组织成员积极学习 AI 产生的新知识<sup>[17]</sup>.在此过程中, AI 产生的知识与员工知识互动提升,从而使组织的整体知识水平不断提高.这一结论也在企业实践中得以验证.本研究调研的

四家 AI 企业负责人均指出,“AI 是否好用,本质上取决于企业能不能用好,也就是员工和 AI 之间是否能有效协同的问题”.由此可见,要用好 AI,建立学习型组织是核心基础.

综上所述,提出本研究第 1 个命题.

**命题 1** AI 的引入对组织学习具有显著影响.一方面,会在 AI 的专业维度替代组织的利用式学习;另一方面,会在 AI 的专业维度减少组织的探索式学习需求.

### 3.2 AI 学习能力对组织知识的影响

AI 的学习能力取决于 AI 的初始学习能力和组织中人与 AI 的协同度.组织中 AI 的学习能力越高,则产生高价值知识的概率越大,反之,学习能力越低,则产生高价值知识的概率越小.本研究设置不同的 AI 初始学习能力参数和协同度,分别探究初始学习能力差异与协同度差异影响组织学习的内在机理.基于数值仿真结果(参见图 4),本研究发现,当 AI 初始学习能力较低时,不同组织成员在组织中的学习速度 ( $p_1$ ) 差异造成的长期知识水平差异较大; AI 初始学习能力较高时,不同的组织成员在组织中的学习速度 ( $p_1$ ) 差异造成的长期知识水平差异较小.这一结果表明,当组织中的 AI 初始学习能力较低时,组织成员学习组织知识速度对组织长期知识的影响显著高于 AI 初始学习能力较高时的影响.

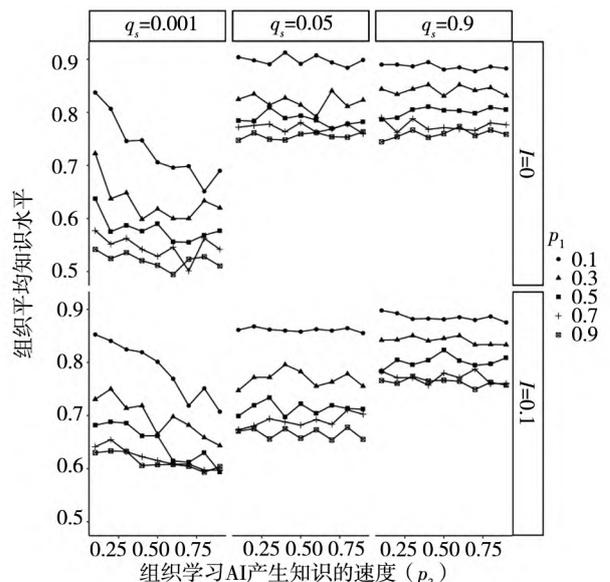


图 4 AI 学习能力对组织知识的影响

Fig. 4 The influence of AI learning ability on organizational knowledge

具体而言,当AI初始学习能力较低时,组织的知识水平随组织成员的学习速度提升,呈现逐步降低的趋势,即当组织探索式学习强度较大时( $p_1$ 较小),尽管组织的学习效率较低,但组织的未知知识量不断增加,因此,长期知识水平也较高。然而,随着探索式学习强度减小( $p_1$ 增大),组织的学习效率逐渐提升,但组织的未知知识量增加较少,因此,长期知识水平开始下降。然而,如组织以利用式学习为主( $p_1$ 较大),长期知识水平也会显著下降。由此可知,当组织中的AI初始学习能力较低时,组织需要加强探索式学习,发挥探索学习获取增量知识的优势。

当AI初始学习能力较高时,随着组织的探索式学习强度减小,组织的长期知识水平逐渐提升,且不同的探索式学习强度差异对最终的长期知识水平影响较小。这意味着较高初始学习能力的AI在组织中可以有效减少组织成员的探索式学习需求。此外,在AI的专业知识维度,组织往往倾向于遵从AI的判断,此时AI可以较好地替代该维度的利用式学习需求。由此可知,AI的学习能力提升对组织整体的知识水平有显著的促进作用。不仅如此,高初始学习能力的AI可以不断为组织带来新知识,从而缓解组织对员工进行探索式学习的需求。

AI存在能力的差异,当数据质量不佳,模型不能很好反映现实情况时,AI会带来较大偏误。因此,需要组织成员与AI协同,更新数据和算法模型。不同的协同度带来的影响也有差异,本研究假设协同度越大,组织的投入成本越高,AI的学习能力越强。如AI的初始学习能力较高,则组织中员工的学习行为会调节组织成员与AI的协同度对组织学习效率的影响。具体而言,当组织中员工以利用式学习为主时,初始能力较低的AI产生的知识会影响组织的知识水平,随着人与AI协同度的提升,AI的学习能力逐渐增强,会正向促进组织的知识水平提升,然而,当协同度较高时,协同度的提升对AI的学习能力影响会逐渐削弱。当组织成员以探索式学习为主时,初始学习能力较低的AI产生的知识会受到组织成员知识的挤出,

较难影响组织的知识水平,随着协同度提升,AI的学习能力逐步增强,逐渐为组织贡献新的知识。然而,只有较高的协同度才能促使AI产生有价值的新知识,提升组织的知识水平。

据此,提出本研究的第2个命题。

**命题2** AI的学习能力对组织知识水平的影响呈非线性特征。组织以利用式学习为主时,随着AI的学习能力增强,组织知识水平增长幅度会逐渐减缓;组织以探索式学习为主时,只有较高学习能力的AI才能提升组织的知识水平,但会减少组织成员知识的独特性。

### 3.3 组织场景的不确定程度对人与AI协同学习的影响

场景不确定性的核心特征是场景知识会随外部环境的变化而变化,因此,组织的知识会随外部场景知识的变动而产生起伏。例如,在智能投顾的场景中,由于股票市场不会遵循确定的规律运行,因此,常会出现投资策略失效的情况,就需要组织内的投资人员及时调整投资策略,不断更新AI的算法,以应对外部的变化<sup>[47]</sup>。在高不确定场景中,外部的知识维度随时间的变化发生改变的速度较快,因此,也会显著影响组织的学习效率。

图5反映当场景不确定程度发生变化时, $p_1$ 、 $p_2$ 和 $p_3$ 如何影响组织的长期知识水平,及具有不同初始学习能力的AI会产生什么样的价值。由上文分析可知,组织成员学习速度( $p_1$ )为0.1,组织编码员工知识的速度( $p_2$ )为0.9时,组织长期知识水平最高。因此,在图5中, $p_1$ 和 $p_2$ 的值固定为0.1和0.9,AI的学习能力值分别为0.1和0.9。

基于此,不确定场景在本研究模型中的刻画体现在场景不确定程度 $p_{TB}$ 这一参数的设置。在上述模型中,假定客观现实会发生变化(从1到-1或-1到1),则假定给定时间内其发生变化的概率为 $p_{TB}$ ,其他假设条件不变。场景不确定程度越高( $p_{TB}$ 越大),在相同时间内外部环境知识维度发生变化的概率越大。在March<sup>[7]</sup>的经典模型中,研究表明环境的不确定性会加速组织知识失效的速度,在此情况下组织可以通过人员流动

来补充新的知识内容,避免长期的知识水平下降. 与此不同,本研究加入 AI 这一可产生新知识的主体,因此,当组织处于高不确定场景中时,如何才能避免长期知识水平的下降,成为亟待探讨的问题,也是不确定场景中人与 AI 协同新型组织学习价值的核心议题.

本研究首先探讨当 AI 初始学习能力较低时,不确定程度变化对组织长期知识水平的影响. 现有研究结论表明,在以人为主体的组织学习中,当场景不确定程度较高时,组织要保持较高的知识水平,需要组织成员进行更多的探索式学习(低  $p_1$ ),而且组织需要快速向知识水平较高的成员学习(高  $p_2$ ),这一学习模式可实现组织知识的快速迭代和更新,有助于组织快速适应环境变化<sup>[7, 28]</sup>. 进一步地,当 AI 参与到组织学习中,会导致组织的学习策略发生相应变化. 如 AI 的初始学习能力较低,由前文 AI 学习能力的定义可知,此时 AI 容易产生错误的结果,如组织向 AI 学习的速度较快(高  $p_3$ ),会导致组织快速吸收错误的知识,降低组织的整体知识水平. 因此,组织中的 AI 初始学习能力较低时,组织向 AI 学习的速度越慢(低  $p_3$ ),组织的长期知识水平越高(见图 5).

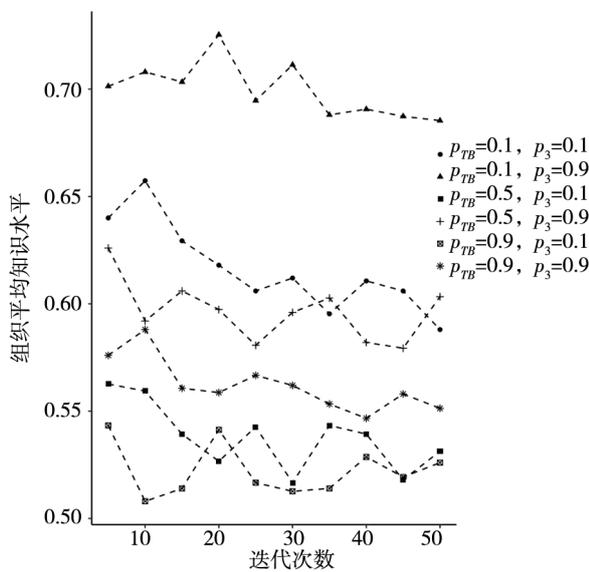


图 5 场景不确定程度对组织知识的影响

Fig. 5 The influence of scene uncertainty on organizational knowledge

基于上述分析,本研究聚焦高初始学习能力的 AI,探究高初始能力 AI 如何为提升组织的长

期知识水平创造价值. 由上述模型分析可知,高初始学习能力的 AI 能够快速产生较为正确的知识,此时,如组织能快速向 AI 学习(高  $p_3$ ),则会促进组织知识水平的提升. 因此,对于高初始学习能力的 AI,组织向 AI 学习的速度越快(高  $p_3$ ),组织的长期知识水平越高. 不仅如此,场景的不确定程度越高,则组织向 AI 学习的速度差异带来的学习绩效差距将会不断增大(见图 5).

上述结论也为现有研究提出的 AI 驱动的产品研发机制提供了理论解释<sup>[50, 51]</sup>. 具体而言,现有研究基于智能广告的企业实践,提出 AI 驱动的成长品概念,并阐述成长品具有发展方向难以预测、即时反馈和即时调整的主要特性<sup>[50]</sup>,但对 AI 驱动产品创新的内在机理尚未进行探析. 本研究研究发现,即时反馈和即时调整的实现基础就是企业中人与高初始能力 AI 的协同,如 AI 初始能力较低,就无法快速准确地进行分析和判断,可能导致预测出现偏误. 同样地,如组织成员不能快速吸收 AI 产生的新知识,进行认知更新和迭代,理解快速变化的市场,也可能导致绩效表现较差. 由此可知,组织必须通过即时反馈、即时调整的高速学习方式,才能匹配 AI 驱动的产品创新特征,这也是在成长品研发企业中需要配置高学习能力的 AI,并且 AI 必须与研发人员进行高效协同的核心原因.

总体而言,不确定程度较高场景中人与 AI 协同学习的价值实现,主要依赖于高学习能力的 AI 及组织快速学习转化 AI 产生的新知识. 本研究研究表明,只是引入 AI 这一新的学习主体并不足以驱动组织适应高不确定的外部环境,只有高学习能力的 AI 与组织成员高效协同,充分理解 AI 产生的新知识内容,才能促进组织知识水平提升,抵消高不确定场景带来的负面影响.

基于上述分析,提出本研究的第 3 个命题.

**命题 3** 在不确定程度较高的场景中,高学习能力 AI 与组织成员之间存在互补效应. 一方面, AI 基于数据和算法快速产生高质量的知识内容,另一方面,组织成员快速编码 AI 产生的新知识,并及时将知识转化为组织惯例,以此实现组织

知识水平提升,应对外部环境挑战。

### 3.4 仿真模型鲁棒性验证

一是保持其它参数不变的情况下,变换不同的迭代模拟次数,以验证模型中 AI 学习能力对组织知识影响的稳健性。其中图 6 为 50 次迭代,图 7 为 80 次迭代,图 8 为 100 次迭代。

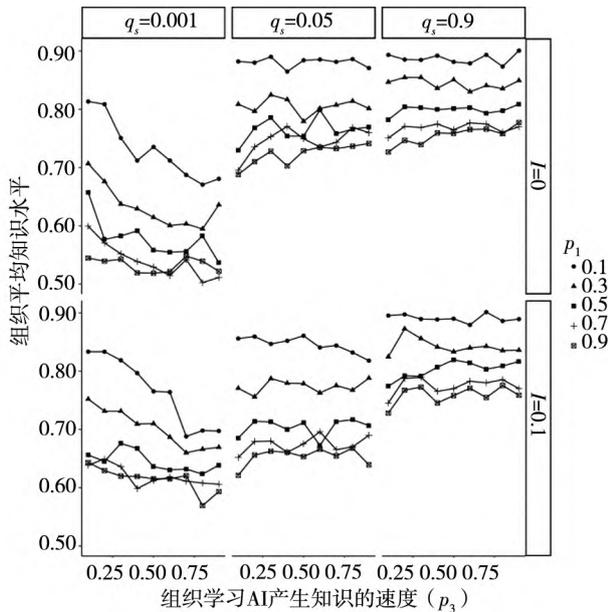


图 6 AI 学习能力对组织知识影响的稳健性验证(50 次迭代模拟)  
Fig. 6 Robustness verification of the influence of AI learning ability on organizational knowledge (50 iterations simulation)

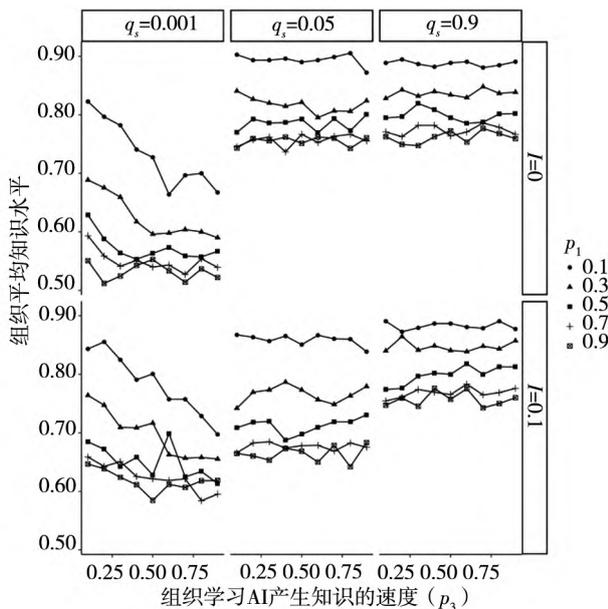


图 7 AI 学习能力对组织知识影响的稳健性验证(80 次迭代模拟)  
Fig. 7 Robustness verification of the influence of AI learning ability on organizational knowledge (80 iterations simulation)

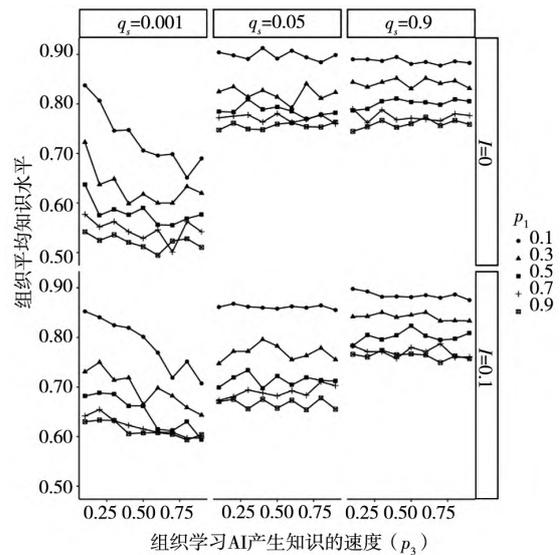


图 8 AI 学习能力对组织知识影响的稳健性验证(100 次迭代模拟)  
Fig. 8 Robustness verification of the influence of AI learning ability on organizational knowledge (100 iterations simulation)

二是当其它参数不变时,分析场景不确定程度对组织知识水平的影响,以及不同初始学习能力的 AI 对组织知识产生的影响。由本研究分析可知,组织成员学习速度( $p_1$ )为 0.1,组织编码员工知识的速度( $p_2$ )为 0.9 时,组织长期知识水平最高。因此,在图 9 中, $p_1$  和  $p_2$  的值固定为 0.1 和 0.9, AI 的学习能力值分别为 0.1 和 0.9。基于此,不确定场景在本研究模型中的刻画体现在场景不确定程度( $p_{TB}$ )这一参数的设置。由图 9 可见,当设定 AI 初始学习能力一致及场景不确定度一致时,组织的知识水平体现出一致的趋势,模型稳健性较好。

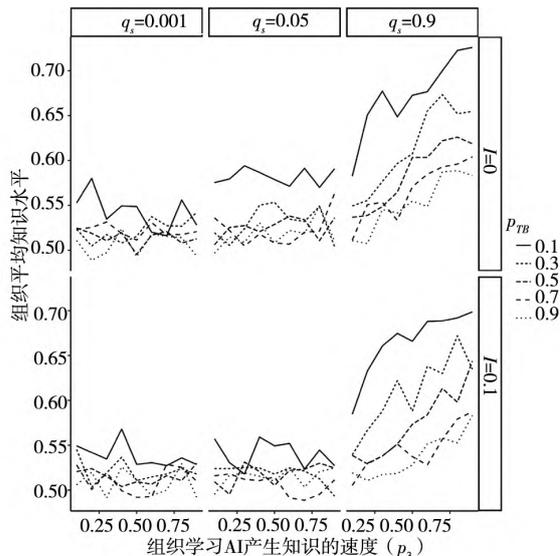


图 9 场景不确定度对组织知识影响的稳健性验证  
Fig. 9 Robustness verification of the influence of scene uncertainty on organizational knowledge

## 4 讨论与结论

AI已成为推动组织变革和竞争力提升的核心技术力量,人与AI如何协同学习成为当前组织管理中的重要议题<sup>[51,52]</sup>.本研究基于现有文献中组织学习仿真模拟研究结论,引入AI这一组织学习和产生新知识的成员,从三个维度解析AI的引入对组织带来的影响.

### 4.1 AI的引入对组织学习的影响

本研究基于仿真结论提出初始学习能力较高的AI对组织员工学习存在替代效应,揭示AI的学习能力对组织知识影响的规律.现有研究表明,AI具有自主学习能力,能成为组织中新的知识来源<sup>[15]</sup>.本研究通过数值模拟发现,当AI作为组织新的知识来源时,会降低组织内对于组织成员探索式学习的需求程度.具体而言,在快速变化、高度复杂和高不确定的场景中,组织知识的有效性周期显著缩短,而基于数据反馈的AI学习模式优势显著.因此,基于AI的新知识获取方式有助于组织降低探索成本,提升探索效率,以有效应对组织倾向于利用而非探索的自然趋势<sup>[29,32]</sup>.不仅如此,AI作为组织中的探索性知识来源,还为组织重新确立稀缺资源分配逻辑,进行新的组织分工提供理论依据.当AI在组织的探索性活动中能够扮演重要角色时(例如,在股票市场可以快速分析市场偏好和板块的变化趋势),有助于组织产生闲置资源,解放组织成员生产力,用于改进和提升AI性能(例如,获取更高质量的数据,从组织外部引入AI算法优化的专业知识).

### 4.2 AI学习能力对组织知识水平影响

本研究刻画AI的学习能力概念,剖析学习能力变化对组织知识水平影响的内在机理,深化现有研究对人与AI协同过程的理解.本研究引入组织成员与AI协同度的概念,其定义为组织成员对AI的迭代程度,协同度越高,则组织成员越能促进AI学习能力升级.具体而言,AI存在能力上的差异,当数据质量不佳,模型不能很好反映现实情况时,AI会带来较大偏误.因此,需要组织成员与AI协同,更新数据和算法.若AI的初始学习能力较高,则组织中员工的学习行为会调节协同度对组织学习效率的非线性影响.如果组织中员工以

利用式学习为主,则组织成员与AI协同学习对组织知识水平的影响会随着协同度的增加而减弱;当组织中员工以探索式学习为主时,只有较高的协同度才能促进组织知识水平的提升.由此可见,协同度的变化有赖于组织成员的知识输入,与现有研究侧重强调信息技术人员的价值不同<sup>[42]</sup>,本研究分析发现,对于AI应用场景有深刻理解的非技术人员也有助于协同度提升,增进AI对现实世界的理解,提升AI的学习能力.因此,人与AI协同的过程是AI、技术人员与领域专业人员之间协同迭代的过程<sup>[15]</sup>,领域专家的新知识和新见解有助于提升AI的学习能力<sup>[53]</sup>.

### 4.3 场景不确定程度对人与AI协同学习的影响

本研究研究呼应不确定场景中人与AI协同有助于组织的探索式学习结论<sup>[16]</sup>,并且进一步刻画二者实现有效互补的内在规律和边界条件.场景不确定程度越高,则场景中的组织知识失效速度越快<sup>[51]</sup>.现有研究提出通过引进具有异质性知识的组织成员,或者利用IT技术吸纳外部知识来应对动荡的环境<sup>[54]</sup>.然而,组织成员之间的学习需要较长的适应过程,难以在短期内发挥作用<sup>[47]</sup>.本研究基于数值模拟发现,场景不确定程度越高,则高效的组织学习有赖于组织成员进行更多的探索式学习,且组织成员与AI产生的新知识需要快速转化为组织惯例.同时,AI必须具有较高的初始学习能力,才能在人与AI协同的学习中发挥积极作用.因此,只有组织成员与较高学习能力的AI有效协同,才能推进组织进行高效的学习,应对高不确定的环境变化.这一研究结论为高不确定场景中组织的学习策略提供新思路,组织可通过投资建设高学习能力的AI,替代以往激进的措施(如裁员,大量招聘新员工等)来抵消环境动荡带来的不利影响.

## 5 结束语

基于上述研究结论,本研究的理论贡献主要体现在以下三方面.

一是本研究扩展了以往组织学习仿真研究中以人为单一主体的假设条件,将AI纳入仿真模型,并进一步刻画AI的学习特征,推进组织学习仿真研究的理论前沿.

二是本研究探索了人与AI协同过程中替代和互补的边界条件,揭示组织中人与AI协同学习的相关规律,丰富人与AI协同领域的研究结论。

三是本研究系统探讨了场景不确定程度对人与AI协同的组织学习影响机制及组织知识的动态变化规律,构建不确定场景中人与AI协同学习的分析框架,对数字经济时代场景知识的理解和深化提供参考。

本研究的模型基于March<sup>[7]</sup>的经典组织学习模型进行边界条件拓展。基于此,本研究的仿真模型是现实高度抽象的产物,对客观现实的刻画较为单一,对于组织成员的信念刻画也较为理想。因此,未来的研究一方面可在不同的情境下对本研究的研究结论进行验证;另一方面可考虑拓展本研究的边界条件,考虑组织成员学习的复杂性和AI学习的复杂性,将AI之间的相互学习纳入模型考量,使得模型层次更为丰富。研究表明,AI在组织中的应用会对组织成员工作学习中的认知产生影响,因此可通过实验捕捉上述影响过程,将之补充进现有模型,得出更进一步的研究结论。总体

而言,本研究的工作对人与AI协同的研究做了初步探索,提供了一定的知识基础,未来还需要围绕AI对组织管理的影响这一问题,深入挖掘数字经济时代人与AI的协同特征,构建和丰富人与AI协同的组织学习理论。

当前,ChatGPT、文心一言等大语言模型充分展现高质量训练数据在企业价值创造中的叠加倍增作用,大模型训练数据及其输出结果将会是未来社会中的重要数据资产。由此可见,在宏观产业层面,要打造数据优势,发展基于AIGC(人工智能自动生成)技术的合成数据产业。同时,以更高效率、更低成本、更高质量为数据要素市场“增量扩容”,构建面向人工智能未来发展的竞争优势<sup>[55]</sup>。在微观企业层面,要借助大语言模型来改进用户服务,提高用户体验。同时,还可以将大型语言模型应用于内容生成、智能写作等领域,提高企业效率。此外,企业还要注重构建基于业务实践的员工与大模型互动的数据管理体系,不断优化和调整模型,提高其可靠性和适应性,以形成一套完整的应用体系,支持企业的战略目标和业务创新。

## 参考文献:

- [1] Vial G. Understanding digital transformation: A review and a research agenda[J]. The Journal of Strategic Information Systems, 2019, 28(2): 118 - 144.
- [2] Kellogg K C, Valentine M A, Christin A. Algorithms at work: The new contested terrain of control[J]. Academy of Management Annals, 2020, 14(1): 366 - 410.
- [3] Argote L, Levine J M(Eds). Handbook of Group and Organizational Learning[M]. Oxford: Oxford University Press, 2020.
- [4] Shrestha Y R, Krishna V, Von Krogh G. Augmenting organizational decision-making with deep learning algorithms: Principles, promises, and challenges[J]. Journal of Business Research, 2021, 123: 588 - 603.
- [5] 王永贵,汪寿阳,吴照云,等.深入贯彻落实习近平总书记在哲学社会科学工作座谈会上的重要讲话精神,加快构建中国特色管理学体系[J].管理世界,2021,37(6):1-35.  
Wang Yonggui, Wang Shouyang, Wu Zhaoyun, et al. Deeply implement the spirit of general secretary Xi Jinping's important speech at the symposium on philosophy and social sciences accelerate the construction of a management science system with Chinese characteristics[J]. Journal of Management World, 2021, 37(6): 1 - 35. (in Chinese)
- [6] 陈国权,王婧懿,林燕玲,等.多人从经验中学习模型研究:基于信息和分析方法之间的匹配性视角[J/OL].中国管理科学,2022:1-12.  
Chen Guoquan, Wang Jingyi, Lin Yanling, et al. A study on the model of multi-individual learning from experience: From the perspective of matching between information and analytic method[J/OL]. Chinese Journal of Management Science, 2022: 1 - 12. (in Chinese)
- [7] March J G. Exploration and exploitation in organizational learning[J]. Organization Science, 1991, 2(1): 71 - 87.
- [8] Kim T, Rhee M. Exploration and exploitation: Internal variety and environmental dynamism[J]. Strategic Organization, 2009, 7(1): 11 - 41.
- [9] 廖列法,王刊良.基于多Agent仿真的组织学习与知识水平关系研究[J].管理科学,2009,22(1):59-68.  
Liao Liefu, Wang Kanliang. Organization learning and organization knowledge level: A multi-agent based simulation model

- [J]. *Journal of Management Science*, 2009, 22(1): 59–68. (in Chinese)
- [10] Schilling M A, Fang C. When hubs forget, lie, and play favorites: Interpersonal network structure, information distortion, and organizational learning[J]. *Strategic Management Journal*, 2014, 35(7): 974–994.
- [11] Ransbotham S, Khodabandeh S, Kiron D, et al. Expanding AI's Impact with Organizational Learning[R]. MIT Sloan Management Review, Big Ideas Artificial Intelligence and Business Strategy Initiative (website), 2020.
- [12] Fügener A, Grahl J, Gupta A, et al. Will humans-in-the-loop become borgs? Merits and pitfalls of working with AI[J]. *MIS Quarterly*, 2021, 45(3): 1527–1556.
- [13] Becker J, Brackbill D, Centola D. Network dynamics of social influence in the wisdom of crowds[C]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of The United States of America*, 2017.
- [14] 赵晨, 陈国权, 高中华. 领导个人学习对组织学习成效的影响: 基于情境型二元平衡的视角[J]. *管理科学学报*, 2014, 17(10): 38–49.  
Zhao Chen, Chen Guoquan, Gao Zhonghua. The effect of team leader learning on organizational learning: A view based on contextual ambidexterity[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2014, 17(10): 38–49. (in Chinese)
- [15] Choudhury P, Allen R T, Endres M G. Machine learning for pattern discovery in management research[J]. *Strategic Management Journal*, 2021, 42(1): 30–57.
- [16] 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.  
Wu Xiaolong, Xiao Jinghua, Wu Ji. When creativity meets intelligence: A case study of human-AI collaboration in product innovation[J]. *Journal of Management World*, 2023, 39(5): 112–126. (in Chinese)
- [17] Argote L, Lee S, Park J. Organizational learning processes and outcomes: Major findings and future research directions[J]. *Management Science*, 2021, 67(9): 5399–5429.
- [18] Raisch S, Krakowski S. Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1): 192–210.
- [19] 张维, 曾大军, 李一军, 等. 混合智能管理系统理论与方法研究[J]. *管理科学学报*, 2021, 24(8): 10–17.  
Zhang Wei, Zeng Dajun, Li Yijun, et al. Hybrid intelligence management system research: Theory and methods[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2021, 24(8): 10–17. (in Chinese)
- [20] 杨祎, 刘嫣然, 李垣. 替代或互补: 人工智能应用管理对创新的影响[J]. *科研管理*, 2021, 42(4): 46–54.  
Yang Yi, Liu Yanran, Li Yuan. Substitution or complementation: The impact of AI application and management on innovation[J]. *Science Research Management*, 2021, 42(4): 46–54. (in Chinese)
- [21] Lou B, Wu L. AI on drugs: Can artificial intelligence accelerate drug development? Evidence from a large-scale examination of bio-pharma firms[J]. *MIS Quarterly*, 2021, 45(3): 1451–1482.
- [22] Nan N, Tanriverdi H. Unifying the role of IT in hyperturbulence and competitive advantage via a multilevel perspective of IS strategy[J]. *MIS Quarterly*, 2017, 41(3): 937–958.
- [23] Schilling M A, Vidal P, Ployhart R E, et al. Learning by doing something else: Variation, relatedness, and the learning curve[J]. *Management Science*, 2003, 49(1): 39–56.
- [24] Feldman M S, Pentland B T. Reconceptualizing organizational routines as a source of flexibility and change[J]. *Administrative Science Quarterly*, 2003, 48(1): 94–118.
- [25] Hatch N W, Dyer J H. Human capital and learning as a source of sustainable competitive advantage[J]. *Strategic Management Journal*, 2004, 25(12): 1155–1178.
- [26] Lavie D, Stettner U, Tushman M L. Exploration and exploitation within and across organizations[J]. *Academy of Management Annals*, 2010, 4(1): 109–155.
- [27] Holmqvist M. Experiential learning processes of exploitation and exploration with in and between organizations: An empirical study of product development[J]. *Organization Science*, 2004, 15(1): 70–81.
- [28] Fang C, Lee J, Schilling M A. Balancing exploration and exploitation through structural design: The isolation of subgroups and organizational learning[J]. *Organization Science*, 2010, 21(3): 625–642.
- [29] Levinthal D A, March J G. The myopia of learning[J]. *Strategic Management Journal*, 1993, 14(S2): 95–112.
- [30] Lee I, Shin Y J. Machine learning for enterprises: Applications, algorithm selection, and challenges[J]. *Business Horizons*, 2020, 63(2): 157–170.

- [31] Raisch S, Krakowski S. Artificial intelligence and management: The automation-augmentation paradox[J]. *Academy of Management Review*, 2021, 46(1): 192–210.
- [32] Balasubramanian N, Ye Y, Xu M. Substituting human decision-making with machine learning: Implications for organizational learning[J]. *Academy of Management Review*, 2022, 47(3): 448–465.
- [33] Miller K D, Zhao M, Calantone R J. Adding interpersonal learning and tacit knowledge to March's exploration-exploitation model[J]. *Academy of Management Journal*, 2006, 49(4): 709–722.
- [34] Dong J Q, Yang C H. Information technology and organizational learning in knowledge alliances and networks: Evidence from US pharmaceutical industry[J]. *Information & Management*, 2015, 52(1): 111–122.
- [35] Palacios-Marqués D, Merigó J M, Soto-Acosta P. Online social networks as an enabler of innovation in organizations[J]. *Management Decision*, 2015, 53(9): 1906–1920.
- [36] Barros V F A, Ramo I, Perez G. Information systems and organizational memory: A literature review[J]. *Journal of Information Systems and Technology Management*, 2015, 12(1): 45–63.
- [37] Boateng R, Mbarika V, Thomas C. When Web 2.0 becomes an organizational learning tool: Evaluating web 2.0 tools[J]. *Development and Learning in Organizations: An International Journal*, 2010, 24(3): 17–20.
- [38] Iyengar K, Sweeney J R, Montealegre R. Information technology use as a learning mechanism: The impact of IT use on knowledge transfer effectiveness, absorptive capacity, and franchisee performance[J]. *MIS Quarterly*, 2015, 39(3): 615–641.
- [39] 陈国权, 周琦玮. 量变式学习和质变式学习模型的研究[J]. *管理科学学报*, 2018, 21(10): 32–46.  
Chen Guoquan, Zhou Qiwei. Modeling quantitative-style learning and qualitative-style learning: A theoretical study[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2018, 21(10): 32–46. (in Chinese)
- [40] Glikson E, Woolley A W. Human trust in artificial intelligence: Review of empirical research[J]. *Academy of Management Annals*, 2020, 14(2): 627–660.
- [41] Mahroof K. A human-centric perspective exploring the readiness towards smart warehousing: The case of a large retail distribution warehouse[J]. *International Journal of Information Management*, 2019, 45: 176–190
- [42] Amershi S, Begel A, Bird C, et al. Software engineering for machine learning: A case study[C]. *Proceedings of the 2019 IEEE/Acm 41st International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice*, Montréal, QC, Canada, 2019.
- [43] Mingers J, Standing C. What is information? Toward a theory of information as objective and veridical[J]. *Journal of Information Technology*, 2018, 33(2): 85–104.
- [44] Rai A, Constantinides P, Sarker S. Next generation digital platforms: Toward human-AI hybrids[J]. *MIS Quarterly*, 2019, 43(1): 3–9.
- [45] 谭劲松, 赵晓阳. 创新生态系统主体技术策略研究——基于领先企业与跟随企业的演化博弈与仿真[J]. *管理科学学报*, 2022, 25(5): 13–28.  
Tan Justin, Zhao Xiaoyang. Firms' technological strategies in an innovation ecosystem: A dynamic interaction between leading firms and following firms based on evolutionary game theory and multi-agent simulation[J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2022, 25(5): 13–28. (in Chinese)
- [46] Miller K D, Lin S J. Different truths in different worlds[J]. *Organization Science*, 2010, 21(1): 97–114.
- [47] Kane G C, Alavi M. Information technology and organizational learning: An investigation of exploration and exploitation processes[J]. *Organization Science*, 2007, 18(5): 796–812.
- [48] 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.
- [49] Grønsund T, Aanestad M. Augmenting the algorithm: Emerging human-in-the-loop work configurations[J]. *The Journal of Strategic Information Systems*, 2020, 29(2): 1–16.
- [50] 肖静华, 胡杨颂, 吴瑶. 成长品: 数据驱动的企业与用户互动创新案例研究[J]. *管理世界*, 2020, 36(3): 183–205.  
Xiao Jinghua, Hu Yangsong, Wu Yao. Evolving product: A case study of data-driven enterprise and user-interactive innovation[J]. *Journal of Management World*, 2020, 36(3): 183–205. (in Chinese)
- [51] Ancona D, Williams M, Gerlach G. The overlooked key to leading through chaos[J]. *MIT Sloan Management Review*,

2020, 62(1): 34–39.

[52] 刘业政, 孙见山, 姜元春, 等. 大数据的价值发现: 4C 模型[J]. 管理世界, 2020, 36(2): 129–138.

Liu Yezheng, Sun Jianshan, Jiang Yuanchun, et al. Value discovery in Big Data: The model of 4C[J]. Journal of Management World, 2020, 36(2): 129–138. (in Chinese)

[53] Shepherd D A, Majchrzak A. Machines augmenting entrepreneurs: Opportunities (and Threats) at the nexus of artificial intelligence and entrepreneurship[J]. Journal of Business Venturing, 2022, 37(4): 106227.

[54] Posen H E, Levinthal D A. Chasing a moving target: Exploitation and exploration in dynamic environments[J]. Management Science, 2012, 58(3): 587–601.

[55] Lin W, Wei Y. Economic forecasting with Big Data: A literature review[J]. Journal of Management Science and Engineering, 2024, 9(2): 254–270.

## The influence mechanism of human-AI collaboration on organizational learning: The exploratory and exploitative perspectives

WU Xiao-long<sup>1,2</sup>, XIAO Jing-hua<sup>3\*</sup>, WU Ji<sup>3</sup>, DENG Hong-lin<sup>4</sup>

1. Business School, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518000, China;

2. Research Center for Innovation, Entrepreneurship, and Technology Finance, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518000, China;

3. School of Business, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510000, China;

4. Advanced Institute of Business, Tongji University, Shanghai 200000, China

**Abstract:** The rapid development of artificial intelligence (AI) means that humans are no longer the only subject of knowledge generation, so how to achieve effective collaborative learning between humans and AI becomes a focal issue. In the practice of human-AI synergy to achieve organizational learning, this paper explores the impact mechanism of adding AI on the existing organizational learning approach. Based on a multi-subject modeling and simulation approach, the paper finds that: 1) When environmental dynamics are not taken into account, high-learning-ability AI has a substitution effect of on organizational members. On the one hand, the exploratory learning needs of organization members are weakened, and on the other hand, the exploitative learning of organization is replaced. 2) The degree of collaboration between human and AI has a nonlinear effect on organizational knowledge level. When the organization is dominated by exploitative learning, the growth rate of organizational knowledge will slow down gradually as the synergy degree increases. When the organization is based on exploratory learning, only a higher degree of collaboration can improve organizational knowledge. 3) In the scenarios of high uncertainty, high-learning-ability AI has a complementary effect with organization members. The improvement of the organization's knowledge level depends on more exploratory learning by the organization members, and the new knowledge generated by the cooperation between the organization members and AI needs to be quickly transformed into the organization's routine. This paper breaks through the implicit assumption that human is the only learner in an organization, and reveals the characteristics and rules of collaborative learning between human and AI in different scenarios based on simulation, which provides enlightenment for promoting the rational allocation of scarce resources and the improvement of organizational learning performance in the era of digital economy.

**Key words:** human-AI collaboration; organizational learning; artificial intelligence; numerical simulation