

【科学技术与社会】

大模型时代:知识的生成式“涌现”

米加宁 董昌其

【摘要】随着计算能力的提高和数据的爆炸性增长,生成式大模型逐渐成为知识生产的核心力量,并深刻改变了人类知识的生产方式。本文系统探讨了从古典学术到现代信息科技的知识生产历程,将传统知识生产方式归纳为个体的知识涌现。与之相对应的大模型时代,知识生产方式则可称为生成式的知识涌现,从而造就了新的知识高原。大模型时代生成式知识涌现的机理,表现为知识结构和生成逻辑两方面的转变。虽然生成式大模型在文本生成、数据分析等领域设立了一种难以超越的“基线”,但人类在创造、批判思考和情感判断上的独特能力仍然不可或缺。结合人机协同的哲学和技术探索,本文为未来知识生产的新时代提供了一个全面而深入的视角,并在此基础上勾画人机协同共创知识高峰的路径。

【关键词】生成式大模型;知识生产;大数据;人机协同;人工智能

【作者简介】米加宁,哈尔滨工业大学经济与管理学院教授;董昌其,哈尔滨工业大学经济与管理学院博士研究生(哈尔滨 150001)。

【原文出处】《学海》(南京),2024.1.81~96

【基金项目】本文系国家自然科学基金重大项目“数据科学对社会科学转型的重大影响研究”(项目号:17ZDA030)的阶段性成果。

引言

复杂性科学中涌现的概念,指一个系统或过程中由于组件之间的非线性相互作用而产生的新的、全局的性质或行为,这些性质或行为在单一组件或简单的互动中是不可显现或不可预测的,但在组件集体相互作用时这种性质或行为便凸显出来。^①涌现性质在科学哲学中有深刻的解释,托马斯·库恩在其范式理论中不仅将科学发展视为非线性模式,而且强调了当一个科学范式变得不再适应新的观察数据时,科学将经历一场“范式转换”并产生全新的理论和观点。^②这一观点为我们理解当前大模型时代新的知识生产方式,提供了一个宏观的框架:当现有的知识体系不再能够解释由技术或社会建构引发的新现象时,知识生产方式的解构亟需范式切换。而生成式大模型所造就的“生成式”范式或许正催生了新的知识生产模式的出现。

复杂系统的涌现性质在知识生产领域的演化规

则,我们可称之为“知识涌现”。^③这一概念可描述为:通过特定的过程或机制,从已有的知识体系中,经过深度探究与整合,从而衍生出富有洞见和创新性的知识结构。知识涌现代表了人类在已知的事实、理论和观点的基础上,如何进行深度挖掘、整合与创新,从而实现更深层次的知识洞察和理解。进而言之,知识涌现并非仅为事实或信息的叠加,它涉及解释、理解、应用以至创新的综合过程。这一过程的关键在于如何有效组织现有信息和知识,使其与其他知识领域进行交互整合,进而形成全新的知识架构。例如,一个孤立的历史事件或许能为研究者所知,但当它与其他历史事件、文化背景及社会变迁相互融合时,对某一历史时期或文化背景的深入解读便随之涌现。

在知识生产的多样化模式表征中,个体涌现、集体涌现以及数字化知识涌现等是传统知识生产模式的代表性样态。迈克尔·吉本斯等在《知识生产的新

模式:当代社会科学与研究的动力学》一书中归纳了两种知识生产模式。^④一种是以个体兴趣探究、自主创新为特征的个体知识生产模式(模式 I),通常在单一学科的认知与话语体系中进行科学探索。在这种个体知识涌现的知识生产过程中,单一的学者、研究者或创作者依赖其独特的教育背景、研究历程和个人直觉,通过深入的观察、实证研究或者高度的思辨活动,构建新的认知结构和独到见解。另一种是强调应用情境中的学科交叉性的社会化知识生产模式(模式 II),通常在一个较为广阔的跨学科情境中进行。在这种跨学科的集体知识涌现过程中,多元的团队或社群通过协同合作、深度讨论和创新性思维,将个体的知识、经验和视角进行交织整合,为复杂问题提供多维度的解决方案或共同认知。此外,互联网、大数据、云计算等信息技术的发展应用,带动产生了第三种数字化智能化的知识涌现模式,此模式主要依托数据挖掘、模式识别和复杂算法等技术,使研究者能够高效处理大规模数据,深度挖掘其中的知识价值从而形成具有前瞻性的认知。^⑤

这些传统的知识涌现路径在诸如实验设计、定量观察和逻辑推理等科学探索方法运用中取得了多领域的显著成效。然而面对当今社会和科学的高度复杂性和交叉性,特别是在以通用对话大模型为代表的生成式人工智能掀起的知识生产新方式的变革浪潮下,这些传统路径已逐渐显得力不从心。由此引出了本研究的核心问题:随着生成式大模型的崛起,知识涌现的模式和机制正在经历怎样的变革?这种模型如何重塑人类对知识的理解和创造过程?这不仅涉及技术和方法论的革新,更触及人类如何在变革中重新定义知识生产和传播的宏观视角。

传统知识生产的历史脉络及其方式

(一)传统知识生产的历史脉络

拉卡托斯的科学研究纲领理论提供了一个解释框架,把科学知识的生产比喻为一个集体和历史的过程。^⑥要深入理解本文的核心问题,就需要回顾知识生产的历史进程,并探讨其与各个时代背景的紧密联系。

从原始社会到当今的大模型时代,我们可以识别出几个关键的时期(见表 1),每个关键时期都有其独特的知识生产和传播方式,它们共同描绘了知识生产方式的演变轨迹,这些方式也深受其所处时代的技术、文化和社会环境的影响。

在古代社会的知识生产与传播体系中,个体经验与口头传承构成了一种独特的知识涌现模式。知识的传播多依赖于口头叙述,寺庙、祠堂或村长经常扮演着知识传播者的角色,这一阶段的知识生产更多地侧重于实用性和应用性,如农耕技术、狩猎经验、天文观测和医药秘方等。相对有限的知识存储和传播手段,导致了一个相对封闭、稳定的知识生态。在知识形成与传递的生态中,权威和传统起到了不可或缺的作用,个体的经验和直觉在时间的沉淀下逐渐转化为社会的集体智慧,以古代图书馆或类似机构为代表的组织,形成了这一时期知识传播和学术研究的重要中心,例如托勒密王朝建立的亚历山大图书馆。^⑦

随着现代大学制度的兴起,特别是中世纪欧洲大学如牛津大学和剑桥大学的建立,知识生产与传播进入了一个全新的历史阶段。大学不仅成为知识的集散地和学术研究的重要基地,更成为知识生产方式转型与升级的孵化器,知识生产逐渐从个体经

表 1 传统知识生产的历史脉络

时期	主要特点	知识涌现的方式	技术/方法	社会影响	关键事件/案例
古代文明	知识的口口相传与习俗传递	个体基于经验的知识涌现	书写、口头传承	社群的结构化与传统的延续	古代图书馆如亚历山大图书馆
中世纪	学术的制度化与知识的正规化	学术体系内的群体知识涌现	手稿、学术论文	学术权威的形成与宗教的影响	牛津等现代大学、古腾堡印刷术
工业革命	知识与技术的快速融合与发展	群体在工业领域的知识创新	工厂制造、专利制度	社会经济结构的巨大转变	贝尔实验室
互联网时代	信息的数字化与全球互联	网络环境下的集体智慧涌现	搜索引擎、社交媒体	全球化和信息即时传递的时代	Google 的创建、维基百科的出现

验和口头传承转向了系统化、学术化的研究。它为知识的系统化学习和研究提供了一个固定的场所,学者们不再局限于单一的知识领域,开始跨学科地开展研究并推动了学术的进步和多元化。更为关键的是,书写和印刷技术的出现,极大地扩展了知识的传播渠道。^⑧书籍和手稿的广泛流通,不仅让更多的人有机会接触到前人的学术成果,也为知识的积累和传播提供了更为高效和广泛的途径。

工业革命后的知识生产模式与日常生活、生产实践形成了更为紧密的耦合关系。这一时期,波普尔科学方法论的确立不仅为知识生产引入一种新的逻辑性和客观性,还使得研究活动更加系统化和精确化。^⑨群体协同合作和跨学科研究逐渐成为主流,知识生产不再是个体行为,而转向了多学科、多领域的集体创新。以贝尔实验室的发明为例,从晶体管到UNIX操作系统,其研究涉及物理学、化学、工程学等多个学科。^⑩这一阶段的知识生产以高度的应用性和广泛性为显著特点,知识不仅被用于解决理论问题,更被广泛应用于解决实际问题,从而为近现代社会的快速发展提供了强大的知识支撑。

进入互联网时代,技术驱动下知识生产和传播的格局经历了一场根本性转变。以往知识生产主要是精英主导的活动,互联网的去中心化特性使得大众能够更为积极地参与知识的生产和分享。^⑪以维基百科为例,这一开放式的在线百科全书平台不仅颠覆了传统百科全书的权威性和封闭性,还赋予了大众更大的话语权。^⑫搜索引擎技术则进一步降低了信息检索的门槛,使得知识的获取几乎不再受到地域、时间和资金等条件的限制。^⑬社交媒体平台(如微信、Facebook、Twitter)不仅加速了信息的传播,还为个体提供了一个用于展示和分享自己见解和知识的舞台。在线教育平台(如Coursera、edX、Khan Academy)进一步拓宽了获取知识的途径,使获得与全球顶级学府接轨的学习机会成为可能。^⑭此外,以GitHub社区为代表形成的开源文化和协同创作模式,强调了社群和个体在知识生产中的重要性,并提升了知识的多样性和实用性。^⑮

(二)传统知识生产方式:个体的知识涌现

纵观人类知识生产方式变革的历史脉络,知识

生产与积累的动态过程,不仅是人类文明历史的重要组成部分,更是社会结构和文化遗产的复杂递归性的体现。从农业社会的经验性知识积累,到中世纪学者对自然现象的细致观察,再到工业时代近代实验科学的边界扩张,所有这些均揭示了一个核心命题:知识的生成往往起源于个体的独特思考与认知。在这一过程中,个体的知识涌现不仅是自下而上的,而且是在一个没有外部直接干预的自组织系统中纯粹地依赖于个体的经验积累、敏锐观察和直觉反应而发生的。这种涌现性知识构建了人类对世界的认知框架,并形成基于个体性认知的多维知识形态,包括经验形态、原理形态和交叠形态。^⑯

传统的知识生产模式展现出显著的持续性特点:知识的涌现并非孤立或突然的现象,而是一个穿越时空、文化和地域的持续进程。这一进程中的每一次知识创新都与其历史、文化背景和社会环境相互作用、共同进化。此外,这种模式也强调了知识的迭代性:随着时间的流逝,新的发现和思考不断地修正、优化乃至颠覆过去的理论框架。例如,哥白尼的日心说的挑战,成为改写人类宇宙观的里程碑,它不仅革新了对宇宙的理解,更为后续的科学进展提供了理论基础。在此基础上,传统知识生产还强调了创新与批判的价值,鼓励个体突破固有的思维局限,对已有知识进行深入的反思和超越。

尽管如此,基于个体的知识生成方式仍然面临着其固有的局限性,最为明显的是其主观性特点。每位学者的生活经验、文化背景和认知结构都是独特的,这导致了个体的原初性知识探索受到强烈的个体差异影响。例如,一个古代中国的儒家学者和一个19世纪的欧洲物理学家,尽管都在寻求物质世界的真理,但他们的出发点、方法论和结论可能大相径庭。这种主观性带来的局限性,进一步导致了知识领域的狭窄性,即每个人的知识视野都受其个人历史、文化和社会背景的局限。个体的知识涌现方式在面对复杂、跨学科的问题时,时常显得力不从心。迈克·杰夫探讨了在全球化与知识经济引致的日益复杂和迅速变化的格局中,传统线性的学习领导模式日渐式微,而侧重于构建整个组织内互动、协作、实验的规则、条件和约束并促进创新、适应的生成式领导

可能更为适合在高等教育中创造、传播、应用知识。^①

总之,个体的知识涌现虽然在历史长河中有其不可替代的价值和意义,但在当今这个信息爆炸、跨学科合作日益频繁的时代,其局限性也日益明显,这促使我们重新审视知识生产的传统模式,特别是在现今新兴的生成式人工智能技术的理论和实践日益成熟的技术背景下,科学研究、教学传承、知识传播等方式均受到前所未有的新范式的影响,生成式人工智能技术的到来有可能引发一场知识生产的革命。

大模型时代的知识生产:生成式的知识涌现

(一)大模型时代的知识生产方式

随着生成式大模型的出现,知识生产不再仅仅依赖于个体的经验和观察,而是开始呈现出一种生成式的知识涌现特性;不再局限于信息处理和知识传播的层面,而是深入知识的本质构成、体系化构建以及结构性创新等多个维度。^②依托于先进的计算框架和大数据的系统生态,算法模型不仅能够存储和检索知识,更进一步地展示了在知识创新和推理方面的潜能。传统的知识生产模式,如迈克尔·波兰尼所描述的,大多基于个体的经验、文化背景和观察,^③受限于个体的认知能力和社会、文化环境,知识的生成和传播往往是一个线性的累积过程。然而在大模型时代,由于算法的高度复杂性和大数据的支持,知识的生产变得更加动态、多元和开放。

大模型时代在知识的生成机制上,简单来说,就是通过算法模型使我们能够在短时间内生成大量的知识和信息,这些知识不仅包括已有的经验和数据,还能通过模型的自我学习和优化生成全新的知识和观点。以OpenAI的GPT-3和GPT-4为例,这些模型在文本生成、逻辑推理、编程和设计等多个领域都有着令人瞩目的表现。这一由大算力驱动的生成式知识生产模式,不仅重新定义了知识的界限和构成,还促成了一种前所未有的机器与人类的知识协同生产模式,^④这标志着知识生产从个体的“知识涌现”进化到了机器与人协同驱动的“生成式知识涌现”,即一种基于大规模数据和算法的“集体智慧”。^⑤

传统的知识构建的范式往往局限于主体的经验、文化背景和观察边界。随着生成式大模型的出现,人类见证了一个新的知识涌现现象:基于亿万实

体的经验和知识的“集体智慧”正在形成。这种集体智慧的形成预示着我们正步入一个全新的知识生产新纪元,也就是任何文化、语境或背景的数据,都可能被整合进一个全球性、多元化且高度互联的知识网络中。^⑥这一跨界的知识整合现象正如拉图尔所指出的,不再受制于特定的文化或社会结构,而是可以成为一个全球性的社会建构,^⑦即构建出一个全球化、多元化且高度互联的知识网络。

生成式大模型展示了一种全新的数据处理和知识生成能力,它不仅仅是得益于高性能计算设施和资源驱动的大算力提升,更是一种基于算法和模型设计哲学的全新理论框架。特别是,生成式大模型采用了基于变分推理和贝叶斯优化的复杂算法,以实现数据的高度抽象和概括,^⑧不仅能够处理结构化和非结构化的数据,还能在多维度和多层次上进行数据的解析和解释。

更为关键的是,这些生成式大模型在处理问题时基于“模块化”和“可组合性”的原则,允许模型在不同的应用场景和数据环境中进行自我调整和优化。它不再是单一任务解决方案的针对性输出,而是一种多任务、多领域的综合性解决方案的生成。^⑨算法机制和设计哲学赋予其深度洞察数据的每一个角落的能力,^⑩对于这些生成式大语言模型来说,数据或信息确是其“食物”与“养料”,进入一种类似于“知识的消化与吸收”的过程。这一过程可以被视为一种“信息—知识转化”的新模式,通过不断地“消化”这些数据,模型能够从中提炼并生成具有更高层次认知价值的知识。^⑪

与过去工业化时代的偏固定性、静态模型相比,生成式大模型展示了一种“动态适应性”特征。这些生成式大模型不同于传统的、基于规则的模型,它们能够在面对不断变化的数据和环境时实现自我适应和持续学习,^⑫在不断变化的信息环境中进行自我调适和重构,这一点在某种程度上呼应了复杂性科学中的“自组织”和“自适应”的性质。这种知识生产方式的转型不仅是技术层面的,更是知识生产方式从“确定性”向“不确定性”、从“静态”向“动态”、从“封闭”向“开放”转变的体现。这一转变实质上是一种“知识生态化”的趋势,即知识生产逐渐从一个基于固定规则

和预定变量的框架,向一个持续进化、自我适应的生态性系统迈进。^②在这个生成式机制驱动的新时空中,知识不再是静态的、封闭的承继体系,而是一个持续散发流动、不断自适应演化的动态生命体。

(二)大模型时代涌现的知识观景:新的知识高原

在知识生产的历史演变中,人类的学习模式经历了从初级的个体经验累积到复杂的集体智慧交互的转变,并追寻着知识的峰值。在这一路径上,生成式大模型如GPT-4不仅作为技术进步的标志性事件,更在知识建构的哲学层面上引发了深入的反思。受启发于布朗芬布伦纳的生态系统理论,^③如果我们将知识的发展比作生态系统中的层次结构,那么这些先进的大模型便如同生态中的宏观系统,它们具有整合、超越和创新各个“微观”和“中观”知识子系统的能力,从而形成了一个全新的“知识高原”。^④

在传统的知识生产模式中,知识的进步通常是基于个体或小团体的经验和洞察,这导致了知识领域内一系列相对孤立和分散的“微观峰值”。这些峰值代表了某一领域、某一时期的知识顶点。然而,生成式大模型的出现引发了一场知识生产的革命,标志着从这些“微观峰值”到一个知识高原的转变。生成式大模型不仅具有对知识进行编码和存储的能力,还能够对海量数据进行深度分析,识别其潜在内涵并预测知识的未来演进路径。它通过数据整合、深度学习、动态适应和集体智慧沉淀等多重能力,打破了传统学科界限并提供了一种跨学科、跨领域的知识探索和整合机制,成功地将一系列分散的微观知识峰值整合为一个全面和综合的知识高原。^⑤这个高原并不仅仅是历代智慧的积累,更是一种对集体知识历程的综合反思与沉淀。^⑥在这个知识高原上,人类能够从一个全局的、宏观的视角更深度地审视知识的交织、融合与演进。

总体而言,以GPT-4为代表的生成式大模型的出现代表了一个全新的知识生产和认知机制时代的到来。它们昭示了一个新的“知识高地”的形成,在这片高地上,我们观察到的不仅仅是知识的广度,更是其深度与综合性。^⑦不同于传统个体经验的峰值,知识高地更像是集体知识的结晶,由数千年的人类智慧沉淀而成。

借助生成式大模型,我们已不再只是局限于某一领域或某一研究方法,而是能够深入探索交叉领域的知识并整合多方研究成果,从而构建起宏观而又稳定的知识体系。其强大之处不仅在于吸纳与存储知识,更在于深度挖掘、模式识别和预测未来趋势的能力。知识的掌握和应用决定了一个组织、一个社区甚至一个国家在全球竞争中的地位。而生成式大模型不仅储存知识,更重要的是能够进行知识的深化、延展和创新,为未来的科技进步和社会发展提供方向。

大模型时代生成式知识涌现的机理

(一)大模型重塑知识本体边界:跨域交融触发无学科知识涌现

随着知识的不断积累和科技的快速发展,学科间的边界逐渐模糊。生成式大模型如GPT-4进一步推动了这一趋势,使得知识的生成不再受到学科框架的限制,而是在各领域的知识交汇处产生前所未有的新知和见解,进行一种知识的“解构与重构”过程,从而触发了一种“无学科”的知识涌现。^⑧这种重塑与触发过程隐含在大模型所造就的知识生产方式的三种过程中:一是破碎知识体系的封锁与重构过程;二是跨学科合作与知识的非线性整合过程;三是知识的自迭代和动态适应过程。

传统上知识的个体涌现往往是碎片化的,被封闭在特定学科、特定文化甚至特定时代之中。生成式大模型通过机器学习和庞大数据样本的整合将众多的知识碎片连接在一起并重构了它们之间的内部结构,这一过程不仅是简单的知识融合,更是对知识本质的再认识,即知识并不是一个封闭、静态的结构,而是一个开放、动态、能够自我调整的网络。^⑨

大模型作为一个高效的信息整合平台,能够快速吸纳来自不同学科和社会群体的知识和数据,并能够在知识生成过程中实现实时反馈和调整。不同学科领域的专家学者在参与知识生成过程中,不仅可以即时获取到由大模型生成的初步分析结果,还可以根据这些结果调整、修正自己的研究方向和方法,^⑩加速和深化跨学科的合作和知识生产的大规模公众参与。

在知识生产的多维空间中,跨学科合作与知识的非线性整合过程呈现出一种复杂性和动态性,这种复杂性和动态性不仅是知识体系自身的属性,也

是生成式大模型如GPT-4等新一代知识生产工具所带来的新维度。这一过程可以被理解为一种“知识的非线性动力学”，它打破了传统累积主义的线性模式，引入了多源、多尺度、多维度的知识整合机制。^③多源知识的整合和信息技术的快速进步不仅加速了知识的产生、传播和整合，而且引入了知识发展的非线性特性。^④非线性的表现形式多样，例如不同学科或领域的知识在某一特定时点可能会突然融合，导致知识的跨越式发展。这种跨越式的创新是非线性发展的典型表现，它在短时间内实现了远超前期进展的知识或技术突破。^⑤

此外，互补式的结合也是非线性特性的一部分，它描述的是不同领域或学科的知识在某种条件下实现的协同效应。这种协同效应往往能产生超出各自领域的新知识或新方法。^⑥在这一背景下，公众参与成为知识构建的新范式。开放源代码运动和公众科学项目等打破了专家与非专家的界限，使得更广泛的公众能够直接参与知识的创造、验证和传播过程。^⑦这不仅促进了知识体系的多元化，也为我们提供了前所未有的视野和深度，有助于我们更好地理解 and 应对当代知识高原的复杂性和多元性。

大模型时代知识的自迭代与动态适应过程，呈现出前所未有的复杂性和多维性。这一过程不仅是对外部环境变化的敏感反应，更是模型自身持续学习和优化的体现。随着时间的推移，生成式大模型如GPT-4能够通过自我评估、反馈和修正不断优化其输出，以更精确和合理地处理复杂任务或回应复杂问题。^⑧动态适应成为新知识高原的核心特性之一，这种动态适应性不仅为知识的更新和完善提供了强大的工具，也为知识管理、应用和创新带来了新的机会和挑战。在这一背景下，知识不再是一个静态的存储库，而是一个持续演化、与外部环境互动的动态系统。这一转变不仅是知识生产方式的革新，更是知识生产逻辑的重构。它将知识从被动的、线性的、累积的状态提升到了一个主动的、非线性的、自我迭代的高度。^⑨知识的自迭代和动态适应过程在生成式大模型时代具有重要的理论和实践意义，它不仅推动了知识生产方式的变革，也为知识深度整合和跨学科合作提供了新的可能性。

(二)知识生成逻辑由问题导向转变为事件导向

在传统的知识生产体系中，知识的生成逻辑以问题导向为主轴，科学研究和知识创新主要围绕解决特定问题而展开，^⑩这种逻辑模式在某种程度上是一种“解决论”的延续，即知识的价值和意义在于其解决问题的能力。^⑪这一逻辑模式在某种程度上限制了知识的广度和深度，基于解决论的知识生成逻辑在生成式大模型时代面临着根本性的颠覆。事件导向的生成性逻辑不仅仅局限于解决特定问题，而是关注如何从多维度、多层次的事件中生成新的知识和认知，这种多维性和生成性的逻辑类似于数字孪生(digital twins)，将物理空间的事件在数字空间复刻生成并进行多维性认识、观测、演变与预测。

数字孪生是一种将物理世界的对象或事件在数字空间中进行高度精确模拟的技术。^⑫在数字孪生的体系中，每一个物理事件都有其数字空间的复刻，这些复刻不仅仅是静态的模型，而是动态的、实时更新的数据流。这些数据流在数字空间中被综合、分析和解读，生成新的知识和认知。数字孪生的理念使得事件导向的生成性逻辑能够从物理空间扩展到数字空间，借助大模型实时捕捉和处理来自不同时间、不同空间、不同领域的事件的数据，这些数据被综合和解读，生成新的知识和认知。^⑬

在生成式大模型的认知范式下，每一个事件单元，无论是社会事件、科技进展还是文化现象，都成为大模型进行知识生成的原料，知识生成逻辑由问题导向转变为事件导向。这种转变意味着知识生成已经从一种基于目的论和解决论的范式，转向了一种基于生成性和可能性的范式。^⑭“事件”不仅仅是外在的社会、科技或文化现象，更是一种内在的认知结构和信息处理机制。

事件导向的知识生成逻辑具有多维性和全局性，它打破了时间和空间的二元对立，形成了一种“时间-空间”的生成性认知网络，^⑮这使得大模型能够获得人类的全样本语料进而形成知识的生成式涌现。而数字孪生和事件导向生成性逻辑的结合，进一步打破了现实与可能性的界限，形成了一种超越现实的生成性认知范式。在这一范式下，知识生成不仅仅是对现实事件的反映和解释，更是对可能性

和潜在性的探索和挖掘。

事件导向的知识生成逻辑具有高度的自适应性和动态演化能力,事件本身作为一个多维度的模型语料载体,输入到生成式大模型中,模型根据不同事件的特性和需求在对话调试中进行自我调整和优化,使其在处理复杂任务或回应复杂问题时更为精确和合理。更为关键的是,这一自适应与动态演化的机制使得知识生成逻辑能够实时地响应外部环境的变化。当一个新的事件发生时,它不仅会触发模型进行新一轮的知识生成,还会促使模型对已有的知识体系进行更新和修正。这一过程是持续的、动态的,它使得知识生成逻辑能够在复杂和不确定的现实环境中保持高度的灵活性和应变能力。^⑤

在大模型的时代背景下,生成式知识涌现的机理呈现出知识结构和生成逻辑两方面的转变。一方面,大模型的跨学科融合和知识本体的重塑,不仅打破了传统学科的界限,更为知识的自由流动和创新提供了新的可能性空间。另一方面,知识生成逻辑从问题导向到事件导向的转变,标志着知识生成从一种目的论和解决论的范式,转向了一种基于生成性和可能性的范式。这两个维度相互作用,共同构建了一个动态、自适应的知识生成生态系统。这种复杂和动态的知识生成机制为我们提出了一个新的议题:在这样一个日益复杂的知识生态中,人类自身处于怎样的地位与角色?人与机器不再是单纯的命令与执行的关系,而是形成了一种更为复杂、更为高级的合作关系,这将是我們下一步探讨的重点。

人机协同形成:超越简单执行的合作模式

在现代知识生产领域中,与生成式大模型的协同已逐渐超越了基础的工具应用,演进为一种深度、综合的互动对话,表现为一种深刻的“社会-技术”共构。^⑥人与生成式大模型之间的合作关系正经历着一场深度的、持续的演变,它涉及对技术的理解、反馈机制的构建以及批判性思维的培养。

对于大模型的深入理解已成为这种协同关系的关键,因为它不仅能够帮助人们更明确地设定问题和提供有针对性的输入,从而获得有价值的输出,而且还确保了大模型的决策过程与人类的价值观、文化和期望紧密相连。^⑦这种理解不是孤立的技术性

探索,而是融入了对人类本质和价值的重视。反馈在人机互动中扮演了至关重要的角色,它构建了一种双向的、动态的学习环境。这种环境不仅仅是即时的操作反馈,更是一种结构化的、长期的知识和认知更新机制。^⑧在日常操作中的即时反馈以及更为宏观的结构化反馈之间,存在一种动态平衡,这确保了大模型能够在广泛的时间框架内不断学习和进化。^⑨而这种学习并不仅仅是技术性的,更重要的是对人类意图、需求和情境的敏锐捕捉。

(一)不可替代性:生成式大模型与人的核心价值

在探究生成式大模型与人的核心价值的不可替代性时,我们必须首先承认两者在知识生成和传播方面的独特优势与局限性。生成式大模型尽管在模拟知识输出方面具有显著能力,却无法触及人类情感和道德复杂性的多维空间。这种情感和道德的深度不仅构成了人机之间的明显分界线,而且成为人类社会文化创新的不竭源泉。^⑩

生成式大模型的“创意”输出,实际上是对已有数据的再编码和重组,而人类的创造性则不受这些数据约束,具有跳出既定框架的能力。这种不受数据束缚的创意是生成式大模型所无法模仿的,它源于人类独特的认知结构和社会文化背景。^⑪进一步而言,生成式大模型缺乏基于经验和文化背景的认知模式,这种模式在人类社会中经过数千年的演化而逐渐形成。这些深层次的认知模式不仅影响我们的价值观和道德观念,而且在复杂情境中赋予我们独特而富有深意的判断能力。^⑫

因此,虽然生成式大模型在技术层面上具有显著的优势,但知识涌现的核心仍然是个体认知。大模型不论其技术多么先进,其生成的内容都是基于海量的数据训练。而这些数据,无论是知识结构、文化观点还是价值观念,都是由人在特定的历史和文化背景下创造出来的。因此,与生成式大模型的互动实际上是一种与个体自身思考、认知和理解的多层次对话。^⑬这种对话不仅揭示了生成式大模型的技术和算法特性,更重要的是,它反映了人类自身的价值观、文化和认知。

(二)人机交互的哲学与技术探索:共同进化

在技术进步的驱动下,从简单的机器自动化向深度的人机交互转变已经成为不可逆转的趋势。这

不仅仅涉及指令的传递或反馈的获得,而且涵盖了更为复杂、有深度的共同思考、决策和学习过程。这种转变体现了对人机关系深度理解的尝试,揭示了技术与人类之间关系的进化动态。

自动化时代的特点是机器执行一系列预设的任务,人机关系主要表现为线性、单向的指令和执行模式。然而,随着技术的快速发展,这种模式已经无法满足复杂化的社会需求。因此,逐渐出现了对更为紧密的人机协同的追求,使得人与机器不仅在操作层面上合作,还在思考和决策层面上实现真正的协同。^④这种转变不仅在技术层面上实现了人与机器的融合,而且在哲学和文化层面上引发了对“自我”与“机器”的重新解读。技术与人的界限受到挑战,人们试图在两者之间找到一种动态平衡,以实现更为和谐、创新的共生。^⑤技术方面的融合则意味着让机器更为人性化,理解人类的情感、需求和意图,并构建更自然、直观的沟通机制。新的交互界面、感知技术和人工智能算法都为此贡献力量,旨在缩小甚至消除人与机器之间的鸿沟。

但更为重要的是,这种共同进化的追求并不仅仅局限于技术层面,而是深入到了文化、思维和价值观的核心。技术不是孤立的,而是与历史、文化和社会紧密相连。谈论人机共同进化,实际上涉及如何在技术、心智、社会和文化各个领域中找到和谐、创新、对全人类有益的发展路径。^⑥

(三)以人的力量,创绘知识高峰

当人类智慧作用在知识高原之上时,知识的新

高峰便成为一种不可避免的现象,它们不仅是知识在量上的集大成,更是知识在质上的升华。与知识高原的广袤不同,这些高峰更具目标导向、更为专精,它们成为某一领域或问题上最尖端认知或解答的象征。这些高峰并非孤立的知识结构,而是与知识高原有着密切的起源关系,这种关系揭示了知识从广度到深度的演变轨迹。^⑦从知识高原到知识高峰的旅程,远不止是知识在量上的简单累积,这一过程中蕴含着质的飞跃。站在知识高峰上,意味着在特定领域已经汇集了充分的基础知识,并以此为跳板挖掘更为深入和创新的认知。

人机协同在这一过程中起到了加速器的作用。生成式大模型的介入不仅加速了从知识高原到高峰的跃升,更重要的是,它使得在更短的时间里达到这些高峰成为可能。^⑧然而,这一进程的真正动力源于人的主观能动性和经验积累。这是一种高度协同的创新模式:人为机器提供方向与意义,并给予其明确的任务和目标;机器则通过其强大的计算和分析能力为人类提供了更广泛、更深入的知识景观。

再进一步讲,讨论知识高峰,实际上是在探索人类对某一领域最深入的理解与掌握。这不仅是对知识的追求,更是人类价值、文化和经验的体现。^⑨在这个过程中,知识高峰不仅仅是知识的巅峰,更是人类思维、情感与价值的结晶。因此,在追寻更高、更远的知识高峰的道路上,必须始终记住并尊重这些人类的核心价值,因为它们构成知识追求的道德和哲学基础。人机协同创绘知识高峰的过程如图1所示。

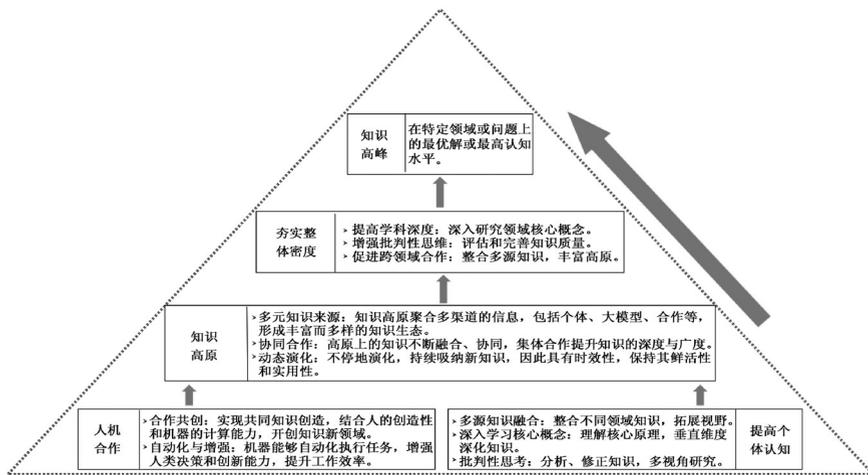


图1 人机协同创绘知识高峰的过程

(四)人机协同的未来愿景:知识生产的新时代

在生成式大模型的推动下,知识生产的格局正处于一场深刻的变革之中。这一变革不仅局限于技术层面,而是深刻地触及知识生产活动的哲学前提和文化语境。为了全面而深入地理解这一转变所带来的多维影响,本文将从以下四个角度探讨知识生产新时代的展望。

1. 生成式大模型驱动的智慧知识生态构建。在大模型的新时代里,知识生产正从传统的个体中心和线性模式转变为一个更为复杂和动态的模式。^⑥利用尖端的技术和算法驱动,大模型能够将多元、跨领域的信息资源融合为一体,从而形成一个自我进化的知识生态圈。这个智慧的生态圈不仅有量化的数据分析能力,更有对复杂现实世界的认知能力。一方面,这种进化式的生态能够及时、高效地从大数据中筛选、解析并产生具有深度的知识;另一方面,其针对个体学习者的知识需求提供的个性化推荐,意味着每个人都能够在生态中找到对自己有价值的知识源泉。

2. 生成式涌现的自适应知识进化。未来的大模型将不再是静态的知识仓库,而是一个不断自我调整 and 进化的知识生命体,^⑦根据外部的数据流与用户的实时互动不断自我调整、进化。这种动态的、自适应的特性将使得大模型始终处于知识前沿,无论是科学研究、社会动态还是技术革新都能及时反映到模型的知识体系中,以确保知识输出的实时性、准确性与全面性。

3. 文化与知识深度融合的全球场景。在全球化和多文化的大背景下,大模型具有整合不同文化和知识体系的独特能力。无论是技术、艺术、哲学还是社会科学,这些领域的交叉与碰撞在大模型的作用下得以深度整合,从而形成一个超越传统边界的全新知识网络。这种深度融合不仅推动了跨文化知识的传播,更为全球范围内的知识创新提供了丰沃的土壤,可以说生成式大模型在全球知识生态中起到了“文化翻译者”和“知识整合者”的双重角色的作用。这样的融合意味着人类的局域性知识视野将更加开放、包容,而这种多元性正是激活人类集体智慧的关键所在。

4. 知识生态系统的和谐发展。生成式大模型使知识生产从一个封闭、线性的模式转变为一个开放、网络化、生态化的模式。这一转变不仅改变了知识生产的速度和效率,更重要的是改变了知识生产的权力结构和价值导向,各种利益相关者都可以在这个生态中找到自己的定位并携手共建。^⑧这种开放和共享的特性使得知识生产更加民主、更加平等,从而更有可能实现社会公正和可持续发展。此外,由于大模型具有强大的数据处理和分析能力,它还能对知识生产过程进行实时监控和优化,从而确保知识的质量和可靠性。

展望:大模型作为生成式“涌现”的多维可能

在浓墨重彩的历史长卷中,知识生产和传播的方式始终在变革,并随着社会、技术和文化的发展而不断进化。如今,人类站在一个前所未有的岔路口,生成式大模型所引领的技术革命与人类对知识本质的不懈探索交汇碰撞。技术不仅作为工具出现,更成为一种反思媒介,映射出人类对世界的认知和未来构想。这样的知识生产方式变革不仅对高校的教学和科研发生颠覆性改变,更对人们的生产方式和生活方式产生了深远的影响。

生成式大模型揭示了一个全新的知识高原,它的出现挑战了传统的知识生成方式,使跨学科的交融成为可能,并重新定义了知识本体结构的边界。然而,每次技术进步都会带来机会与挑战,生成式大模型也不例外。它可能让大多数人迅速达到某一知识生成的“高原”,但真正的创新和高峰,仍然依赖于人类的深度思考、创造力和道德判断。在这样的背景下,人机协同成为一种必然的趋势。作为人类的独特性,所谓批判性思考、情感认知与道德观念,在知识生产的全过程中保持着不可替代的地位,人机协同不仅成为技术发展的必然趋势,更是一场哲学与伦理的深度探究。在大模型时代,教育领域的变革将尤为显著。生成式大模型作为集体智慧的体现,打破了知识传播的个体局限、学科局限,促进教学由个体的传授转变成了整体的、跨界的生成式知识涌现。生成式大模型不仅挑战了传统教育的角色定位,更使得教育的焦点从知识的传递转向了思维方式与能力的培养。教师可以运用生成式大模型,

根据实时的学生反馈,以及全球最新的教育研究成果,实现动态化、智能化生成教案与案例,也为学生提供了一个更具互动性和参与性的学习环境。

这种大模型的动态性、即时性为个体提供更丰富、更个性化的学习路径,但更进一步的,生成式的转变引致对现有教育建制的冲击,这些冲击不局限于技术和应用层面,更深刻地影响了教育的哲学基础和社会建构。生成式大模型的广泛应用,使得教育资源不再局限于物理空间和地理位置,从而有可能实现更为公平的教育资源分配。在生成式大模型的影响下,教师不再是唯一的知识传播者,学生也不再是被动的知识接受者。这一变化重新定位了教师与学生的关系,使其更趋向于平等和互动,从而在哲学层面上提出了“教与学”的新范式。

而在科研领域,生成式大模型则提供了一个新的研究范式。传统的科研方式通常基于个体、小组或固定团队的知识深度挖掘,而生成式大模型则能够在微观层面上解构各学科的知识元素,并在宏观层面上进行知识的重组和创新。这种跨学科的知识融合不仅打破了传统学科界限和科研组织效率的束缚,更为解决复杂社会问题提供了全新的思维模式和方法论。例如,DeepMind公司的AlphaDev人工智能通过强化学习“发现”了新的排序算法,超越了科学家和工程师几十年来磨炼的算法,并因此登上权威学术期刊《自然》(*Nature*)。同时,威斯康星大学麦迪逊分校的副教授迪米特里斯·帕帕伊利欧普洛斯(Dimitris Papailiopoulos)用GPT-4的思维链能力引导该大模型复现了与AlphaDev相同的突破性学术成果,这甚至昭示了一个批量生产科学时代的到来。

社会结构也因大模型的出现而发生改变,劳动市场正在适应这一新技术。模型培训师、算法优化专家、数据伦理顾问等新的职业机会逐渐产生,传统的数据分析师以及医疗、法律、教育等领域的专业人员在面对生成式大模型的影响亦需要转型调整。总而言之,生成式大模型对劳动市场的影响是双重的。一方面,它为高技能劳动力创造了新的机会,促进了就业市场的多样化。另一方面,它对低技能或重复性任务的岗位构成了威胁,可能导致就业流失。

至于生产方式与生活方式的转变,这不仅是技

术进步的必然结果,也反映了社会对于效率、精准与个性化需求的追求。在工业生产领域,生成式大模型对产品设计、原型验证以及市场预测等环节赋予了前所未有的精度和便捷性。在日常生活中,生成式大模型的应用范围从智能家居扩展至数字艺术创作,成为现代社会运作的智能化基础设施。

站立在这一历史性的岔路口,每个个体肩负着的责任和可能性,就是在这个知识生产的新纪元中,如何坚守知识的真实性、深度性和公正性。这种责任不仅是为了确保知识不被简化为权力的象征,更是为了使其成为推动社会进步的核心动力。这一责任和机会共同构成了引领人类社会走向更加开放、公正和智慧的新纪元的基础,为构建新的知识高峰提供了方向和动力。

注释:

①J. H. Holland, *Emergence: From Chaos to Order*, Oxford: Oxford University Press, 2000, pp. 42-45.

②T. S. Kuhn, I. Hacking, *The Structure of Scientific Revolutions*, Chicago: The University of Chicago Press, 2012, pp. 171-172.

③陈丽、郭玉娟、张文梅:《“互联网+教育”的世界观:复杂系统观》,《中国远程教育》2023年第8期。

④迈克尔·吉本斯等:《知识生产的新模式:当代社会科学与研究的动力学》,陈洪捷、沈文钦等译,北京大学出版社,2011年,第1-3页。

⑤刘日明、刘小涛:《智能知识生产模式的本质特征和社会驱动》,《社会科学》2022年第8期。

⑥I. Lakatos, *Falsification and the Methodology of Scientific Research Programmes, Philosophy, Science, and History*, London: Routledge, 2014, pp. 89-94.

⑦L. Canfora, *The Vanished Library: A Wonder of the Ancient World*, Berkeley: University of California Press, 1990, pp. 155-157.

⑧E. L. Eisenstein, *The Printing Revolution in Early Modern Europe*, Cambridge: Cambridge University Press, 2005, p. 209.

⑨K. Popper, *The Logic of Scientific Discovery*, London: Routledge, 2005, pp. 53-54.

⑩H. Chesbrough, "Open Innovation: A New Paradigm for Understanding Industrial Innovation", in *Open Innovation: Researching A New Paradigm*, Oxford: Oxford University Press, 2006, pp. 1-19.

⑪Y. Benkler, *The Wealth of Networks: How Social Production Transforms Markets and Freedom*, New Haven and London: Yale University Press, 2006, p. 528;赵涛:《论网络时代知识生

产方式的变迁与演绎》,《自然辩证法研究》2014年第12期。

⑫C. Shirky, *Here Comes Everybody: The Power of Organizing Without Organizations*, New York: The Penguin Press, 2008, p. 258.

⑬S. Brin, L. Page, "The Anatomy of a Large-Scale Hypertextual Web Search Engine", *Computer Networks and ISDN Systems*, Vol. 30, No. 7(1988), pp. 107-117.

⑭D. Koller, A. Ng, "The Online Revolution: Education for Everyone", *Seminar Presentation at the Said Business School*, England: Oxford University, 2013.

⑮K. R. Lakhani, R. G. Wolf, "Why Hackers Do What They Do: Understanding Motivation and Effort in Free/Open Source Software Projects", *SSRN Electronic Journal*, (2003), pp. 1-28.

⑯韩震:《知识形态演进的历史逻辑》,《中国社会科学》2021年第6期。

⑰J. Mike, *Generative Leadership and Emergence: Case Studies in Higher Education*, The George Washington University, 2018, pp. 10-12.

⑱T. Kizilhan, S. B. Kizilhan, "The Rise of the Network Society—the Information Age: Economy, Society, and Culture", *Contemporary Educational Technology*, Vol. 7, No. 3(2016), pp. 277-280.

⑲M. Polanyi, *The Tacit Dimension*, London: Routledge, 1966, pp. 4-25.

⑳米加宁、刘润泽:《大算力与知识生产方式的革命——基于ChatGPT的技术影响与实践展望》,《中国社会科学评价》2023年第2期。

㉑P. Welinder, et al., "The Multidimensional Wisdom of Crowds", *Proceedings of the 23rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Cambridge, MA: MIT Press, 2010, pp. 2424-2432.

㉒N. M. Coe, M. Hess, "Global Production Networks, Labour and Development", *Geoforum*, Vol. 44(2013), pp. 4-9.

㉓B. Latour, *Reassembling the Social: An Introduction to Actor-Network-Theory*, Oxford: Oxford University Press, 2005, pp. 4-7.

㉔D. M. Blei, A. Kucukelbir, J. D. McAuliffe, "Variational Inference: A Review for Statisticians", *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 112, No. 518(2017), pp. 859-877.

㉕D. Yarats, et al., "Improving Sample Efficiency in Model-Free Reinforcement Learning From Images", *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Vol. 35, No. 12(2021), pp. 10674-10681.

㉖A. Birhane, et al., "Science in the Age of Large Language Models", *Nature Reviews Physics*, Vol. 5, No. 5(2023), pp. 277-280; 车万翔等:《大模型时代的自然语言处理:挑战、机遇与发展》,《中国科学:信息科学》2023年第9期。

㉗B. Kim, et al., "Generative Model Using Knowledge

Graph for Document-Grounded Conversations", *Applied Sciences*, Vol. 12, No. 7(2022), p. 3367.

㉘Y. Liu, et al. "Generative Artificial Intelligence and Its Applications in Materials Science: Current Situation and Future Perspectives", *Journal of Materiomics*, Vol. 9, No. 4(2022), pp. 798-816.

㉙C. Rosenberg, *Rise of the Knowledge Worker*, London: Routledge, 2009, pp. 221-232.

㉚A. J. Onwuegbuzie, K. M. T. Collins, R. K. Frels, "Foreword: Using Bronfenbrenner's Ecological Systems Theory to Frame Quantitative, Qualitative, and Mixed Research", *International Journal of Multiple Research Approaches*, Vol. 7, No. 1(2013), pp. 2-8.

㉛T. Brown, et al., "Language Models Are Few-Shot Learners", *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 33 (2020), pp. 1877-1901; N. Dehouche, "Plagiarism in the Age of Massive Generative Pre-trained Transformers(GPT-3)", *Ethics in Science and Environmental Politics*, Vol. 21(2021), pp. 17-23.

㉜Y. LeCun, Y. Bengio, G. Hinton, "Deep Learning", *Nature*, Vol. 521, No. 7553(2015), pp. 436-444.

㉝L. Floridi, *The Logic of Information: A Theory of Philosophy as Conceptual Design*, Oxford: Oxford University Press, 2019.

㉞J. Schmidhuber, "Deep Learning in Neural Networks: An Overview", *Neural Networks*, Vol. 61(2015), pp. 85-117.

㉟S. Biswas, C. A. Miller, "Deconstructing Knowledge and Reconstructing Understanding: Designing a Knowledge Architecture for Transdisciplinary Co-creation of Energy Futures", *Sustainable Development*, Vol. 30, No. 2(2022), pp. 293-308.

㊱T. Sammut-Bonnici, J. McGee, "Network Strategies for the New Economy", *European Business Journal*, Vol. 14(2002), pp. 174-185.

㊲L. Taylor, "What Is Data Justice? The Case for Connecting Digital Rights and Freedoms Globally", *Big Data & Society*, Vol. 4, No. 2(2017), pp. 1-14.

㊳A. Jelfs, J. T. E. Richardson, "The Use of Digital Technologies Across the Adult Life Span in Distance Education", *British Journal of Educational Technology*, Vol. 44, No. 2(2013), pp. 338-351.

㊴C. Pohl, "From Transdisciplinarity to Transdisciplinary Research", *Transdisciplinary Journal of Engineering & Science*, Vol. 1(2010), pp. 65-73.

㊵K. L. Hall, et al., "The Collaboration Readiness of Transdisciplinary Research Teams and Centers: Findings from the National Cancer Institute's TREC Year-One Evaluation Study", *American Journal of Preventive Medicine*, Vol. 35, No. 2(2008), pp. S161-S172.

㊶H. von Wehrden, et al., "Interdisciplinary and Transdisci-

plinary Research: Finding the Common Ground of Multi-faceted Concepts", *Sustainability Science*, Vol. 14, No. 3(2019), pp. 875-888.

⑫B. M. Belcher, et al., "Linking Transdisciplinary Research Characteristics and Quality to Effectiveness: A Comparative Analysis of Five Research-for-Development Projects", *Environmental Science & Policy*, Vol. 101(2019), pp. 192-203.

⑬S. Pan, et al. "Unifying Large Language Models and Knowledge Graphs: A Roadmap", *arXiv preprint: 2306.08302*,(2023).

⑭M. Gupta, et al., "From ChatGPT to ThreatGPT: Impact of Generative AI in Cybersecurity and Privacy", *IEEE Access*, Vol. 11(2023), pp. 80218-80245.

⑮J. C. Schmidt, "What Is a Problem? On Problem-Oriented Interdisciplinarity", *Poiesis & Praxis*, Vol. 7(2011), pp. 249-274.

⑯A. Olewnik, et al., "Defining Open-Ended Problem Solving Through Problem Typology Framework", *International Journal of Engineering Pedagogy(IJEP)*, Vol. 10, No. 1(2020), pp. 7-30.

⑰C. Semeraro, et al., "Digital Twin Paradigm: A Systematic Literature Review", *Computers in Industry*, Vol. 130(2021), p. 103469.

⑱A. E. Saddik, "Digital Twins: The Convergence of Multimedia Technologies", *IEEE Multimedia*, Vol. 25, No. 2(2018), pp. 87-92.

⑲T. Grisold, M. F. Peschl, "Why a Systems Thinking Perspective on Cognition Matters for Innovation and Knowledge Creation. A Framework towards Leaving Behind our Projections from the Past for Creating New Futures", *Systems Research and Behavioral Science*, Vol. 34, No. 3(2017), pp. 335-353.

⑳J. M. Bishop, "Artificial Intelligence Is Stupid and Causal Reasoning Will Not Fix It", *Frontiers in Psychology*, Vol. 11(2021), p. 513474.

㉑J. Zhang, "Adaptive Learning Environment System Based on Multi-event Driven Technology", *International Journal of Emerging Technologies in Learning(iJET)*, Vol. 11, No. 11(2016), pp. 37-42.

㉒F. Vinchon, et al., "Artificial Intelligence & Creativity: A Manifesto for Collaboration", *The Journal of Creative Behavior*, (2023).

㉓H. Du, et al. "Chat with ChatGpt on Intelligent Vehicles: An IEEE TIV Perspective", *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, Vol. 8, No. 3(2023), pp. 2020-2026.

㉔R. T. Hughes, L. Zhu, T. Bednarz, "Generative Adversarial Networks-Enabled Human-Artificial Intelligence Collaborative Applications for Creative and Design Industries: A Systematic Review of Current Approaches and Trends", *Frontiers in Artificial In-*

telligence, Vol. 4(2021), p. 604234.

㉕F. F. Nah, et al., "Generative AI and ChatGPT: Applications, Challenges, and AI-human Collaboration", *Journal of Information Technology Case and Application Research*, Vol. 25, No. 3(2023), pp. 277-304.

㉖G. D. Togni, et al. "What Makes AI 'Intelligent' and 'Caring'? Exploring Affect and Relationality across Three Sites of Intelligence and Care", *Social Science & Medicine*, Vol. 277(2021), p. 113874.

㉗A. I. Miller, *The Artist in the Machine: The World of AI-Powered Creativity*, Cambridge: The MIT Press, 2019, pp. 11-17.

㉘D. M. Bartels, et al, "Principled Moral Sentiment and the Flexibility of Moral Judgment and Decision Making", *Cognition*, Vol. 108, No. 2(2008), pp. 381-417.

㉙M. Del Giudice, et al., "Toward the Human-Centered Approach. A Revised Model of Individual Acceptance of AI", *Human Resource Management Review*, Vol. 33, No. 1(2023), p. 100856.

㉚J. M. Hoc, "From Human-Machine Interaction to Human-Machine Cooperation", *Ergonomics*, Vol. 43, No. 7(2000), pp. 833-843.

㉛A. Kouppanou, "Bernard Stiegler's Philosophy of Technology: Invention, Decision, and Education in Times of Digitization", *Educational Philosophy and Theory*, Vol. 47, No. 10(2015), pp. 1110-1123.

㉜L. Damiano, P. Dumouchel, "Anthropomorphism in Human-Robot Co-evolution", *Frontiers in Psychology*, Vol. 9(2018), p.468.

㉝B. Gallupe, "Knowledge Management Systems: Surveying the Landscape", *International Journal of Management Reviews*, Vol. 3, No. 1(2001), pp. 61-77.

㉞P. Gupta, et al., "Fostering Collective Intelligence in Human-AI Collaboration: Laying the Groundwork for COHUMAN", *Topics in Cognitive Science*,(2023), pp. 1-28.

㉟P. Carayon, "Human Factors of Complex Sociotechnical Systems", *Applied Ergonomics*, Vol. 37, No. 4(2006), pp. 525-535.

㊱F. Ibeke-Sanjuan, B. Geoffrey, "Implications of Big Data for Knowledge Organization", *Knowledge Organization*, Vol. 44, No. 3(2017), pp. 187-198.

㊲V. Ganesh, S. A. Seshia, S. Jha, "Machine Learning and Logic: A New Frontier in Artificial Intelligence", *Formal Methods in System Design*, Vol. 60, No. 3(2022), pp. 426-451.

㊳T. Janowski, E. Estevez, R. Baguma, "Platform Governance for Sustainable Development: Reshaping Citizen-Administration Relationships in the Digital Age", *Government Information Quarterly*, Vol. 35, No. 4(2018), pp. S1-S16.