

多模态大模型驱动量子类脑心智计算的跨学科 创新与科研范式重构

刘 扬^{1,2}, 韩道军^{1,2}, 左宪禹^{1,2}, 葛 强^{1,2}

(1. 河南大学 河南省大数据分析处理重点实验室; 2. 河南大学 计算机与信息工程学院, 河南 开封 475004)

摘要: 随着多模态大模型(LMM)的发展,人工智能已成为促进新质生产力的核心动力。作为新型智能系统理论和算法应用的前沿领域,量子类脑心智计算(QBMC)属于交叉学科的科研方向,QBMC的研究需要多学科融合和跨学科教育模式支撑。综述了多模态大模型的发展历程,基于科学、技术、工程、艺术和数学(STEAM)的教学模式,分析了量子类脑心智计算的科研和教学问题;在多模态大模型驱动下,探索了QBMC教学模式的跨学科交叉和变革,研究了QBMC科研范式的多学科融合与创新。多模态大模型赋能基于STEAM的QBMC科研创新和教育变革,对研究新一代人工智能和促进复合型人才培育具有重要现实意义。

关键词: 多模态大模型;量子类脑心智计算;STEAM教育模式;跨学科创新;科研范式重构

DOI: 10.11907/rjdk.251408

扫描二维码阅读全文:

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(XXXX)0XX-0001-07



Transdisciplinary Innovation and Research Paradigm Reconstruction of Quantum Brain and Mind Inspired Computing Driven by Large Multimodal Models

LIU Yang^{1,2}, HAN Daojun^{1,2}, ZUO Xianyu^{1,2}, GE Qiang^{1,2}

(1. Henan Key Laboratory of Big Data Analysis and Processing, Henan University; 2. School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475004, China)

Abstract: With the development of large multimodal models (LMM), artificial intelligence has become the core driving force for promoting new quality productive forces. As the forefront of new intelligent system theory and algorithm applications, the research on quantum brain and mind inspired computing (QBMC) belongs to interdisciplinary research. The research of QBMC requires the support of interdisciplinary integration and transdisciplinary education models. This paper provides an overview of the development history of LMM and investigates the research and teaching issues of QBMC based on the science, technology, engineering, arts, and mathematics (STEAM) model; Under the drive of LMM, I explored the transdisciplinary integration and transformation of QBMC educational model, and studied the innovation of multidisciplinary integration of QBMC research paradigm. The empowerment of LMM in QBMC scientific research innovation and STEAM education reform is of great practical significance for researching new generation artificial intelligence and promoting the cultivation of composite talents.

Key Words: large multimodal model; quantum brain and mind inspired computing; STEAM education paradigm; transdisciplinary innovation; reconstruction of research paradigms

收稿日期: 2025-06-16

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62176087); 河南省自然科学基金重点项目(242300421218); 河南省高校科技创新团队项目(24IRTSTHN021); 河南省重点研发与推广专项(软科学)重点项目(2324004110021); 河南省研究生教育改革与质量提升工程项目(YJS2023JD28, YJS2024JD30)

作者简介: 刘扬(1971-), 男, 博士, 河南大学计算机与信息工程学院教授、博士生导师, 研究方向为量子类脑心智计算理论与技术、时空大数据与大模型系统工程; 韩道军(1979-), 男, 博士, 河南大学计算机与信息工程学院教授、博士生导师, 研究方向为大模型、知识图谱; 左宪禹(1979-), 男, 博士, 河南大学计算机与信息工程学院教授、博士生导师, 研究方向为大数据处理、并行计算; 葛强(1977-), 男, 博士, 河南大学计算机与信息工程学院教授、博士生导师, 研究方向为大数据分析、自动推理。本文通讯作者: 葛强、刘扬。

0 引言

在现代技术的信息化、网络化与智能化变革中,随着人工智能、大数据、物联网等技术的高层次演进,新技术的发展有力地推动了生产力的巨大飞跃,成为创新发展的原动力。从深蓝象棋(DeepBlue)^[1]到阿尔法围棋(AlphaGo)^[2],从ChatGPT^[3-4]到DeepSeek^[5-6],当下人工智能在信息技术领域的发展将在深度和广度上极大地促进新质生产力的发展。

在当前人工智能国际竞争白热化的全球大环境下,人工智能的发展在推动千行百业的创新发展和智能化转型中发挥了巨大作用。多模态大模型(LMM)有力地驱动跨学科(Transdisciplinary)教育的创新,重构科研范式和多学科(Multidisciplinary)融合。本文以量子类脑心智计算(Quantum Brain and Mind inspired Computing, QBMC)的科研和教育为例,探讨多模态大模型推动QBMC的教育科研和改革创新路径,分析其对跨学科研究及人才培养的影响。

1 量子类脑心智计算与多模态大模型

量子类脑心智计算(QBMC)是建立在类脑心智计算基

础之上,涉及计算机科学与技术、智能系统工程、量子信息理论与技术、神经科学、认知科学、计算数学等多学科融合且智能前沿的学科交叉(Interdisciplinary)研究。QBMC研究包括理论模型、关键算法和复杂系统。针对量子类脑心智计算的科研和教学,需要基于科学、技术、工程、艺术和数学(Science, Technology, Engineering, Mathematics, Art or Aesthetic, STEAM)多维协同探索跨学科的教学模式创新和多学科融合的科研范式重构。面向新一代人工智能“双一流”跨学科创新与科研范式重构,搭建基于STEAM的量子类脑心智计算(QBMC-STEAM)教学科研体系如图1所示。

目前,QBMC相关人才培养存在学科知识壁垒、理论实践脱节、创新能力不足等问题。在QBMC相关学科壁垒与知识碎片化上,传统教育模式由于学科间缺乏有效沟通,易导致学生知识体系碎片化,难以培养其复杂问题的全面理解和解决能力,无法适应QBMC跨学科研究和教学。在QBMC相关理论与实践上,不同学科理论教学、核心方法和实践应用之间也存在较大差距,学生难以将所学知识应用于实际问题解决。在QBMC相关创新能力培养上,传统教学模式注重知识传授,忽视学生思维创新、创造能力和设计水平培养,难以满足新质生产力对创新人才的需求。

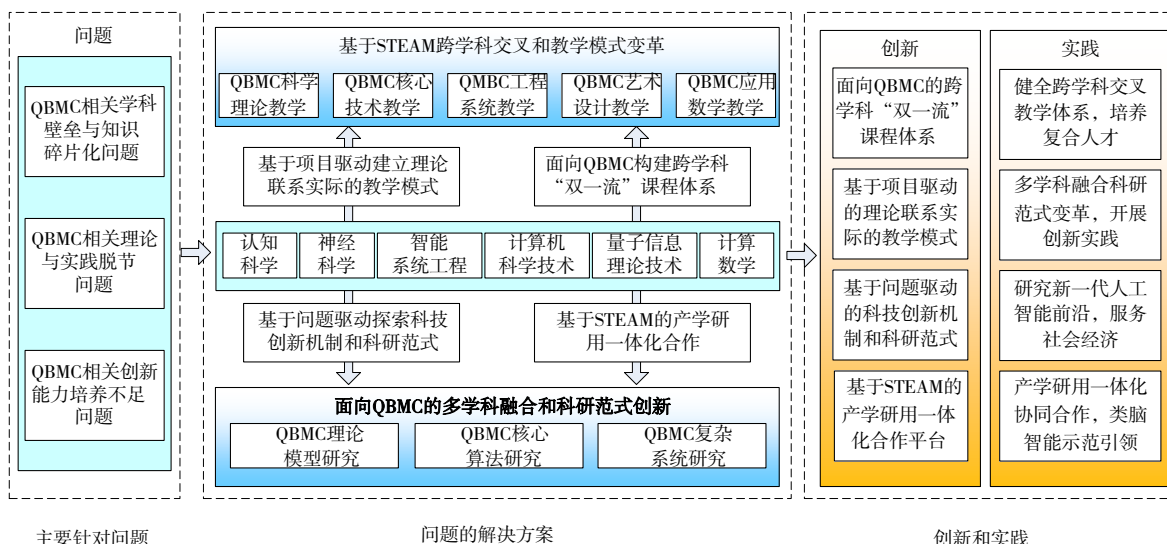


Fig. 1 Interdisciplinary innovation and research paradigm reconstruction for QBMC-STEAM

图1 面向QBMC-STEAM的跨学科创新与科研范式重构

1.1 量子类脑心智计算研究框架

类脑心智计算(BMC)同时考虑神经系统的网络结构和大脑信息处理架构,以及认知系统的功能原理和心智信息处理模式,模拟自然智能的复杂系统行为,综合设计类脑感知计算和心智认知计算的理论模型,进而实现新型类脑智能的计算技术、方法和系统^[7]。BMC理论同时侧重大

脑神经系统的结构仿真、心智认知系统的功能模仿和自然智能系统的行为模拟,以解决智能计算功能模仿和结构仿真的兼容性问题。量子类脑心智计算(QBMC)建立在BMC理论基础之上,QBMC借鉴量子比特(Qubit)的量子脉冲机制和量子概率幅或量子幅行为,结合量子计算进一步探索大脑神经系统架构和心智认知系统功能,以期形成高

效能复杂系统行为的智能模型和系统理论。

QBMC 借鉴量子叠加、量子纠缠、量子干涉等性质,研究实现量子脉冲感知、量子概率认知、量子并行计算和量子语义推理等高效能计算方法。量子类脑心智计算(QBMC)研究框架如图2所示。QBMC可用于研究类脑智能的科学理论、共性技术和工程应用等前沿领域;面向时空大数据处理设计量子类脑心智计算模型;针对遥感智能信息提取探索类脑计算核心技术;基于类脑智能开展无人自主系统的态势感知、智慧医疗的辅助早期诊断、智能遥

感信息提取、城市大脑时空大数据信息处理的工程应用和推广示范。

量子类脑心智计算(QBMC)属于学科交叉研究,具体涉及计算机科学、神经科学、认知科学,量子信息和复杂系统等多学科交叉融合,以往单一学科的发展模式已难以支撑QBMC的科学技术和工程应用的科研创新。多模态大模型(LMM)的发展为QBMC教学改革和科研创新提供了思路,以智能发展反哺智能研究,为实现多学科融合的科研范式重构和跨学科教育创新提供了机遇。

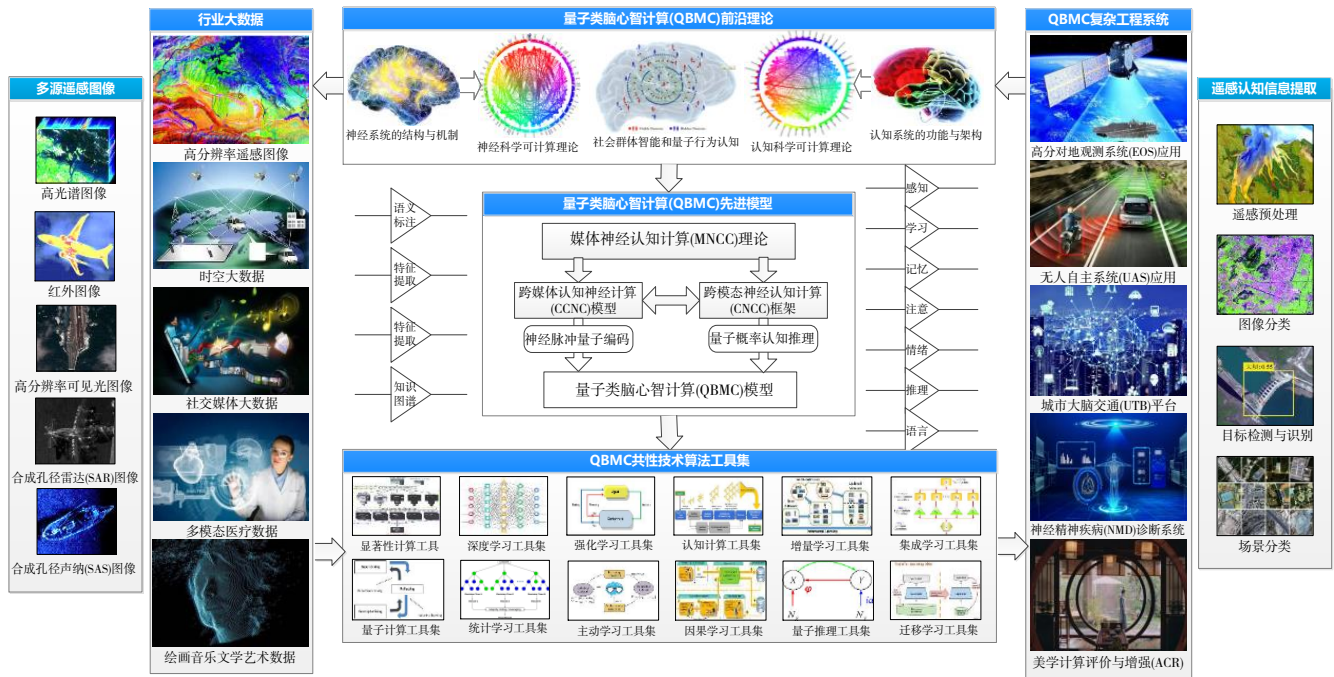


Fig. 2 Research framework for quantum brain and mind inspired computing

图2 量子类脑心智计算研究框架

1.2 基于STEAM的教育模式创新

量子类脑心智计算(QBMC)是一种同时考虑神经系统的网络结构和大脑信息处理架构,以及认知系统的功能原理和心智信息处理模式,模拟自然智能的复杂系统行为,综合设计类脑感知计算和心智认知计算的理论模型,进而实现新型类脑智能的计算技术、方法和系统。在“功能—行为—结构”(FBS)设计思想的基础上,QBMC研究同时侧重大脑神经系统的结构仿真(Emulation)、心智认知系统的功能模仿(Simulation)和自然复杂系统的量子行为模拟(Imitation),以解决智能计算的功能模仿和结构仿真的兼容问题^[8-9]。QBMC的教学和科研涉及不同学科之间的知识融合与创新,通过整合多学科的理论和方法,探索新型类脑智能的计算技术、方法和系统。QBMC的科研需从传统的单一学科研究向多学科交叉融合和跨学科合作转变;QBMC的教学也需要通过教学方法创新以适应不同学科之间的知识体系变革。

在全球现代大学教育或高等教育理念中,典型代表有

4种主流教育模式:洪堡(Humboldt)式教育和纽曼(Newman)式教育^[10]、吉尔曼—艾略特(Gilman-Eliot)式教育,以及融合科学、技术、工程、艺术和数学(STEAM)的教育模式^[11]。德国的洪堡教育强调的是专才教育,也即学生要精通专业学习。英国的纽曼教育强调的是通才教育,也即普遍意义上的素质教育或博雅教育,其培养学生的知识面要求更广。美国的吉尔曼—艾略特教育在本科阶段强调通才教育,在研究生阶段强调专才教育。STEAM教育模式是一种跨学科融合的教育模式。在STEAM教育模式中,S(科学)强调学生观察、实验和探究,培养学生的科学思维和分析能力;T(技术)侧重帮助学生理解和运用技术,促进科技创新;E(工程)通过项目培养训练学生的工程设计和解决实际问题的能力;A(艺术)利用绘画、音乐、美学、人文等培养学生创意表达和设计思维,提升学生创造能力;M(数学)是科学、技术和工程的基础,通过数学教育培养学生的逻辑思维和问题解决能力。

STEAM教育模式是培养未来复合型科技人才的关键,

也是推动国家创新能力和竞争力的重要支柱,具有战略性、基础性、先导性地位。随着全球科技进步和经济发展的加速,考虑到掌握先进科技和培养创新型人才的重要性,中国、美国、澳大利亚、芬兰、爱尔兰等国家和地区已将 STEAM 教育提升到国家战略的高度。强化 STEAM 教育是我国战略发展的重要支撑和教育改革的重要内容,加强 STEAM 教育是促进新质生产力发展的关键举措。

由于教育体系、课程设计、政策导向等多方面因素,我国 STEAM 教育在中小学阶段得以推广,但在高等教育中应用相对较少。对于跨学科教育和多学科的研究须打破学科界限,STEAM 模式是非常有利于多学科融合和创新体系的建立。在量子类脑心智计算(QBMC)的教学模式和科研范式研究中,可分别从 STEAM 的多维度探索教学变革和科研创新,基于 STEAM 教育理念分别在理论、算法和系统上开展行业应用实践,培养具有人文素养和跨学科创新能力的人才。

STEAM 的实质是一种理论联系实际、多学科融合、跨学科交叉的教育理念和教育模式。在日新月异的现代社会发展中,对于新一代人工智能 QBMC 的教学科研,只有结合 STEAM 教育理念,整合多学科知识资源,实现跨学科交叉融合,才能培养学生的创新精神和实践能力,以适应现代社会科技的快速变化。STEAM 教育模式强调的是打破学科界限,有机整合不同学科知识,通过实践和项目驱动的方式,培养学生的创新精神、实践能力和综合素质。采用跨学科整合的项目驱动或问题驱动的教学方式,STEAM 可让学生在解决实际问题的过程中实现个性化发展\主动学习、协作沟通和实践创新。当前,多模态大模型(LMM)的快速发展为 STEAM 教育模式创新提供了一条有效途径。通过大模型整合多模态数据,结合 STEAM 教育的跨学科特性,为面向 QBMC-STEAM 的跨学科创新与科研范式重构提供了一条崭新思路。

1.3 多模态大模型研究进展

1.3.1 基础模型与大模型

2021 年,斯坦福大学团队提出基础模型(Foundation Model)相关概念,旨在建立通用人工智能(Artificial General Intelligence, AGI),利用大数据实现高能耗的预训练,以解决各类垂直专业任务^[12-13]。大模型是具有大规模参数和复杂计算结构的深度学习模型,基础模型强调模型的通用性和适配性,大模型则强调模型的规模和能力。

当模型参数量 N 、数据大小 D (Token 数)和计算量 C (FLOPS)达到一定规模阈值或临界点时,系统将产生性能的质变或相变,涌现出小模型难以实现的高级能力。研究表明,人脑有 86 B 至 100 B 个神经元,总计约有 100 T 至 1 P 个突触,这是为什么当前大模型无限地追求巨量人工神经网络参数的研究依据。2020 年,OpenAI 发现大语言模型(Large Language Model, LLM)中的第一性原理,即大模型的尺度定律(Scaling Laws)^[14]。对于 Decoder-only 的模型,

模型性能 P 与计算量 C 、模型参数量 N 和数据大小 D 三者近似满足 $C \approx 6ND$ 的关系;模型性能 P 与模型层数、深度和宽度等结构参数基本无关。但 P 与 C 、 N 和每个因素都呈现幂律关系,即 $P \propto N^\alpha D^\beta C^\gamma$ 。为提升模型性能,一般 N 和 D 要同步放大,但模型和数据的放大比例还存在争议。研究还发现,大语言模型(LLM)的尺度定律不仅适用于语言处理,还适用于其他模态和跨模态任务^[15]。

1.3.2 多模态大模型与 DeepSeek

人脑成像研究表明,其数据处理是多模态数据融合的。多模态认知计算作为人工智能的关键领域,目前已经发展出多种任务和方法,如多模态关联、跨模态生成和多模态协同等^[16-17]。根据模态不同,大模型可分为语言、视觉、听觉的单模态大模型和多模态大模型(Large Multimodal Model, LMM)。LMM 是当前智能科学和工程技术的热点,通过集成整合文本、图像、音频、视频等多媒体数据的呈现和交互,其可实现支持视觉、听觉、触觉、语言等多模态语义的理解和生成。利用不同模态之间的生成、转换和对齐,可实现跨模态理解,并在不同媒体之间进行转换、迁移和协同处理,可实现跨媒体识别等复杂任务。

自大模型尺度定律提出以来,为提升大模型性能,研究者一直致力于增加模型参数和训练数据规模,进一步推高了算力和能耗成本。目前,这种难以为继的粗狂发展模式正在化繁为简,通过精细地设计模型架构,有效甄选训练数据,调整优化算法,从而提升大模型推理效率。以 OpenAI 的 o1/o3 模型为代表的后训练技术,在其后训练过程中的生成阶段、推理阶段和微调阶段负载特点各不相同,模型训练各阶段也有切换开销,不能简单地追求每个阶段的局部最优,需要合理地设置并行策略。

DeepSeek 大模型在架构设计、算法优化、系统软件等多个层次上进行了创新。在架构设计上,DeepSeek-V3 采用混合专家(DeepSeekMoE)稀疏架构,其参数规模为 671 B,每个 Token 激活参数量为 37 B,并针对性能提升和成本降低双重目标进行优化^[6]。DeepSeekMoE 采用多个专家模块通过路由分工协作训练,按需推理调用以提高资源利用率和训练效率,从而解决大模型能耗“黑洞”问题;利用多头潜在注意力(Multi-Head Latent Attention, MLA)降低内存占用,确保推理效率^[18];使用全自动强化学习替代监督微调和基于人类反馈的强化学习(Reinforcement Learning from Human Feedback, RLHF),显著提高了强化学习效率;利用低秩注意力机制和 FP8 混合精度压缩运算参数量和减少显存占用,提升模型运行效率,降低资源能耗和成本。为提升推理的可解释性,减少模型的“幻觉”问题和“黑盒”问题影响,DeepSeek 采用思维链(CoT)技术,引导模型在生成最终答案前,显式地展示其逐步推理的逻辑过程^[19]。

在中文信息处理上,DeepSeek 充分利用汉语信息熵密度高(汉字平均信息熵高达 9.65 bit,远超英文字母的 4.03

bit)和序列长度短的特性,发挥了独特的优势和潜力。DeepSeek 在数学、代码生成和自然语言推理等任务上与 OpenAI 的 GPT-4 相当,且生成速度有显著提升。Science 为此研究刊发评论^[20],Nature 甚至连发 6 篇文章对 DeepSeek 作出高度评价^[21-22]。DeepSeek 的低成本、高性能、开源与私有化部署优势,在教育、医疗、金融等垂直场景激发起新一波的智能化应用浪潮。作为科学革命的新工具、技术发明的突破与工程创造的奇迹,DeepSeek 驱动的科研范式变革将形成教育智能化转型的新基座。

2 QBMC-STEAM 的学科交叉与科研创新

为引领和发展新质生产力,作为新一代人工智能,量子类脑心智计算(QBMC)的教学和科研创新需打破学科院系和专业壁垒,培养未来的创造性人才。面向 QBMC-STEAM 的跨学科交叉教学创新与多学科融合科研范式变革方案如图 3 所示。针对基于科学、技术、工程、数学和艺术的量子类脑心智计算(QBMC-STEAM)研究的教学和科研问题,在多模态大模型(LMM)驱动下,探索跨学科交叉的教学模式变革,研究多学科融合的科研范式创新。

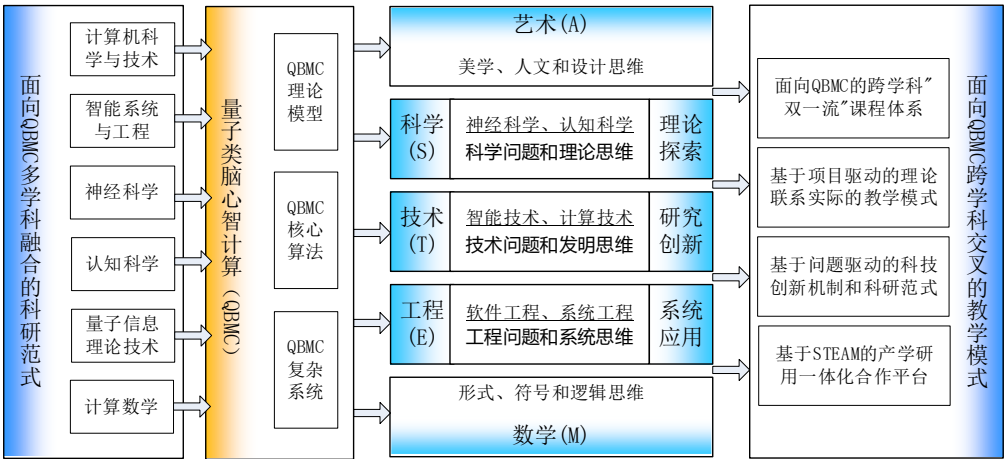


Fig. 3 Interdisciplinary teaching innovation and multidisciplinary integration research paradigm transformation plan for QBMC-STEAM

图3 面向QBMC-STEAM的跨学科交叉教学创新与多学科融合科研范式变革方案

2.1 面向QBMC的多学科融合的科研范式创新

量子类脑心智计算(QBMC)作为人工智能领域的前沿,其研究与发展需要多学科的深度融合和跨学科交叉。在“双一流”学科建设的背景下,聚焦 QBMC 教学和科研的核心问题,分别通过科学、技术、工程、数学和艺术(STEAM)的多维度协同和跨学科交叉教学探索,结合计算机科学与技术、智能系统与工程、量子信息与技术、神经科

学、认知科学、计算数学等多学科融合以研究 QBMC 的科研范式变革,推动 QBMC 领域的跨学科发展与教学创新。研究多模态大模型(LMM)在 STEAM 的智能化应用,利用 AI for STEAM(AI4STEAM)“反推”基于 STEAM 多学科融合的 QBMC 科研范式创新。如表 1 所示,本文将从科学理论、关键技术、工程应用、数学基础、艺术设计等维度,分别讨论 LMM 驱动的 QBMC 科研与教学创新。

Table 1 Innovation of interdisciplinary fusion paradigm for QBMC

表 1 面向 QBMC 的多学科融合的模式创新

多学科融合创新维度	多学科融合科研创新	多学科融合教学创新	目标
多学科融合的科学理论	知识图谱嵌入 LMM,在多模态大数据上构建 QBMC 多学科知识图谱	新理论融入课程,设计问题导向的教学案例	培养创新思维和科研能力
多学科融合的关键技术	LMM 的 RAG 检索推荐,构建 QBMC 多学科技术知识库	开设多学科课程,建立实习基地,设计技术攻关机制	提升技术研究和应用能力
多学科融合的工程应用	LMM 编写 QBMC 应用系统,研发项目	项目式学习模式,引入先进教育理念	培养工程实践能力和国际视野
多学科融合的数学研究	LMM 创新设计 QBMC 数理分析和推理过程	数学思维应用于教学环节,组织基于大模型的建模竞赛	培养数学素养和问题抽象能力
多学科融合的艺术设计	LMM 辅助探索 QBMC 审美机制和美学设计	科技融合艺术,培养审美能力和创新思维	提升综合素质和创新能力

(1)QBMC 的科学理论研究与科研方案。收集多模态大数据,通过命名实体识别、关系抽取等技术,提取 QBMC

领域的实体和关系。利用多模态大模型(LMM)和知识图谱嵌入技术将实体和关系映射到同一向量空间。对提取

的三元组存储到图数据库中,构建 QBMC 科学理论的知识图谱,并将 QBMC 领域的最新科研理论和成果融入课堂教学内容中^[23]。在跨学科交叉的课程开设、学术讲座和研讨会组织上,加深学生对 QBMC 科学理论和模型原理的理解。利用大模型设计问题导向的教学案例,激发学生的学习和研究兴趣。鼓励学生通过参与科研项目,探索 QBMC 的科学前沿问题,达到创新思维和科研能力培养目的。

(2)QBMC 的关键技术研究与设计。构建 QBMC 关键技术的本地知识库,利用多模态大模型(LMM)的检索增强生成(Retrieval Augmented Generation, RAG)功能培养学生的 QBMC 技术研究和应用能力^[24]。针对 QBMC 技术开设神经计算、深度学习、认知计算、大数据、大模型等相关课程,使学生掌握 QBMC 领域的关键技术。在加强与 AI 企业合作的同时,建立 AI 实习实训基地,为学生提供更多实践机会,提升其解决 AI 实际问题的能力。在课外设计关键技术攻关积分机制,鼓励学生参与技术竞赛和项目开发,通过实战锻炼学生技术能力和团队协作精神。

(3)QBMC 的工程系统研究与应用方案。利用多模态大模型(LMM)编写 QBMC 系统应用项目案例,注重培养学生的 QBMC 工程实践能力。利用大模型组织目标识别应用、智能机器人、智能医疗系统、遥感信息提取等 QBMC 相关工程项目管理,使学生将所学知识应用于现实工程项目中。采用项目式学习模式,让学生在实践中学、在项目中成长。此外,加强与国际一流大学的合作与交流,引入

先进复杂系统工程的教育方法和成果导向教育(OBE)理念,提升学生的国际视野和跨文化交流能力。

(4)QBMC 的数学基础研究与教学案例。利用多模态大模型(LMM)设计 QBMC 数学基础的分析和推理过程,注重培养学生的 QBMC 数学基础能力和建模能力。针对工程数学课程教学,在课堂上将大模型的数学思维应用于 QBMC 研究中的算法设计、数据分析等教学环节,为 QBMC 研究的问题抽象和形式化思维奠定了理论基础。在课外可组织建模竞赛等活动,提升学生的数学素养和实际问题的抽象能力。

(5)QBMC 的艺术设计研究与教学案例。利用多模态大模型(LMM)辅助配色、构图、音乐情感分析和美学设计,注重培养学生在艺术设计与科技研发的思想融合。针对跨学科课程教学,重点利用大模型培养学生的创新思维和审美能力。在课外组织艺术科技展览等活动,鼓励学生将艺术元素融入 QBMC 系统的研究与设计中,使系统设计具备美学特性和人文素养。利用艺术教育提升学生综合素质和创新能力,为 QBMC 科研提供多元化的视角和思路。

2.2 面向 QBMC 的跨学科交叉的教学模式创新

针对量子类脑心智计算(QBMC)研究和教学中存在的学科壁垒、理论与实践脱节及创新能力培养不足等问题,面向 QBMC-STEAM 设计教学模式创新和科研范式变革方案,如表 2 所示,具体采取的方法包括课程体系构建、教学模式变革、科研机制创新和产学研用一体化等内容。

Table 2 Innovation of interdisciplinary mode for QBMC

表 2 面向 QBMC 的跨学科交叉模式创新

学科交叉创新维度	学科交叉科研创新	学科交叉教学创新	方案目标
跨学科的知识体系创新	利用 LMM 整合多学科资源,打破学科壁垒	建立跨学科课程体系,形成 QBMC 教学体系	提升多学科知识综合运用和解决问题能力
跨学科的交叉模式变革	利用 LMM 建立项目研发智能体,以项目驱动科研创新	引入实际科研和企业合作,在项目中学习知识和应用教学	增强技术攻关、工程实践和应用创新能力
跨学科的机制创新	基于问题驱动探索 AI 驱动的科研范式变革	组建跨学科教学团队,支撑多学科教研和资源优化	培养复杂系统设计和创新思维能力
跨学科的产学研用一体化	基于 MCP 的大模型标准架构设计,开展科研成果转化	与 AI 企业和科研机构建立合作关系,开展成果转化案例教学	创建良好跨学科的科研实践和就业渠道

(1)面向 QBMC 建立跨学科“双一流”课程体系。打破传统学科界限,利用多模态大模型(LMM)辅助整合多学科资源,打破传统的院系界限和学科壁垒,实现跨学科知识的有机融合,构建以量子类脑心智计算(QBMC)为核心,形成覆盖多学科融合和跨学科交叉的课程体系。通过跨学科课程的设置,形成完整的 QBMC 教学知识体系,以提升学生综合运用多学科知识解决问题的能力。

(2)基于项目驱动构建理论联系实际的教学模式。利用多模态大模型(LMM)建立项目管理智能体(Agent)^[25],辅助项目驱动式的教学模式创新。引入实际科研项目和企业合作项目,让学生在参与项目的过程中学习和应用知识。通过理论联系实际,让学生在解决实际问题的项目研发过程中学习基础理论和工程应用知识。增强学生技术

攻关能力,使其更深入地理解 QBMC 的基础理论、技术原理和应用场景,有效地提升学生的复杂系统设计水平,提升工程实践能力和应用创新能力。

(3)基于问题驱动探索科技创新机制和科研范式。针对 QBMC 科研涉及多学科融合和跨学科交叉特性,基于问题驱动研究科技创新机制,探索 AI 驱动的科学探索、技术创新和工程应用的科研范式变革。组建良好的跨学科科研环境和多学科资源支持的科技创新平台和科研团队,为学生提供良好的科研环境和资源支持,促进基于多模态大模型(LMM)的 QBMC 关键问题研究的深入。在学生解决 QBMC 核心问题的科研活动中,利用 LMM 培养其复杂系统设计、创新思维和解决问题的能力。

(4)基于 STEAM 实现产学研用一体化合作。基于模

型上下文协议(MCP)设计“宿主—客户—服务”的大模型标准架构,开发高效的多模态大模型(LMM)应用,辅助基于STEAM的“产学研用”的一体化合作^[26]。积极与AI企业、科研机构建立紧密的合作关系,共同开展QBMC基础科研项目、关键技术开发和工程系统研发,推动QBMC科技成果转化和实际应用,创建良好的实践机会和就业渠道。

3 结语

针对量子类脑心智计算(QBMC)的教学科研问题,本文综述了多模态大模型研究进展、量子类脑心智计算研究框架,分析了STEAM-QBMC的学科交叉和科研创新方案。在多模态大模型驱动下,基于科学、技术、工程、数学和艺术(STEAM)模式探索了QBMC的跨学科教学模式创新和多学科融合科研范式重构思路。

针对QBMC跨学科交叉的教学体系构建,融合多学科知识图谱,完善跨学科课程体系,在整体上提升基于STEAM模式的跨学科综合素质教育水平。利用QBMC跨学科教学和科研训练,完善学生理论知识水平,提升实践和创新能力,培养卓越创新型复合人才。在多模态大模型驱动下,基于项目驱动的教学模式创新和基于问题驱动的科研范式重构,有效地提升实践教学和科研创新效果。

QBMC的前沿研究可用于无人自主系统、高分对地观测系统、神经精神疾病辅助诊断系统,以及美学计算等行业应用。基于STEAM开展跨学科的教学和科研,可实现QBMC的“产学研用”一体化合作创新。未来,将引领目标检测识别、智能遥感和智慧医疗等类脑智能的行业应用示范,这将产生良好的社会效益。实现QBMC科研的多学科融合和重构,解决STEAM教学的跨学科交叉与协同,对发展新一代人工智能具有重要现实意义。

参考文献:

- [1] HASSABIS D. Artificial intelligence: chess match of the century [J]. Nature, 2017, 544: 413–414.
- [2] SILVER D, SCHRITTWIESER J, SIMONYAN K, et al. Mastering the game of Go without human knowledge [J]. Nature, 2017, 550: 354–359.
- [3] RADFORD A, NARASIMHAN K. Improving language understanding by generative pre-training [C]//New Orleans: North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL2018), 2018.
- [4] VASWANI A, SHAZEER N M, PARMAR N, et al. Attention is all you need [C]//Long Beach: 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017), 2017.
- [5] DeepSeek AI, LIU A, FENG B, et al. DeepSeek-V3 technical report [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2412.19437?file=2412.19437>, 2024.
- [6] DAI D, DENG C Q, ZHAO C G, et al. DeepSeekMoE: towards ultimate expert specialization in mixture-of-experts language models [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2401.06066>.
- [7] LIU Y, LIU R J, ZHOU L M, et al. Thoughts on development and research of science, technology and engineering application of brain&mind-inspired computing [J]. Computer Science, 2023, 50(2): 364–373.
- [8] 刘扬, 刘睿佳, 周黎鸣, 等. 类脑心智计算的科学技术和工程应用的研究与思考 [J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 364–373.
- [9] BAI Z H, ZHANG Z H, LI C H, et al. Review on research of FBS model method [J]. Journal of Graphics, 2022, 43(5): 765–775.
- [10] 白仲航, 张资恒, 李晨辉, 等. 功能—行为—结构(FBS)模型方法研究综述 [J]. 图学学报, 2022, 43(5): 765–775.
- [11] LIU Y, WANG J, LI Y, et al. Research on function-behavior-structure-based software engineering methodology for software defined systems [J]. Space Habitation, 2025, 1(1): 100003.
- [12] VRIES W D, SLOWEY M. Concluding reflections: between humboldt and newman [M]. Hong Kong: Sense Publishers, 2012.
- [13] KHINE M, AREPATAMANNIL S. Introduction-STEAM education: theory and practice [M]. Switzerland: Springer Cham, 2021.
- [14] AWAI S M, NASEER M, KHAN S, et al. Foundation models defining a new era in vision: a survey and outlook [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2025, 47(4): 1–40.
- [15] BOMMASANI R, HUDSON D A, ADELI E, et al. On the opportunities and risks of foundation models [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2108.07258>.
- [16] KAPLAN J, MCCANDLISH S, HENIGHAN T, et al. Scaling laws for neural language models [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2001.08361>.
- [17] HENIGHAN T, KAPLAN J, KATZ M, et al. Scaling laws for autoregressive generative modeling [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2010.14701>.
- [18] LUO N, SHI W, YANG Z, et al. Multimodal fusion of brain imaging data: methods and applications [J]. Machine Intelligence Research, 2024, 21(1): 136–152.
- [19] LI X L. Multi-modal cognitive computing [J]. Science in China (Information Sciences), 2023, 53(1): 1–32.
- [20] 李学龙. 多模态认知计算 [J]. 中国科学: 信息科学, 2023, 53(1): 1–32.
- [21] KIMI TEAM. Kimi k1.5: scaling reinforcement learning with LLMs [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2501.12599>.
- [22] WEI J, WANG X, SCHUURMANS D, et al. Chain-of-Thought prompting elicits reasoning in large language models [C]//New Orleans: 36th Conference on Neural Information Processing Systems (NeurIPS), 2022.
- [23] NORMILE D. Chinese firm's large language model makes a splash [J]. Science, 2025, 387: 238.
- [24] DREYER J. China made waves with deepseek, but its real ambition is AI-driven industrial innovation [J]. Nature, 2025, 638: 609–611.
- [25] CONROY G, MALLAPATY S. How China created AI model deepseek and shocked the world [J]. Nature, 2025, 638: 300–301.
- [26] ZHU H S, XU D X, HUANG Y, et al. Graph structure enhanced pre-training language model for knowledge graph completion [J]. IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2024, 8(4): 2697–2708.
- [27] GAO Y, XIONG Y, GAO X, et al. Retrieval-augmented generation for large language models: a survey [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/2312.10997>.
- [28] WANG L, MA C, FENG X Y, et al. A survey on large language model based autonomous agents [J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 18(6): 1–42.
- [29] HOU X, ZHAO Y, WANG S, et al. Model context protocol (MCP): landscape, security threats, and future research directions [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/2503.23278>.

(责任编辑: 孙 娟)