

出版业科技与标准重点实验室——

教育领域融合出版知识挖掘与服务重点实验室

课题立项申请书

课题方向 1-1 基于 GLM 系列大模型的 AI 智能出题智能体构建

课题名称： 基于混合专家模型微调的出题 GLM 智能体构建技术
研究

课题负责人： 朱一凡

所在单位： 北京邮电大学

(盖章)

申请日期： 2025-06-29



填表说明

- 一、 本《申请书》是向“教育领域融合出版知识挖掘与服务重点实验室”申请开放课题和课题资助的必要材料,申报人应根据《申报书》的要求如实填报有关内容和数据;
- 二、 《申请书》中涉及的所有名称和单位必须准确填写全称;
- 三、 《申请书》申报的课题应符合实验室的研究方向;
- 四、 《申报书》用 A4 纸打印,封面需加盖申报单位公章。其他页加盖骑缝章,另需提供《申报书》的电子版文档。

申请人承诺

我对本人填写的本表各项内容的真实性负责，保证没有知识产权的争议。如获课题立项，我承诺以本表为有约束力的协议，遵守“教育领域融合出版知识挖掘与服务重点实验室”的有关规定，按计划开展课题研究工作。

申请者（签字）：

朱一凡
Thank
You!
205 年 6 月 29 日

一、申报人基本信息

课题方向	基于 GLM 系列大模型的 AI 智能出题智能体构建				
课题名称	基于混合专家模型微调的出题 GLM 智能体构建技术研究				
课题类型	<input type="checkbox"/> 理论研究 <input checked="" type="checkbox"/> 应用研究 <input type="checkbox"/> 推广示范 <input type="checkbox"/> 技术开发				
课题负责人	朱一凡	性别	男	出生日期	1994.04.23
工作单位	北京邮电大学				
通讯地址	北京市海淀区西土城路 10 号				
联系电话	15652687292	联系邮箱	yifan_zhu@bupt.edu.cn		
行政职务	无	专业职称	副研究员		
最高学历	博士研究生	最高学位	工学博士		
研究专长	大模型参数高效微调、图表示学习				
其他课题参与人信息					
姓名	出生日期	职称/职务	学历/学位	课题承担工作	工作单位
欧中洪	1982.03.15	教授/主任	研究生/博士	课题指导与总体研发	北京邮电大学
孙梦阳	1993.09.23	无/博士生	研究生/硕士	学科教材知识抽取	清华大学
郝方钰	2000.10.20	无/博士生	研究生/硕士	智能体出题风格难度可控优化	北京邮电大学
冯煜	1997.07.14	无/博士生	研究生/硕士	基于学生特点的个性化题目匹配	北京邮电大学
预期成果形式	<input type="checkbox"/> 专著 <input checked="" type="checkbox"/> 论文 <input type="checkbox"/> 数据集 <input type="checkbox"/> 软件作品 <input checked="" type="checkbox"/> 研究报告 <input type="checkbox"/> 其他（请注明）_____				
预计完成时间	3 个月				

二、课题立项论证

1. 国内外研究现状及选题意义

1.1 国内外教育大模型发展现状

1.1.1 国际教育大模型发展现状

2022 年，OpenAI 发布 ChatGPT，迅速应用于教育领域，开启大模型教育应用新时代。2023 年起，国外高校规模化引入大模型：哈佛大学采用 AI 助教实现实时答疑；密歇根大学推出首个生成式 AI 平台；可汗学院基于 GPT-4 打造个性化学习系统。2024 年，教育大模型向垂直领域深化：斯坦福大学开发离线语法纠错与口语评分工具；牛津大学推出医学教育自动化评估模型；Anthropic 推出专用模型培养学生批判性思维。2025 年，大模型成为教育变革核心驱动力：OpenAI 与加州州立大学合作服务 46 万学生；谷歌、微软整合教育资源，形成“AI 工具全家桶”生态，覆盖全球师生群体。

1.1.2 国内教育大模型发展现状

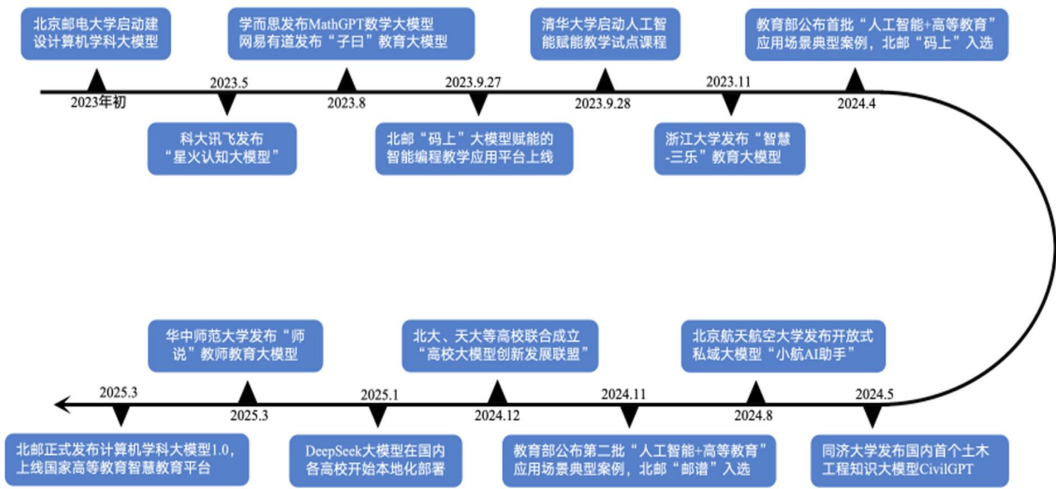


图 1 教育大模型国内发展趋势

当前，国内教育大模型正呈现“垂直化深耕、国产化生态、教学模式重构”三大趋势：（1）在垂直领域融合方面，北京邮电大学规划和建设了计算机学科大模型，访问量居国家智慧教育平台首位；华中师范大学“师说”大模型覆盖了教学诊断、师生互动等 9 大教学场景；同济大学发布的土木工程知识大模型助力了设计模拟与教学。（2）在国产化生态构建方面，各大高校与企业协同创新，如北邮与大模型企业共建产教融合实验室；北京大学、天津大学等成立了“高校大模型创新发展联盟”；基于 DeepSeek 的教育大模型在数十所高校部署，推动自主可控 AI 生态构建。（3）在教学模式革新方面，教育部公布了两批“人工智能+高等教

育”典型案例，如北京邮电大学的“码上”智能编程教学、“邮谱”自适应学习平台、华东师范大学的“水杉在线”教学平台等入选，推动了我国的个性化学习与智能教学的发展。



图 2 由北邮主导研发的码上平台入学首批教育部案例

1.2 大模型技术发展趋势

大模型技术发展正处于极速上升期，对于教育大模型行业应用而言，主要围绕多模态融合、参数效率提升和模型轻量化部署三大方面开展迭代演进。

(1) 多模态融合。2024 年起，谷歌、OpenAI、阿里巴巴、百度等企业相继推出端到端多模态大语言模型，其中谷歌 Gemini Ultra，拥有 1.56 万亿参数，可处理文本、图像、音频等多模态信息，支持 132 种语言实时翻译；OpenAI 的 GPT-4o 采用 1.8 万亿参数的混合专家 MoE 架构，支持多模态输入与实时交互。

(2) 模型效率提升。为应对大规模复杂数据集，DeepSeek-R1 首创 UltraMem 稀疏架构，推理速度提升 2-6 倍，训练成本仅为 GPT-4o 的 1/70，推动行业从算力堆砌转向效率革命；阿里千问 Qwen2.5-Max 采用 MoE 架构，预训练数据超 20 万亿 token，性能超越 DeepSeek-V3 和 Claude3.5；谷歌 Sycamore 量子芯片取得突破，将 AI 训练周期大幅缩短至传统架构的 1/50，有望改变模型训练格局。

(3) 模型轻量化部署。大模型硬件载体从云端向手机、PC 等端侧设备拓展，可在手机端运行的模型已从 Meta Llama 3 (7B 参数)，发展到苹果 LMM (3B 参数)，再发展到华为盘古大模型 (1.5B 参数)，体现了大模型轻量化趋势，满足更多复杂场景的应用需求。

1.3 基于大模型的 AI 智能出题研究

基于大模型的 AI 智能出题研究是教育大模型研究的一个重要组成部分。智能出题系统通过**自动化生成题目、精准评估学习效果以及提供个性化学习路径**，正在重构传统教育评价体系。智能出题研究的技术价值主要体现在三个方面：一是通过自动化题目生成大幅降低教师重复劳动，使教师从繁琐的命题工作中解放出来；二是利用自适应评测机制精准识别学生知识盲点，实现个性化学习推荐；三是借助多模态交互能力全面评估学生解决问题的思维过程。

当前智能出题系统的技术演进呈现出**理论引导与技术实践深度融合**的特征。例如，华中师范大学刘三女牙教授团队创新性地将教育经典理论与大模型训练框架相结合。其核心思想是模拟人类教师的专业成长历程，将微调数据按照抽象、观察和实践三个层次进行结构化处理，使大模型能够像人类教师一样经历从理论学习到实践应用的能力进化过程。

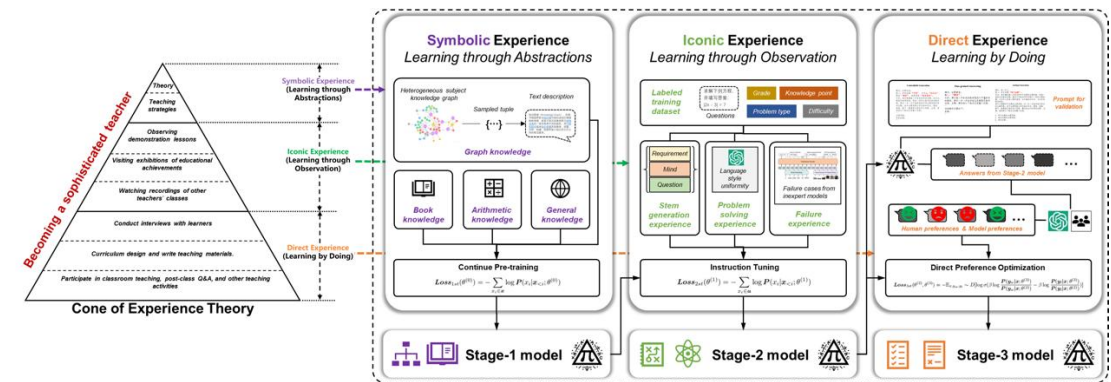


图 3 AI 智能出题的整体技术思路

此外，针对高质量数据的稀缺问题，研究者提出**多智能体协同的数据合成框架**，通过模拟真实教学场景生成高质量训练数据。当前的另一个趋势是，智能出题系统正从单一文本模态向**多模态融合**演进，同时加强对学生认知过程的深度理解。例如，分析学生解题过程中的草稿纸手写内容、面部表情及语音交互等多维数据，实现对学习状态的全面评估，有的放矢的针对学生的薄弱环节智能生成题目。

1.4 应用前景

教育大模型是人工智能与教育深度融合的产物，高度契合国家教育、科技、人才“三位一体”协同融合发展战略和《教育强国建设规划纲要（2024—2035 年）》的核心要求。基于大模型的 AI 智能出题研究，作为教育大模型研究的一个主要组成部分，是实现“加快教育数字化转型”和“推进智能技术与教育教学深度融合”的关键技术载体和教育创新动力，具体表现在以下几个方面。

首先，推动创新人才培养全面升级。AI 大模型智能出题系统将重塑教育模

式，提供高度个性化的练习题目和学习路径。大模型还能以对话形式理解复杂概念，并且可以模拟真实考试场景，让学生在高度仿真环境中练习多样性的题目，显著提升答题技能并深度掌握学科知识。

其次，助力学科知识图谱构建与知识结构化。基于 AI 大模型的智能出题系统可以通过深度解析题目与知识点关联，自动识别学科核心概念及其层级关系，将零散知识整合为结构化图谱。该智能体能够动态挖掘知识点间的逻辑依赖（如数学中的函数与微积分关联），并通过学生答题数据持续优化知识网络，辅助教育者精准定位知识断层，推动课程设计从经验驱动转向数据驱动，显著提升知识体系的科学性与教学效率。

最后，促进教育资源普惠与公平。基于 AI 大模型的智能出题系统依托云端平台，将优质题库与 AI 出题、做题、讲题能力覆盖至资源匮乏地区，突破地域与师资限制。大模型可基于学生水平动态生成个性化习题（如为薄弱学生自动降阶出题），并提供即时解析，相当于为每个学生配备“AI 导师”；同时，系统沉淀的学情大数据可帮助教育部门精准调配资源（如向薄弱校推送定制化题库），缩小城乡校际差距，实现优质教育资源的规模化、低成本共享，为教育公平提供技术支点。

2. 研究目标、研究方法及研究计划

2.1 研究目标

项目拟基于 GLM 多模态基座，自动、精准地从结构化/非结构化教材与学科资料中提取核心概念、公式、定理、关系等知识点，融合学科知识图谱，针对学习者个性化“千人千面”学习需求，生成个性化题目。主要分为三大研究内容：

研究内容一：多模态学科知识内容抽取

基于电子教材和学习资料，构建融合视觉与文字感知的多模态任务，基于 GLM 多模态能力自动、精准地从结构化/非结构化教材与学科资料中提取核心概念、公式、定理、关系等知识点，构建结构化的学科知识图谱，为智能出题奠定基础。项目基于学生和教师的个性化需求，可以有针对性的抽取与学生的知识薄弱点、易错点及认知难点相关的知识点和其周边关联知识，与教师教学计划和教学经验相关的重点关注知识点和经验重点知识，确定需重点考察的针对性的目标知识集。

研究内容二：智能体出题风格难度可控优化

项目训练大模型理解并模仿多样化的出题风格（启发式、应用型、辨析型），

结合特定考试要求或教师偏好，生成风格鲜明、表述清晰、符合学科规范的题目。项目拟建立科学的题目难度量化指标体系，设计可控参数（知识点深度、推理步骤数、干扰项强度），使大模型智能体能按需生成指定难度区间（基础/中等/挑战）的题目。

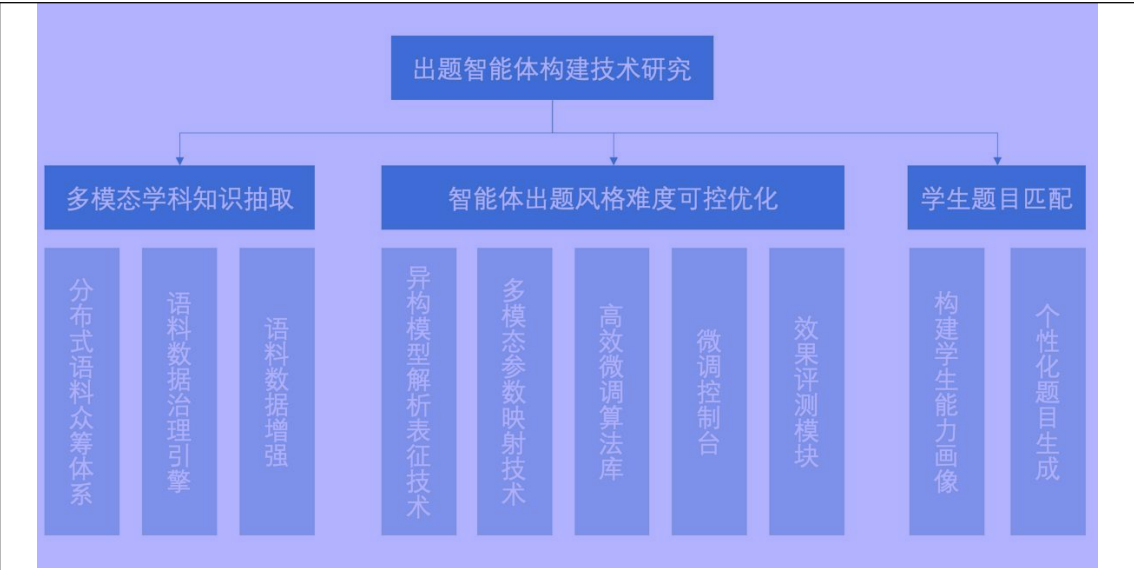
研究内容三：基于学生特点的个性化题目匹配

项目研究构建大模型深度模拟人类解题思维链条，并基于常见错误理解和认知偏差，自动生成具有强迷惑性但逻辑自洽的干扰选项。计划通过分析例题解析和错误答案数据，训练模型掌握干扰项的内在生成逻辑。项目拟构建学生能力画像（包含知识掌握度、思维特点、历史表现），设计动态适配算法。研究使智能出题体能实时评估学生当前水平的感知能力，自动生成或筛选难度适中、针对性强的个性化题目，实现自适应学习路径推荐。

2.2 研究方法

针对上述研究目标，考虑到大模型获取数据微调模型的方法无法统一、微调算法效果千差万别以及缺少图形化微调交互界面的问题，申请人团队计划构建一套成熟的基于大模型和智能体微调的个性化资料收集和出题平台，集中整合和实现多种数据解析和高效参数微调算法。团队计划采用 LoRA、MoELoRA、动态 AdaLoRA 以及 QLoRA 算法，这些算法能够根据任务需求自动调整参数，从而提高微调效率和模型性能。通过这些先进的微调技术，可以在保持模型性能的同时，显著降低微调过程中的资源消耗。

该平台将集成教材/教辅数据处理、大模型训练控制和效果评估功能，提供智能检索、专业配置界面和三维评估体系，以支持科学决策。平台的设计旨在简化微调流程，提高操作便捷性，并确保智能出题结果的准确性和可靠性，从而为教育大模型的应用提供强有力的技术支持。总技术路线图如下图所示。下面将从三个方面具体阐释本团队的研究方法：



2.2.1 多模态学科知识内容抽取

多模态学科知识内容抽取需求自动、精准地从结构化/非结构化教材与学科资料中提取核心概念、公式、定理、关系等知识点，构建结构化的学科知识图谱。考虑到学科教材资料的数据源、数据格式、数据质量、使用权限和版权的高异构性、以及安排专人整理汇总数据的困难度，本团拟设计一套分布式语料众筹体系、以及一个集中的数据处理中枢和语料治理引擎，用于多模态学科知识内容的公开收集、整合和抽取。

(1) 分布式语料众筹体系

分布式语料众筹体系可以利用区块链技术构建一个安全、透明且高效的教育数据协作共享平台。该体系采用双链结构，将数据存储与贡献激励机制分离，以促进教育数据的共享和利用，同时确保数据的安全性和贡献者的激励。在学术链中，教育数据的元信息经过脱敏处理后以哈希摘要的形式存储，这不仅确保了数据版权的归属和可追溯性，而且通过区块链的不可篡改性增强了数据使用的透明度。与此同时，激励链通过智能合约自动执行贡献度证明机制，根据数据质量、术语覆盖度、逻辑连贯性等关键维度来量化机构或个人的贡献值，并发放 BYR Token 作为激励，以此鼓励更多的数据共享和贡献。这个体系使得适配框架能够动态地从分散的教育/出版社机构中获取符合特定架构需求的教育数据，并通过语料质量治理模块保障输入数据的专业性与安全性。这样的设计为跨架构模型适配提供了高质量、动态更新的数据支持，从而推动了教育大模型智能出题的发展和應用，满足了教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。

(2) 数据处理中枢和语料治理引擎

在教育领域，深度集成语料治理引擎的实现通过了一系列先进的技术和方法

来完成。首先，智能检索与组合优化通过集成自然语言处理（NLP）模型，如基于 Transformer 的 BERT 或其变体，来理解查询和文档的语义内容，从而提供最相关和最有用的信息组合。此外，向量化技术和机器学习排序算法进一步优化了检索结果的排序。为了保护教材知识版权，集成自动脱敏算法，应用差分隐私技术和加密技术来确保数据的安全。段落级质量分析工具是通过基于规则的质量检查、训练机器学习模型，以及设计交互式反馈系统来实现，这些工具能够在实时中标注出文本中的逻辑断裂、术语缺失等异常内容。最后，通过使用流处理技术和云计算平台，可以实现教育数据的实时处理和分析，确保数据的即时更新和处理。这些技术和方法的综合应用，不仅能够提高教育数据的处理效率和质量，还能够确保数据处理过程中的安全性和隐私保护，从而为教育工作者提供一个强大、高效且安全的工具，显著提升他们的工作效率，使他们能够更好地利用数据资源来提升教育质量和效率。

（3）基于 CoT 和多智能体的有限数据增强

针对无大规模样题例题的情景，本团队将利用大模型解构有限的题目背后的思维链条，采用“问题理解-知识检索-策略选择-步骤分解-答案生成”的链式推理（Chain-of-Thought, CoT）增强技术丰富教材/教辅数据语料。具体而言，利用程序辅助语言模型（PAL）将自然语言问题转化为可执行的逻辑表达式或数学运算步骤，通过代码解释器验证推理路径的严谨性。对于干扰项，设计逻辑自洽性验证模块，通过约束满足问题（CSP）求解器检查干扰项与题干条件的表面合理性及内在矛盾性，在步骤分解过程中，详细分析干扰项的强迷惑性和隐性逻辑漏洞，为后续的模型微调提供细致的数据支撑。

2.2.2 智能体出题风格难度可控优化

本项目将训练大模型理解并模仿多样化的出题风格（启发式、应用型、辨析型），结合特定考试要求或教师偏好，生成风格鲜明、表述清晰、符合学科规范的题目。为了更好的支持多源异构教材数据和多种不同出题风格、难度的下游需求，本团队计划开发一套集多智能体、多微调算法、多数据构型和多训练目标于一体的复合可控的出题模型（智能体）优化微调框架，通过智能调度不同模型智能体、不同数据及不同的微调算法，来满足下游不同的出题风格、难度的可控化。为此，本团队拟计划从以下几个技术路线着手实现：

（1）异构模型解析与表征技术

在数据和模型具有着高异构性的当下，为了最大程度地将最适配的模型和数

据关联到其最适配出题需求,提升大语言模型智能体在教育出题领域的适配性和效率,本团队计划开发一种创新的技术方法,该方法融合了神经架构搜索、模型结构指纹生成、知识蒸馏技术以及动态数据关联等多个先进领域。首先,通过神经架构搜索自动化提取模型的结构特征,生成独特的模型结构指纹,这些指纹作为模型的“签名”,能够详细描述模型的架构特点。接着,利用知识蒸馏技术将这些高维的结构信息压缩成低维表征向量,这一过程不仅减少了模型的存储和计算需求,而且保留了模型的关键信息,便于在不同环境中部署和适配。生成的低维向量为跨架构适配提供了统一的基准,使得不同模型架构之间可以进行有效比较和选择,从而简化了适配过程。此外,这些向量还能与教育教材语料的元数据属性动态关联,使适配框架能够根据目标模型的特征主动识别并调用最匹配的教材知识,避免了人工适配的局限性,提高了模型适配的自动化和智能化水平。通过这种动态关联机制,模型能够更好地适应特定的智能出题场景和需求,最终实现对出题大模型的高效微调,满足教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。

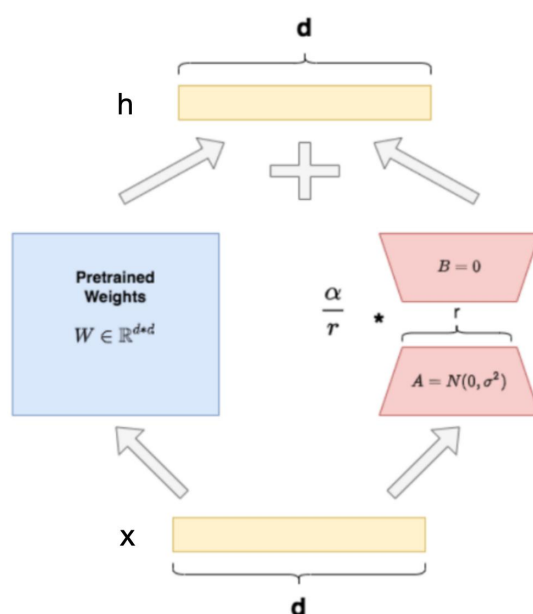
(2) 多模态参数映射技术

多模态参数映射技术旨在实现源模型与目标模型之间的高效适配。该技术通过设计双向动态投影机制,在源模型与目标模型的参数空间之间建立可逆映射关系,从而允许参数在不同模型架构之间灵活迁移。为了解决参数迁移过程中可能出现的语义偏移问题,引入了残差补偿模块,该模块能够实时监测并校正由于架构差异引起的语义变化,确保模型迁移后的语义一致性。此外,多模态参数映射技术与教材语料治理的协同增强机制相结合,通过将参数映射要求反馈至数据治理端,动态调整语料清洗策略,以更好地支持模型训练和微调。这一协同机制不仅提高了模型的适应性和性能,还确保了模型能够根据特定出题场景的需求进行优化。具体实施步骤包括:首先分析源模型和目标模型的结构特征,确定它们之间的主要差异;然后设计双向动态投影机制,确保参数迁移的有效性;接着开发残差补偿模块,用于实时校正语义偏移;建立与教育教材语料治理的协同增强机制,确保参数映射与数据治理策略的一致性;最后通过实验验证多模态参数映射技术的有效性,评估其在不同教育场景下的性能。通过这种技术,本团队能够灵活适应不同的教育场景和需求,实现模型的高效微调和优化。

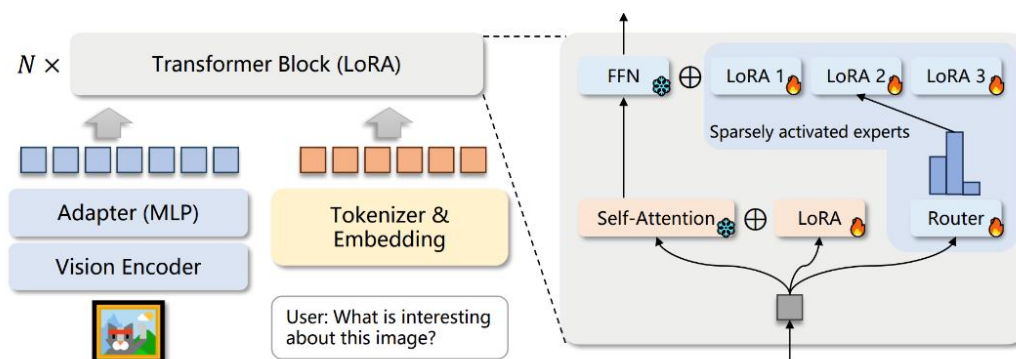
(3) 高效微调算法库

本团队在本项目中将集成一系列高效参数微调算法,如 LoRA、MoELoRA、QLoRA 和 AdaLoRA 等。下面对这些算法做简要介绍:

(3.1) LoRA 一种用于大模型微调的高效算法，尤其适用于资源有限的情况。传统的微调方法会更新模型的所有参数，这需要大量的计算资源且显存占用高。LoRA 通过低秩矩阵近似来减少微调所需的参数数量。假设有一个预训练的权重参数 $W \in \mathbb{R}^{d \times k}$ 。在微调过程中，不直接更新 W ，而是学习一个低秩矩阵 ΔW 来近似权重的变化，即： $W_0 + \Delta W = W_0 + BA$ ， $B \in \mathbb{R}^{d \times r}$ ， $A \in \mathbb{R}^{r \times k}$ and $r \ll \min(d, k)$ 。训练过程中冻结参数 W_0 ，仅训练 A 和 B 中的参数，如图 2-5 所示，对于 $h=W_0x$ ，前向传播过程变为： $h = W_0x + \Delta Wx = W_0 + BAx$



(3.2) MoELoRA 随着大语言模型（LLMs）的火爆发展，相应的微调技术也随之不断迭代，MOE（Mixture-of-Experts）+ LoRA（Low-Rank Adaptation）组成的高效微调（PEFT）方案也被不断推出。相比于 MOE 通过设立多个独立的专家来学习任务特定的知识，并通过 gating 函数来调节每个专家的贡献；LoRA 技术通常微调一部分参数，同时保持预训练的 LLM 参数不变，通过使用低秩矩阵减少训练参数。可以说两者的结合有效解决了微调领域中多任务集数据冲突问题，在微调效果和成本上做到了新的高度。



(3.3) QLoRA 一种高效的大模型微调方法，通过量化减少显存使用，实现了在单个 48G GPU 上对 65B 模型进行微调，仅仅需要在单个 GPU 上训练 24 小时就能达到 ChatGPT 99.3% 的效果。QLoRA 引入了 4-bit NormalFloat (NF4) 数据类型、双重量化（Double Quantization）和分页优化器（Paged Optimizer）等多项创新，在不牺牲效果的情况下，显著降低了显存占用量。对于分块量化，其是将输入从存储更多信息的表征映射为存储较少信息的表征的过程，如将 FP32 的数据转化为 INT8，能够节省大量的内存。

	Global Quantization				Block Quantization			
Parameter	100	90	0.3	0.1	100	90	0.3	0.1
C_{FP32}			1.27			1.27		423.33
Normalize	127	114	0	0	127	114	127	42
Dequantization	100	89.76	0.0	0.0	100	89.76	0.3	0.099
Error	0.0	0.24	0.3	0.1	0	0.24	0	0.001
Sum Error		0.64				0.241		

(3.4) AdaLoRA 旨在解决 LoRA 在微调大型语言模型时存在的一些局限性。LoRA 方法通过在模型的权重矩阵上添加低秩矩阵来实现参数高效的微调，但其缺点在于将可微调参数平均分配给每个权重矩阵，这种做法没有考虑到不同权重参数对模型性能的重要程度可能存在差异。AdaLoRA 通过引入一种基于奇异值分解 (SVD) 的参数化增量更新方式，根据每个参数的重要程度自动为其分配可微调参数的预算。这种方法不仅避免了进行大量的 SVD 运算，而且允许高效地裁剪掉那些不重要更新中的奇异值，从而在降低增量过程中的资源消耗的同时，提高了微调的效果。通过这种方式，AdaLoRA 能够更加智能地分配微调资源，使得模型在处理不同任务时能够更加灵活和高效。

(4) 微调控制台

本项目计划设计一个高度灵活且专业的操作界面，采用响应式 Web 框架如 React 或 Vue.js 进行构建，确保在不同设备上都能提供良好的显示和交互体验，界面设计将严格遵循教育研究者的使用习惯，提供直观的导航和清晰的操作指引。在系统功能方面，预置了一个涵盖典型出题模式和干扰项逻辑的微调方案库，这些模式和逻辑包括但不限于概念误导、逻辑陷阱、思维定式、细节篡改等方面，每个任务都对应有特定的预训练模型，如 BERT、XLNet、GPT 等，并且为每个模型制定了详细的微调方案，涵盖模型架构的选择、超参数的优化设置（如学习率、批量大小等）以及训练策略的定制（如迁移学习、few-shot learning 等）。为了方便用户操作，系统支持算法配置的一键启动功能，通过开发自动化脚本，用户只需简单的点击操作即可启动微调过程，同时系统具备智能的动态调整能力，能够实时监控训练过程中的关键指标（如损失值、准确率等），并根据预设的规则和算法，如使用学习率调度器（Learning Rate Scheduler），自动调整超参数，以确保训练过程的高效和稳定。在监控和可视化方面，系统利用先进的数据可视化库如 Three.js 或 D3.js 构建三维可视化监控界面，实时、同步地呈现训练指标与资源占用情况，通过颜色编码、图表动画等技术，使复杂的数据变化更加直观易懂，同时，独有的出题效果热力图功能，基于模型对不同知识点的出题结果评估，通过特定的算法将模型的出题质量以颜色深浅的形式实时展示在界面上，这需要计算模型在各个知识点上的准确率或置信度，并将结果精确映射到预定义的知识点结构（如课程标准、教材章节等）上，为教育研究者提供直观的效果反馈。此外，系统内置了智能容错机制，基于分布式计算框架如 Ray、Apache Spark 等，在底层实现任务的分布式执行和容错能力，当遇到资源波动或意外中断时，系统能够迅速自动保存当前的训练状态，包括模型参数、优化器状态、随机数种子等关键信息，并在恢复后从断点处无缝继续训练，同时，系统设计了多种优化模式（如快速收敛模式、高精度模式等），能够根据实际情况自动切换，以保障实验的连续性和最终效果，确保教育研究的顺利进行。

此外，拟建立科学的题目难度量化指标体系，设计更高维度的可控参数（知识点深度、推理步骤数、干扰项强度），使大模型智能体能按需微调并生成指定难度区间（基础/中等/挑战）的题目。

(5) 效果评测模块

为了评估出题模型的有效性，基准测试集设计覆盖了多种学科，每个学科设置选择题、填空题、简答题、解答题等多种典型任务。本系统将评估模型对学科

基础知识的理解和出题能力、分析考察模型出题的准确性和价值、考察学生答题成果，侧面反馈出题质量。模型通过自动化工具链量化评估，结果用于优化微调策略，提升模型在多学科多需求的出题任务上的性能。

此外，设置三维评价指标，全面评估模型在不同维度上的表现。(1) 知识维度聚焦模型对学科知识的掌握程度，涵盖出题准确性和深度。如在通信原理中，模型需精准理解信道编码定义及原理、其在通信系统中的作用和意义，并基于此作为考察点给出对应的题目，体现模型对于知识的准确理解和对于知识重要性和深度的精准判断。(2) 教学维度评估模型在教学场景中的表现，包括题目的合理性和学生答题练习的效果的有效性。在出题-答题模拟任务中，模型应依据学生特点和学习进度，采用合适方法和知识点给出最适配的题目，确保教学效果。(3) 价值维度考察模型出题的实际价值表现，判断模型给出的题目是否有思考价值，涉及构造新思路题目的创新性。模型需深入剖析知识点和易错点，并结合学生的薄弱项给出最有价值的题目，即该题目能够帮助学生克服难点和易错点。

2.2.3 基于学生特点的个性化题目匹配

为实现“千人千面”的自适应题目生成，本部分将构建动态学生能力画像与认知偏差驱动的干扰项生成机制，并通过多智能体驱动的动态适配算法实现题目与学生的精准匹配。

(1) 构建学生能力画像

首先，针对学生画像建模，计划融合多源异构学习数据(包括历史答题记录、知识点掌握度标签、解题耗时、错误模式聚类等)，设计基于时序知识追踪与认知诊断模型的混合多智能体框架。该框架可以捕捉学生学习状态的动态演化规律，并引入图神经网络(GNN)嵌入学科知识图谱的结构关系(如先修依赖、概念关联)，从而量化学生在每个知识点上的掌握强度、思维敏捷度及稳定性。同时，结合交互行为日志(如题目停留时长、修改频次)提取元认知特征，构建“知识-能力-行为”三维画像。画像更新采用动态知识库搭配少量增量学习机制，引入一个学生历史行为知识库和一个轻量级的在线微调模块，确保画像的时效性与低延迟响应。

(2) 个性化题目生成

对每个学生的个性化智能出题适配过程，采用多智能体交互框架进行：以学生答题正确率、进步速度、认知负荷指数为依据，调度智能体决策网络。为平衡探索与利用，设计智能难度调节机制：当学生连续正确时，自动更新题目涉及的

知识点、思维逻辑和干扰项等；当检测到认知超载（如答题耗时突增、错误率攀升），则触发回溯机制，动态插入前置知识巩固题和相同思维逻辑和干扰项类型的新题。该算法与知识图谱深度耦合，支持跨知识点路径跳转（如检测到三角函数薄弱时，自动关联向量几何题以强化空间思维迁移能力）。整个架构包含三个主要智能体系统参与：学生诊断器、策略选择器、题目生成器。

2.3 研究计划

项目拟按照三个月的周期完成，以 T 为项目开始节点，主要安排如下：

（1）T-T+1 月：完成项目前期调研工作，实现多模态学科知识内容抽取的算法构建和实装，并基于已有数据积累完成学习资料抽取能力建设。

（2）T+1 月+T+2 月：完成智能体出题风格难度可控优化技术的微调工作，实现智能体的微调和接口封装。

（2）T+2 月+T+3 月：基于学生特点的个性化题目匹配及其对应的后训练工作，相关智能体上线至智谱大模型平台。

三、研究基础和条件

1. 申请团队研究工作基础

申请团队长期深耕于多模态数据感知、知识数据双驱动的大模型教育行业赋能研究工作，形成了一批具有北邮网信特色的 AI 大模型赋能未来学习的成果与应用。

1.1 申请团队研究基础

申请团队建立了集助教、助学、助研、助管、创新创业、国际合作、公益科普七位一体的教育大模型创新应用生态，形成了“师生共创、自研自用、场景驱动、快速迭代”的发展特色，从 2023 年开始支撑和孵化了“码上”智能教学应用平台、“邮谱”自适应学习平台、“智链”创新实践平台、“初发”教学智能体平台、“邮大师”智慧学伴平台、“思政有我”思政教育平台、“邮百工”工程教育创新平台、“红雁助学”教育帮扶平台等一系列教育应用平台，形成应用矩阵，在北邮快速上线，持续迭代，全面大规模应用。基于上述成果，为 500 多家国内院校和数十所国外院校的数万名师生提供了教学服务，为贵州、新疆、北京等地的十余万基层教师和学生提供了公益培训实训服务。先后入选教育部首批（码上）和第二批（邮谱）“人工智能+高等教育”应用场景典型案例，上线北京市“首都高校 AI 创新社区”（初发、智链），在 2024 世界慕课与在线教育大会作为全球教育数字化前沿成果被重点展示，获得 2024 年中国国际大学生创新大赛全国总决赛金奖、人工智能应用场景创新挑战赛全国特等奖等奖项，多次被央视、人民日报、中国青年报、中国教育报、新华网等主流媒体专访报导。



图 4 研究团队研发的 AI 未来学习产品链

1.2 工作条件

研究团队依托北邮信息与交换技术全国重点实验室、教育部信息网络工程研究中心，深入参与并支持我校获批国家人工智能产教融合创新平台建设高校（全国 12 家）、教育部首批人工智能赋能人才培养创新试点建设高校（全国 7 家）和教育部首批未来学习中心试点建设高校（全国 13 家）。团队深度参与北京邮电大学从 2023 年初就开始启动建设计算机学科大模型，2024 年已建成 1.0 版本，于 2025 年 3 月 28 日在国家教育数字化战略行动 2025 年部署会上由教育部吴岩副部长正式发布并上线国家智慧教育平台（计算机学科大模型由北邮独家建设），如下图所示，当前其访问量在平台上 13 个大学科的大模型中排名第一。



图 5 国家智慧教育平台计算机学科大模型

申请团队与教育部教育管理信息中心等教育部直属单位，中国联通、中国电信、中国移动等企业建立了广泛而深入的战略合作联盟，充分发挥各自优势，共享高质量语料数据、算力、网络、模型等资源，共同开展计算机学科大模型关键技术研究，共同推进应用的落地与推广。

团队依托学校超算体系，可使用 CPU 集群与 GPU 集群，满足高强度训练及并行计算需求。团队目前拟进一步依托运营商、服务提供商等外部资源并网，统一管理。目前已可申请 5 PFLOPS 双精度算力与 10PB 存储，形成异构资源统一接入和纳管训练能力。

1.3 基于智谱 AI 大模型开放平台研究基础

申请人团队依托智谱 AI 大模型开放平台（BigModel.cn，以下简称 BigModel 平台）开展多项大模型知识服务，形成了 GLM 基座模型+领域知识的技术路线：

（1）面向古今方剂融合的中医药方辅助生成：申请团队围绕同一症候在不

同时期中医药方配伍存在差异难以统一的问题，研发了基于检索增强生成（RAG）的中医药方辅助生成服务。团队与中国中医科学院东直门医院的胡国臣主任医师团队开展了深层次合作，将其团队积累的自秦汉时期至今的重要典籍与病案形成向量文档数据库，并基于 LangChain 框架自定义了指令提示（Prompt）系统，将检索到的病案、药方、配伍信息合并原有查询问题调用 BigModel 平台 GLM 4 接口，为中医相关人员提供基于病症的药方生成辅助功能，受到使用团队好评。

（2）面向教育数据治理的智能问数平台：申请团队依托本校与教育部教育管理信息中心的战略合作协议，研发了面向部委司局用户的智能问数平台。该平台基于 BigModel 平台 GLM 4 接口，调用 Function Call 功能，根据用户提问的诉求智能生成对应信息中心所管理数据库的查表 SQL 语句，由数据库返回数据后再次调用 BigModel 平台中的绘图功能将数据表转化为更加直观的饼图、柱状或趋势图。相关功能受到中心领导高度赞扬，目前计划在后期研发项目中集中采购 GLM 接口服务。

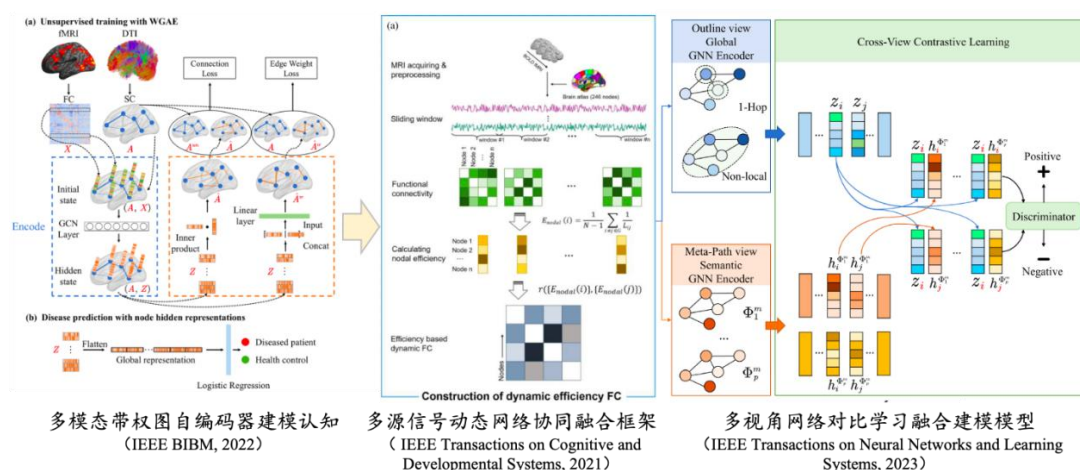
基于上述成功案例，课题组积累了丰富的使用 BigModel 平台的经验和技巧，预期为本课题的开展提供坚实基础。

2. 项目负责人学术能力和近 5 年代表性研究成果

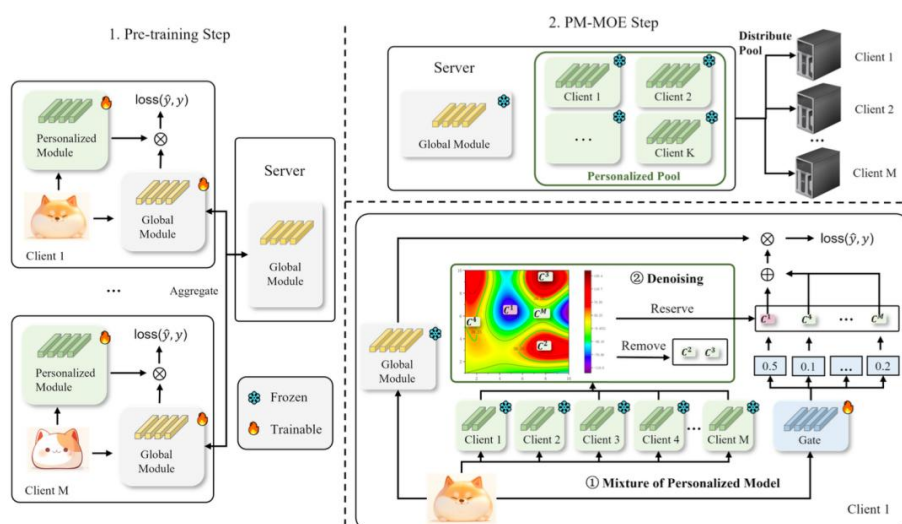
项目负责人长期从事于多模态数据治理和大模型驱动的知识服务研究，形成了一系列理论和实践成果。

2.1 理论及模型研究基础

多模态数据资源收集治理和统一建模。项目负责人在以往研究中积累了一系列多模态数据联合建模的模型、框架和服务，形成了如下图所示的研究积累。



具体而言,项目负责人提出受人脑运行模式启发的多模态图数据融合建模方法,基于带全图自编码器实现多种医学影像的联合对齐表示,成果发表于IEEE-BIBM 2022。提出基于静息态 fMRI 医学影像的多源信号动态网络协同融合框架,并将其首次应用于自我认知特质的解读研究之中,相关成果于IEEE TCDS。在此基础上,课题组进一步研发了基于不同拓扑视角多模态网络的图对比学习模型,实现了语义相同实体在不同网络拓扑下的自监督表示学习,在业界公认的OGB 公开评测中多个任务取得领先,成果发表于IEEE TNNLS。上述工作构建了多源、多模态影像的局部和全局对齐建模,为本项目多模态学术资源建模提供理论基础。特别地,2025 年项目负责人与课题组共同研发了面向 MoE 架构的隐私保护数据治理方案,实现了隐私敏感大模型和公共大模型协同推理的新型数据治理架构(如下图所示),成果已被 WWW2025 接收。

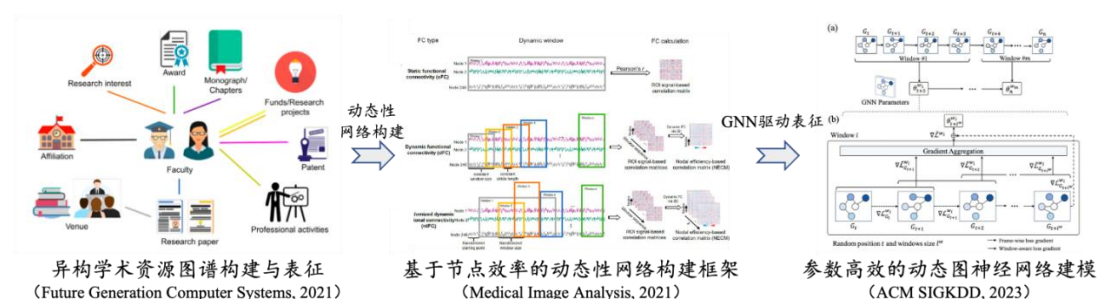


此方面项目负责人及课题组的主要代表性成果如下:

- [1] **Y Zhu**, X Li, Y Sun, et al., Investigating Neural Substrates of Individual Independence and Interdependence Orientations via Efficiency-based Dynamic Functional Connectivity: A Machine Learning Approach, IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems (IEEE TCDS), 2021 (IF: 4.546).
- [2] G Shi, **Y. Zhu***, F Zhang, et al. Fusion Learning of Multimodal Neuroimaging with Weighted Graph AutoEncoder, IEEE BIBM 2022. (CCF-B, 通讯作者).
- [3] G Shi, **Y. Zhu**, J.K Liu, et al. HeGCL: Advance Self-Supervised Learning in Heterogeneous Graph-Level Representation, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems 2023. (IF:10.4).
- [4] K Shi, H Lu, **Y Zhu** et al., Automatic generation of meteorological briefing by event knowledge guided summarization model, Knowledge-Based Systems, 2020 192:105379 (中科院 1 区, IF: 8.139).

[5] Yu Feng, Yangliao Geng, **Yifan Zhu**, et al. PM-MOE: Mixture of Experts on Private Model Parameters for Personalized Federated Learning, In Proceedings of the Web Conference (WWW'25), 2025. (CCF-A, 通讯作者).

海量多源收集数据的协同表征。项目负责人在以往研究中积累了多源异构图谱动态性表征学习的系统性方法集构建及表示相关技术成果,形成了如下图所示“异构数据资源图谱构建—动态网络构建—动态网络 GNN 编码”的系列方法。



具体而言,项目负责人提出构建细粒度多视角数据资源图谱的构建方法,成功构建了数百人协同的高精准细粒度图谱原型,并将图谱用于预测未来成长等下游任务,成果发表于 FGCS。提出基于节点信息流通协作效率指标,使用随机动态滑动窗口构建不同时间尺度下的动态性网络构建框架,实现了异构图的动态化表示,效果远超业界通用的隐马尔可夫编码方案,成果发表于 Medical Image Analysis。之后,提出无需时间编码器的轻量级纯图神经网络编码的动态图建模方法,在本领域首次实现了六千万边量级的动态离散图建模,成果发表于 ACM SIGKDD 2023。此方面项目负责人及课题组的主要代表性成果如下:

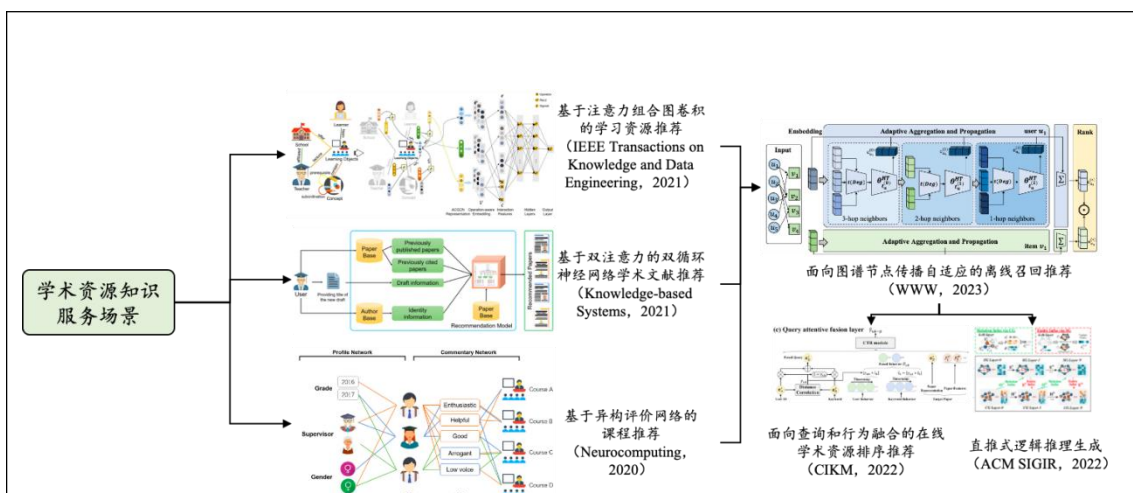
[1] **Y. Zhu**, F. Cong, D. Zhang, et al., WinGNN: Dynamic Graph Neural Networks with Random Gradient Aggregation Window, Proceedings of 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2023. (CCF-A).

[2] **Y Zhu**, X Li, Y Qiao, et al., Widespread plasticity of cognition-related brain networks in single-sided deafness revealed by randomized window-based dynamic functional connectivity, Medical Image Analysis, 2021, 73: 202163 (中科院 1 区, IF: 13.828).

[3] Q Lin[#], **Y Zhu**[#], H Lu et al., Improving University Faculty Evaluations via multi-view Knowledge Graph, Future Generation Computer Systems (FGCS), 2021, 117:181-192. (中科院 1 区, IF: 7.307, 共同一作).

[4] H Lu, **Y Zhu**, Y Yuan, et al., Social signal-driven knowledge automation: A focus on social transportation, IEEE Transactions on Computational Social Systems, 2021 (IF: 5.000).

数据资源与模型平台微调等应用。项目负责人在以往研究中积累了多种学术资源、多种平台推送方式的体系化积累,形成了如下图所示的学术资源推荐“复杂场景—离线召回—在线排序—可解释推理”的完整技术架构。



具体而言，面向学习资源推荐场景，提出基于注意力组合图卷积的学习资源推荐模型以解决不同粒度资源实体关系影响力层级的差异问题，并基于学堂在线慕课数据进行了案例分析，成果发表于 IEEE TKDE。面向学术文献推荐场景，提出基于注意力机制的多模态编码推荐模型以解决论文多模态资源联合用于推荐画像的问题，成果发表于 Knowledge-Based Systems。面向课程推荐场景，提出引入主题词表示空间的张量分解推荐模型，以解决线下资源推荐场景中数据标签缺失的困境，成果发表于 Neurocomputing。

在实现多学术资源场景推荐的前提下，项目负责人和课题组进一步提出了混合多种资源的实际应用落地的推荐框架。针对离线召回推荐需求，提出了面向图谱节点传播自适应的图神经网络模型，在 AMiner, Amazon, Ali 等六大推荐公开测评数据集上取得显著提升，在特定场景相较当时最优模型提升超 50%，成果发表于 WWW 2023。针对召回结果在线上根据用户行为实时调整推荐结果排序的需求，提出面向查询和行为融合的在线排序推荐模型，在 AMiner 平台实际应用结果表明，与已有模型相比，所提出方法能够使线上实时浏览量首次突破 10% 大关，成果发表于 CIKM 2022。同时，提出使用使用图谱和上下文内容结合实现多源异构图谱的综合性表征问题，并实现了面向图谱的逻辑推理和文本生成，提升结果的可解释性，成果发表于 ACM SIGIR 2022。此方面项目负责人及课题组的主要代表性成果如下：

[1] Y Zhu, Q Lin, H Lu, et al., Recommending Learning Objects through Attentive Heterogeneous Graph Convolution and Operation-Aware Neural Network, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering (IEEE TKDE), 2021 (CCF-A, IF: 9.235).

[2] Y Zhu, Q Lin, H Lu, et al., Recommending scientific paper via heterogeneous knowledge embedding based attentive recurrent neural networks, Knowledge-Based System, 2021, 215: 106744 (中科院 1 区, IF: 8.139) .

[3] **Y Zhu**, H Lu, P Qiu, et al., Heterogeneous teaching evaluation network based offline course recommendation with graph learning and tensor factorization, Neurocomputing, 2020, 415: 84-95 (IF: 5.779).

[4] D Zhang, **Y Zhu**, Y Dong, et al., ApeGNN: Node-Wise Adaptive Aggregation in GNNs for Recommendation, In Proceedings of the Web Conference 2023 (WWW'23). (CCF-A).

[5] Z Huai, Z Wang, **Y Zhu**, et al., AMinerGNN: Heterogeneous Graph Neural Network for Paper Click-through Rate Prediction with Fusion Query, Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management (CIKM'22). (CCF-B).

[6] Q. Lin, J. Liu, F. Xu, et al., Incorporating Context Graph with Logical Reasoning for Inductive Relation Prediction, Proceedings of the 45th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (SIGIR'22). (CCF-A).

2.2 大模型及平台实践研发基础

在大模型和应用平台方面,项目负责人及依托博士后期间参与科技情报平台 AMiner 建设所积累的成果,持续采集海量学术资源信息。目前,已初步采集学术论文 3.2 亿篇次、学者 1.3 亿人次,分析 11.2 亿次引用关系,构建出高质量中国学者库 43 万人、AI-2000 全球高影响力学者 36 万人、学科概念知识图谱 51 万节点,服务注册用户 1.9 万人。上述充足的数据积累为本项目的研究提供了充足的资源保障。

另外,项目负责人与课题组已经在前期的预研中在 AMiner 平台上线了初步的推荐架构,支撑 AMiner 平台完成了由原先的编辑运营门户模式到首页推荐流模式的转变,并主导研发了首页多模学术资源推荐、相似论文推荐、学者(评审专家)推荐等多款学术资源知识服务算法的设计(下图)。

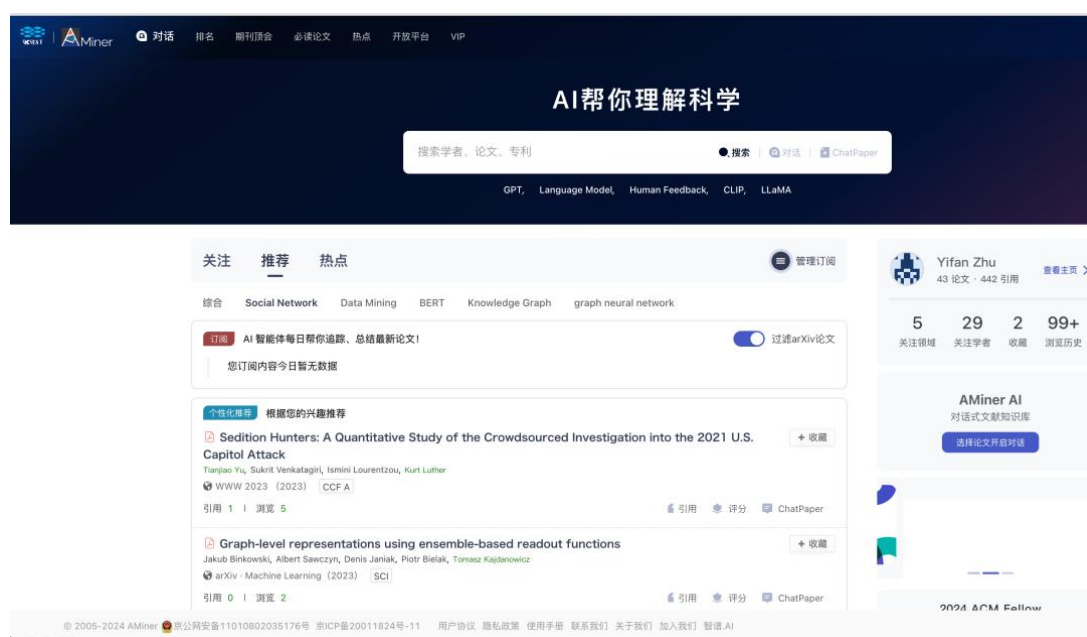


图 6 项目负责人及团队主导研发的 AMiner 个性化知识服务入口

基于 AMiner 平台和 GLM-4 大模型基座，课题组已经开始着手预研制生成式推荐内容生成技术，目前已经能够针对单篇论文生成亮点解读（下图）。预计本项目的研发能够进一步使该技术走深走实，克服当前的生成内容不能根据用户画像个性化生成的问题，且能够进一步拆分多个学术资源至更细粒度实现重组可解释推荐。



图 7 负责人及团队研发的生成式个性化推荐内容生成

综上，项目负责人与课题组针对本项目的关键挑战难题和目标已做好充足的前期研究准备和数据平台基础，确保能够顺利地完预定研究内容，取得预期成果。

四、预算

列支课题经费支出方向和预算金额，可供列支类别包括：设备费、资料费、材料费、测试化验加工费、技术服务费、授权费用、劳务费、差旅费、会议费、出版费、咨询费。

参考表格样式：

预算科目	金额（元）	说明
测试化验加工费	50000	用于支撑相关数据采集、标注和功能测试的费用。
差旅费	10000	用于项目沟通与项目讨论，以及团队来往上海、广州、海南进行教育大模型联调研发的费用。单人单次约 2500 元，预计出行 4 次。
出版费	10000	用于完成项目预期产生的论文版费等基本费用。
技术服务费	70000	用于设备租用、算力租用、服务器托管和标注平台开发的费用支付。
劳务费	40000	用于支付实验室无薪资的研究生开展研究的科研劳务。
管理费	20000 元	按照学校标准执行。

五、所在单位审核意见

经审核，该课题申报人符合申报资格，且近三年不存在学术不端问题。同意申报。

单位名称（盖章）

年 月 日