

项目编号: \_\_\_\_\_

**北京邮电大学**  
**数智北邮“揭榜挂帅”融创项目**  
**申 请 书**

项目名称: 交互式大模型高效微调技术研究与平台建设

项目类型: ICT 智教平台建设项目 (A 类)

负责 人: 朱一凡

二级单位: 计算机学院 (国家示范性软件学院)

申报日期: 2025 年 3 月 19 日

北京邮电大学网信工作办公室

2025 年 3 月

## 填 写 说 明

1. 封面上的“项目编号”一栏由项目主管部门编档、填写。
2. 项目名称力求简洁、明确，每个项目限报一名负责人。
3. 请将撰写完成后的申请书（word 文件）和 PDF 扫描件，按照通知要求发送至指定邮箱。
4. 涉密内容不得在申请材料中体现。
5. 申请书中严禁出现违反法律法规、伦理准则及科技安全等相关规定的内容。

## 一、基本信息

1.项目负责人信息	姓 名	朱一凡	工作证号/学号	2010815117
	职 称	副研究员	移动电话	15652687292
	电子邮件	yifan_zhu@bupt.edu.cn		
2.项目基本信息	项目名称	交互式大模型高效微调技术研究与平台建设		
	执行期限	2025 年 6 月 - 12 月	申请经费	85 万元
	拟申报选题 编号	<input checked="" type="checkbox"/> 榜单选题 (3) 交互式大模型高效微调技术 <input type="checkbox"/> 自拟		
3.项目摘要	(建议 400 字以内)  交互式大模型高效微调技术是人工智能赋能教育的关键,但当前大模型在教育领域的应用面临微调方法不统一、算法效果参差不齐、缺乏图形化交互界面等挑战。本项目聚焦北邮教育场景需求,致力于构建北邮大模型微调框架、开发教育大模型参数高效微调算法库、搭建交互式大模型高效微调平台。通过异构模型解析与表征技术、多模态参数映射技术、分布式语料众筹体系等创新,实现跨架构模型适配与教育数据治理;设计 LoRA、MoELoRA、QLoRA、AdaLORA 等高效微调算法的流程化与生产化实现,满足北邮在教育领域对知识保真度、多任务适应性与资源效率的复合需求;构建数据处理中枢、训练控制台、效果评测模块,提供便捷、科学的微调交互体验。项目成果将推动北邮教育数字化转型,提升教育质量和个性化水平,促进教育资源优化配置与共享,加强学科交叉与协同创新,提升学校在人工智能教育领域的影响力。			

## 二、项目内容

### 1、项目背景

#### 1.1 人工智能赋能教育与数字化建设的现状

随着人工智能技术的飞速发展，其在教育领域的应用已成为全球教育变革的重要趋势。人工智能不仅改变了传统的教学模式和学习方式，还为教育资源的优化配置、个性化学习的实现以及教育质量的提升提供了新的可能性。近年来，国家高度重视人工智能与教育的深度融合，随着《数字中国建设整体布局规划》、《国家教育数字化战略行动》等政策的陆续出台，已将“AI+教育”作为推动教育现代化和高质量发展的重要战略举措。

习近平总书记在十四届全国人大三次会议中强调，教育数字化是我国开辟教育发展新赛道和塑造教育发展新优势的重要突破口。总书记指出，要深化教育综合改革，实施国家教育数字化战略，建设学习型社会，推动各类型各层次人才竞相涌现。这一战略的实施，标志着我国教育领域正加速从传统模式向智能化、个性化的方向转变；《2025年政府工作报告》明确提出，要深入实施科教兴国战略，提升国家创新体系整体效能，其中教育数字化是推动教育强国建设的核心引擎；教育部部长怀进鹏指出，人工智能为教育改革和发展带来了重大机遇，教育部将发布人工智能教育白皮书，为学生提供更好的数字化时代、智能化时代的素养和能力。

北京邮电大学作为一所以信息科技为特色的高水平研究型大学，在人工智能赋能教育和数字化建设方面一直处于领先地位。近年来，学校积极响应国家教育数字化战略，大力推进人工智能技术在教育教学中的应用。通过构建智能化的学习平台和工具，如“UNETS”未来学习中心、“码上”智能教学应用、“邮谱”智能学习应用等，北邮为学生提供了个性化、多样化的学习体验，推动了教育模式从传统的“千人一面”向“千人千面”的转变。同时，学校还积极开展教育数字化交流与合作，努力将教育场景的开发与验证优势转化为服务教育公平的质量与能力优势，让更多优质教育资源突破时空限制，实现共享。

在人工智能赋能教育的过程中，大模型技术作为核心驱动力之一，发挥着至关重要的作用。大模型以其强大的语言理解和生成能力，为智能教育应用提供了坚实的技术基础。然而，当前大模型在教育领域的应用仍面临诸多挑战，尤其是在模型微调方面，缺乏统一的方案和高效的工具，这在一定程度上限制了大模型在教育场景中的深度应用和个性化定制。

## 1.2 我校在大模型应用与微调技术方面的现状与需求

北京邮电大学在大模型的应用方面已经取得了一定的成果。在未来式学习中心“UNETS”平台上，通过大模型的应用，实现了对学生创意的技术路线指引、问题解决路径的提供以及知识搜索和编程学习的辅助。然而，在实际应用过程中，学校也发现了一些亟待解决的问题。首先，校园内大模型获取数据微调模型的方法缺乏统一方案，导致不同应用场景下的微调效果千差万别，难以满足多样化的教育需求。其次，现有的微调算法虽然种类繁多，但在实际操作中，缺乏图形化微调交互界面，使得教师和学生在使用过程中面临较高的技术门槛，难以充分发挥大模型的潜力。

此外，随着北邮教育数字化建设的不断推进，对于大模型的定制化需求也日益增加。例如，在不同学科的教学中，需要针对特定领域的知识和语言风格进行微调，以提高模型的准确性和适应性。同时，在跨学科项目研究、创新创业教育以及国际合作交流等场景中，也需要对大模型进行定制化微调，以更好地支持多样化的教育活动。

## 1.3 数智北邮实践成果与建设规划

### 1. UNETS 未来学习中心：构建无边界大学的创新实践

北邮通过“UNETS”未来学习中心的建设，率先探索了“无边界大学”的教育模式。该平台以“算网一体、产教融合、模型赋能、共享生态”为特色，整合了校内外的优质教育资源，打破了传统教育的时间、空间和学科界限。通过“UNETS”，学生可以随时随地获取个性化的学习资源，参与虚拟实验和实践教学，与智能教育工具进行互动学习。这一创新实践不仅提升了学生的学习体验，还为教育公平的实现提供了新的路径。

### 2. ICT 智教平台：构建智能化学习与创新空间

北邮通过 ICT 智教平台的建设，整合了算力、数据和模型资源，打造了一个虚实共生、安全可信的智能化学习和创新空间。该平台以统一智算基座为技术支撑，构建了大数据中心、大模型中心和场景支持中心，为全校的教学、科研和服务治理提供了基础资源和能力。例如，大数据中心通过数据湖仓化技术，实现了全校数据的统一管理和智能化应用；大模型中心则通过多种开源大模型的集成，为师生提供了强大的语言理解和生成能力；场景支持中心则通过数字孪生技术，构建了虚拟校园环境，支持虚拟实验和实践教学。

### 3. 智能教育应用矩阵：推动教育模式的智能化转型

北邮开发了一系列智能教育应用，如“码上”智能教学应用、“邮谱”智能学习应用和“智链”创新实践应用，形成了完整的教育数字化应用矩阵。这些应用通过大模型技术的支持，实现了知识的智能推送、编程学习的实时反馈以及跨学科知识的整合。例如，“邮谱”应用通过知识图谱技术，帮助学生快速掌握跨学科知识点；“码上”应用则通过人机互动式编程学习，提升了学生的编程能力。这些应用的开发和推广，为北邮的教育模式智能化转型奠定了坚实基础。

#### 4. 数智北邮业务架构：面向价值驱动的数字化转型

北邮在数字化建设中，构建了面向价值驱动的数智北邮业务架构，涵盖教育教学、科研创新、学科建设、现代治理和开放协同等多个数字空间。通过数据湖仓化、中台智能化、模型引擎化和接口标准化等技术手段，北邮实现了全校数据的统一管理和智能化应用。例如，通过智能流程自动化和AI工程化，北邮提升了教学管理和服务的效率；通过数字人助手和智能问答，为师生提供了便捷的智能服务。这些创新实践不仅提高了学校的治理水平，还为师生提供了更加高效、便捷的学习和工作环境。

#### 5. 数智育人与协同创新：构建全方位育人生态

北邮通过数智技术赋能育人全过程，构建了全方位的育人生态。例如，通过智能教学工具和个性化学习路径的设计，北邮实现了因材施教；通过虚拟实验和实践教学平台，提升了学生的实践能力和创新思维。同时，北邮还积极推动产教融合和科教协同创新，通过与企业的深度合作，将产业需求融入教育教学中，培养了学生的工程实践能力和解决复杂问题的能力。这些创新实践不仅提升了北邮的育人质量，还为国家培养了大量适应未来社会发展的创新型人才。

### 1.4 本项目的研究意义

#### 1. 提升教育质量和个性化水平

交互式大模型高效微调技术的研究与应用，将为北邮的教育教学提供更加精准、个性化的智能支持。通过对大模型进行定制化微调，能够使其更好地适应不同学科、不同专业以及不同学习阶段的教学需求，从而提高教学质量和学习效果。例如，在语言类课程中，可以对大模型进行微调，使其更准确地理解和生成特定语言风格的文本，帮助学生更好地掌握语言知识和技能；在理工科课程中，可以对模型进行微调，使其更擅长处理复杂的科学问题和技术术语，辅助学生进行知识探索和问题解决。

#### 2. 推动教育数字化转型与创新

该研究将为北邮的教育数字化转型提供重要的技术支持。通过开发低代码微调交互界面，降低教师和学生使用大模型的技术门槛，使他们能够更加便捷地参与到大模型的微调和应用开发中来。这将进一步促进教育与人工智能技术的深度融合，推动教育教学模式的创新和变革。例如，教师可以利用微调后的模型开发个性化的教学资源和智能辅导工具，学生可以借助模型进行自主学习和项目实践，从而实现教育过程的智能化、个性化和高效化。

### **3. 促进教育资源的优化配置与共享**

交互式大模型高效微调技术的研究将有助于北邮进一步优化教育资源的配置和共享。通过对大模型进行定制化微调，可以使其更好地服务于不同层次、不同类型的教育需求，提高教育资源的利用效率。同时，基于北邮的大模型语料众筹收集模式，可以汇聚全校师生的智慧和力量，共同构建高质量的教育语料库，为大模型的微调提供丰富的数据支持。这不仅有助于提升北邮自身的教育质量，还可以将优质的教育资源通过“UNETS”平台等渠道分享给更多的学校和地区，促进教育公平的实现。

### **4. 加强学科交叉与协同创新**

该研究项目涉及到计算机科学、教育学、语言学等多个学科领域的交叉与融合。通过开展交互式大模型高效微调技术的研究，可以促进不同学科之间的交流与合作，形成协同创新的良好局面。例如，在微调算法的研究中，需要计算机科学领域的技术支持；在教育应用场景的开发中，需要教育学和语言学等领域的专业知识。这种跨学科的合作模式将为北邮的学科建设和发展注入新的活力，推动学科交叉创新的深入发展。

### **5. 提升学校在人工智能教育领域的影响力**

随着交互式大模型高效微调技术的研究成果在北邮的广泛应用和推广，将显著提升学校在人工智能教育领域的影响力和竞争力。通过在大模型微调技术方面的创新和突破，北邮可以为国内外其他高校和教育机构提供有益的经验和借鉴，引领教育数字化转型的发展方向。同时，这也将进一步巩固北邮在信息科技领域的优势地位，为学校的长远发展奠定坚实的基础。

## 2. 项目的基本思路和方法

### 2.1 研究内容

#### 1. 北邮大模型微调框架

随着人工智能技术的普及，教育大模型的应用对跨架构模型适配与教育数据治理提出了更高要求。当前主流的微调技术在适配层面面临显著挑战：主流大模型（如 GLM、DeepSeek）在注意力机制、位置编码等核心模块存在设计差异，传统适配方案依赖人工定制适配器或插件，导致适配成本随模型数量增长，调试周期过长且参数迁移易丢失语义信息。与此同时，教育领域数据质量与隐私保护的矛盾日益突出，原始教育数据中低质量文本与敏感信息并存，而传统清洗方法如关键词过滤和规则脱敏，往往因过度简化处理误删专业术语或破坏语义逻辑。更关键的是，模型适配与数据治理缺乏动态联动机制，无法根据目标模型的架构特性实时优化数据治理策略，导致训练效率与数据安全难以同步提升。针对以上问题，本研究提出构建北邮大模型微调框架，具体研究内容包括：

1) 异构模型解析与表征技术。通过神经架构搜索自动化提取模型结构特征，生成模型结构指纹，并结合知识蒸馏技术将高维结构信息压缩为低维表征向量。这一向量可为跨架构适配提供统一基准，同时与教育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特征主动识别并调用匹配的教育数据，避免人工适配的局限性。

2) 多模态参数映射技术。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。在参数迁移过程中，引入残差补偿模块实时校正因架构差异导致的语义偏移，并通过与教育语料治理的协同增强机制，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。

3) 分布式语料众筹体系。基于区块链技术搭建教育数据协作平台，采用双链结构分离数据存储与贡献激励：学术链以哈希摘要形式存储脱敏后的教育数据元信息，确保数据主权归属与可追溯性；激励链通过智能合约运行贡献度证明机制，根据数据质量、术语覆盖度、逻辑连贯性等维度量化机构贡献值，发放 BYR Token 作为激励。该体系使适配框架能够从分散的机构中动态获取符合特定架构需求的教育数据，同时通过语料质量治理模块保障输入数据的专业性与安全性，从而为跨架构模型适配提供高质量、动态更新的数据支持。

#### 2. 教育大模型参数高效微调算法库

当前主流参数高效微调 (PEFT) 方法在通用场景中虽取得显著进展，但难以满足教育领域对知识保真度、多任务适应性与资源效率的复合需求。传统 LoRA 方法采用固定秩维度，面对教育任务复杂度差异时易出现欠拟合或过冗余；MOE 架构虽能提升模型容量，但其专家路由机制缺乏学科知识引导，导致专业领域知识融合不足；量化微调技术虽降低资源消耗，但粗暴的位宽压缩易损伤教育场景中的公式符号与专业术语精度；现有参数剪枝策略多基于静态重要性评估，难以动态适应教学任务的知识演进特性。针对以上问题，本研究提出构建教育大模型参数高效微调算法库，具体研究内容包括：

**1) DR-LoRA。** 针对传统 LoRA 固定秩维度导致的适配僵化问题，提出任务感知的秩动态调节机制。通过分析教育数据的知识密度、任务复杂度和模型规模等多维特征，构建自适应的秩维度计算模型，实现从基础概念讲解到复杂问题求解的全场景覆盖。创新性地引入梯度敏感冻结策略，在训练过程中自动识别冗余参数模块并暂停更新，显著降低显存占用。

**2) MOELoRA。** 基于北邮优势学科体系，构建面向教育场景的混合专家增强架构。将通信工程、网络安全等 8 个学科知识库编码为独立专家模块，设计基于课程知识密度的动态路由机制。专家选择不仅考虑任务语义相似度，更融入学科权重系数与历史表现因子，确保专业知识的精准激活。创新性提出分层蒸馏框架，通过云端大模型（教师）向本地可部署模型（学生）传递跨学科知识，在降低推理成本的同时保持核心知识保真度，为教学辅助系统的轻量化部署提供支撑。

**3) QLoRA。** 面向教育机构普遍存在的算力约束问题，开发低比特量化微调技术。针对数学公式、程序代码等教育场景特殊元素，设计 4-bit 动态量化区间校准算法，在压缩参数位宽的同时保留关键符号精度。创新性引入梯度补偿机制，通过反向传播过程动态修正量化误差，有效缓解传统量化方法导致的公式变形、代码逻辑错误等问题。结合课程知识图谱开发重要性感知量化策略，对核心概念相关参数实施保护性量化，确保关键知识元素的完整传承。

**4) AdaLoRA。** 为应对教学场景中知识体系的动态演进特性，提出参数重要性双模评估模型。同步追踪参数的梯度幅值变化与任务相关性特征，构建时空联合重要性评估矩阵。基于评估结果实施渐进式参数剪枝，在训练过程中动态保留关键教学知识载体。开发稀疏化加速引擎，通过重组计算图结构提升训练速度。该技术特别适用于跨学期课程更新、新兴技术教学等动态场景，使模型能够伴随教学大纲演进自主优化知识结构。

### 3. 交互式大模型高效微调平台

当前教育领域的大模型应用系统普遍面临流程割裂、交互复杂、场景适配不足等问题，难以满足教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。针对以上问题，本研究提出面向教育场景的交互式大模型高效微调平台，具体内容包括：

1) **数据处理中枢。**深度集成语料治理引擎，支持海量教育数据的智能检索与组合优化。通过语义驱动的检索功能，教师可快速定位目标数据，同时触发隐私保护机制，在数据加载阶段自动完成脱敏处理，兼顾效率与安全。针对教育长文本特性，开发段落级质量分析工具，实时标注逻辑断裂、术语缺失等异常内容，显著提升人工复核效率。

2) **训练控制台。**聚焦教育研究者的核心需求，提供灵活且专业的操作界面。预置典型教学任务的微调方案库，支持算法配置的一键启动与动态调整。三维可视化监控界面同步呈现训练指标与资源占用情况，独有的教学效果热力图可实时映射模型对不同知识点的掌握度变化。系统内置智能容错机制，在资源波动或意外中断时自动保存状态并切换优化模式，保障实验连续性。

3) **效果评测模块。**深度融合北邮学科特色与教学实践需求。基准测试集覆盖通信原理、网络安全等 6 大核心学科，包含知识问答、实验报告分析、教学对话模拟等 8 类典型任务。每类任务设计三维评价指标：知识维度、教学维度、应用维度。系统集成自动化评测工具链，支持一键式多模型对比分析。通过知识注入检测模块追踪微调前后模型的知识结构变化，定位知识遗忘或污染风险点。开发教学逻辑验证器，基于符号推理规则检测公式推导、代码解析等场景的潜在错误。评测结果生成多维对比报告，直观呈现不同算法在通信协议分析、网络攻防推演等北邮特色任务上的性能差异，为微调策略优化提供科学依据。

## 2.2 研究目标

本课题致力于构建面向教育场景的大模型高效微调技术体系，重点突破跨模型适配僵化、教育语料治理缺失与算法效率不足三大瓶颈。研究目标聚焦三大核心方向：建设覆盖通信工程、网络安全等 6 个学科的 10 万条北邮特色语料库，通过多级质量验证与知识增强技术提升语料教育适配性；研发 LoRA、MoELoRA、AdaLoRA、QLoRA 四类参数高效微调算法，攻克动态秩调整、学科专家路由、量化误差补偿等关键技术，形成兼顾效率与知识保真度的算法体系；实现 GLM、DeepSeek、QWEN、ChatGLM3 四大主流模型的跨架构无缝

适配，开发参数映射与兼容中间件，解决双向注意力机制、位置编码差异等导致的迁移障碍，显著降低跨模型微调成本。通过上述目标的达成，最终构建教育大模型微调技术闭环，推动人工智能技术深度融入智慧教学场景。

### 2.3 技术路线

针对当前校园内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，项目的主要技术路线将围绕以下关键问题展开，包括：（1）北邮大模型微调框架（2）教育大模型参数高效微调算法库；（3）交互式大模型高效微调平台。

研究内容一为构建北邮大模型微调框架以应对教育大模型应用中的跨架构模型适配与教育数据治理挑战。针对主流大模型在注意力机制、位置编码等核心模块的设计差异，以及传统适配方案的高成本和长调试周期问题。在研究内容一的基础上，研究内容二将实现高效微调算法的应用。本研究将采用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。最后，研究内容三将设计一个专业的微调平台。该平台将集成数据处理、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，并确保微调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。总技术路线图如图2-1所示。

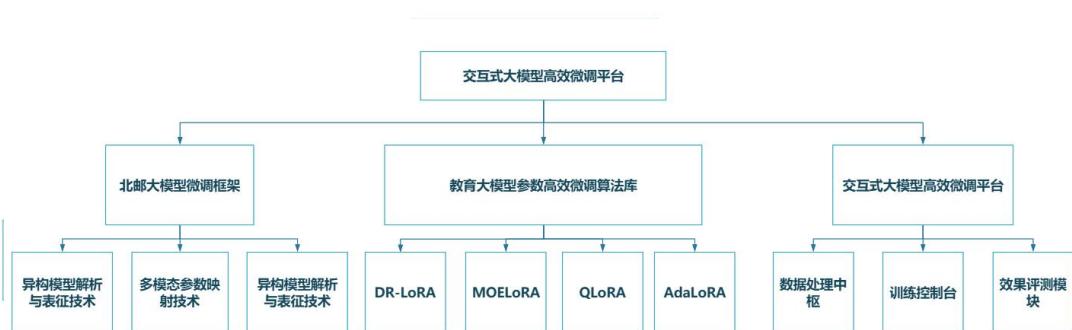


图 2-1 交互式大模型高效微调平台

### 2.3.1 北邮大模型微调框架

本节详细介绍了语料处理与模型适配的高效构建技术路线，从异构模型解析与表征技术、多模态参数映射技术以及分布式语料众筹体系三个方面进行阐述。

#### (1) 异构模型解析与表征技术

为了提升大型语言模型 (LLMs) 在教育领域的适配性和效率，本研究提出了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育数据，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教育场景和需求，最终实现对教育大模型的高效微调，满足教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。具体流程如图 2-2 所示。

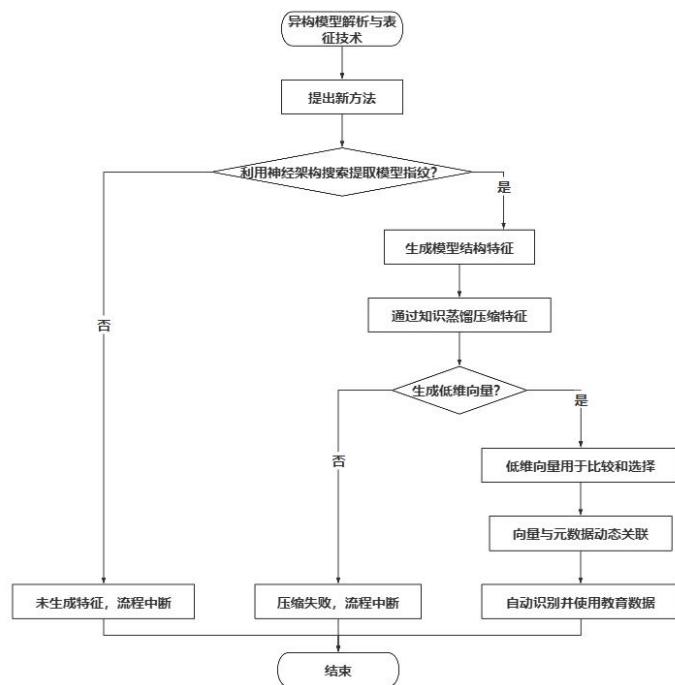


图 2-2 异构模型解析与表征技术

## (2) 多模态参数映射技术

多模态参数映射技术是北邮大模型微调框架中的核心创新之一，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育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教育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，北邮大模型微调框架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，满足教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。具体流程图如图 2-3 所示。

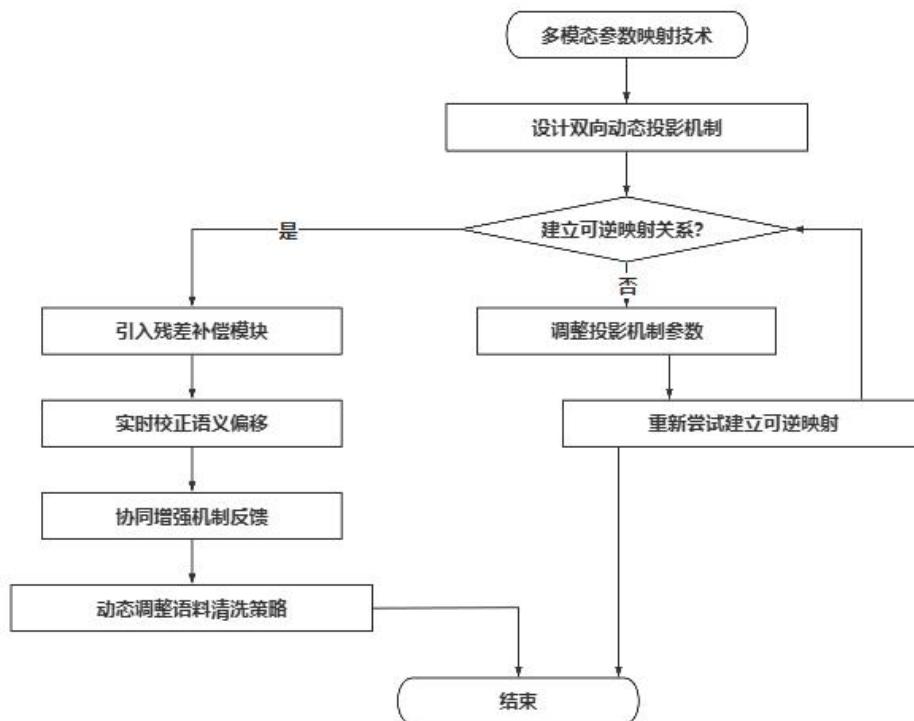


图2-3 多模态参数映射技术

### (3) 分布式语料众筹体系

分布式语料众筹体系是北邮大模型微调框架的关键创新之一，它利用区块链技术构建了一个安全、透明且高效的教育数据协作平台。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，这不仅确保了数据主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的发展和应用，满足了教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求。具体流程图如图 2-4 所示。

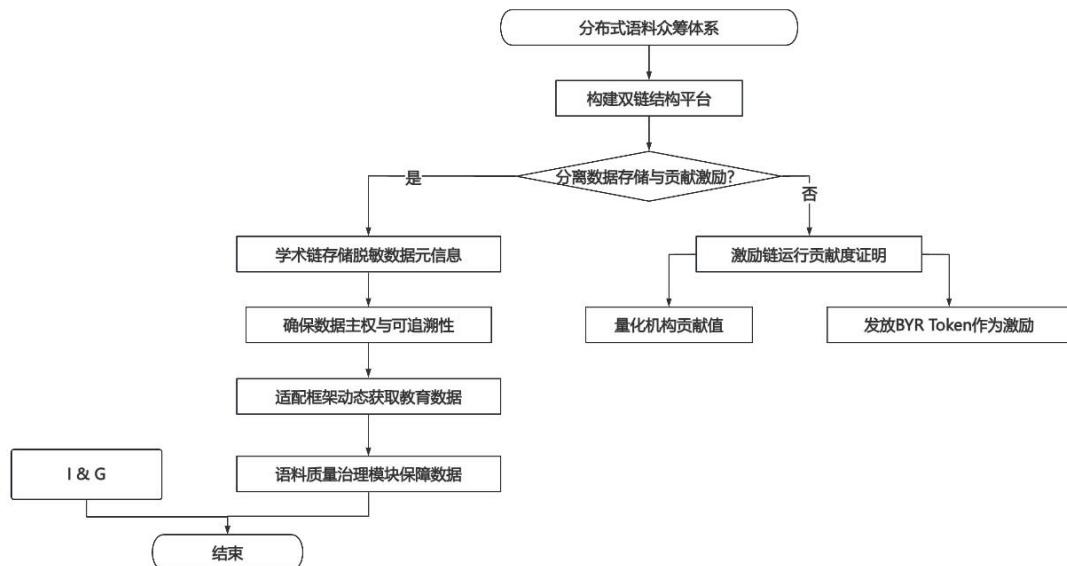


图 2-4 分布式语料众筹体系

#### 2.3.2 教育大模型参数高效微调算法库

本节详细分析了微调算法的高效应用，针对不同的微调需求，应用多种微调算法，从 LoRA 微调算法、MoELoRA 微调算法、QLoRA 微调算法以及 AdaLoRA 微调算法四个方面进行阐述。

##### (1) LoRA 微调算法

在介绍 LoRA 之前，首先介绍微调大型语言模型（LLMs）时所面临的困

境，以 ChatGPT+ 为代表的大模型展现出了卓越的理解、代码和推理能力，激发了许多玩家想要微调自己的专属模型。然而，微调这些大模型需要巨大的计算资源。因此，如何降低微调大模型所需的机器资源，成为了关键问题。为了解决这一问题，高效微调的基本原理变得至关重要。以语言模型为例，在微调过程中，模型加载预训练参数  $\Phi_0$  进行初始化，并通过最大化条件语言模型概率进行参数更新  $\Phi_0 + \Delta\Phi$ ，即：

$$\max_{\Phi} \sum_{(x,y) \in \mathcal{Z}} \sum_{t=1}^{|y|} \log(P_{\Phi}(y_t|x, y < t)) \quad (1)$$

这种微调方式的主要缺点是我们学习到的参数增量  $\Delta\Phi$  的维度和预训练参数  $\Phi_0$  是一致的，这种微调方式所需的资源很多，一般被称为 full fine-tuning。针对这一挑战，研究者们提出了只微调一部分参数的方法，称为高效微调。LoRA 正是这样一种高效微调方法，它通过使用一个低秩矩阵来编码参数增量  $\Delta\Phi$ ，相比于其他方法，LoRA 不会增加推理耗时且更便于优化。

LoRA (Low-Rank Adaptation) 是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  $W \in R^{d \times k}$ 。在微调过程中，不直接更新  $W$ ，而是学习一个低秩矩阵  $\Delta W$  来近似权重的变化，即：

$$W_0 + \Delta W = W_0 + BA, B \in R^{d \times r}, A \in R^{r \times k} \text{ and } r \ll \min(d, k) \quad (2)$$

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  $h = W_0 x$ ，前向传播过程变为：

$$h = W_0 x + \Delta W x = W_0 + B A x \quad (3)$$

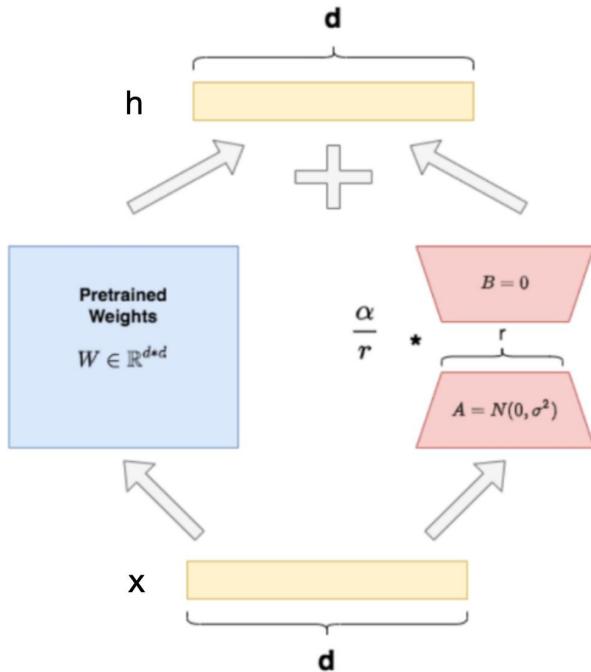


图2-5 LoRA微调算法

## (2) MoELoRA 微调算法

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。其中，一种 MoELoRA 的微调算法为 LLaVA-MoLE，它提出了将稀疏的 LoRA 专家混合应用于 LLaVA-1.5 进行指令微调，从而得到模型 LLaVA-MoLE。重新设计了 LoRA 应用于 LLM 的 Transformer 层中的 MLP。不仅仅向原始线性层添加一对低秩分解矩阵，而是引入了一组具有与原始 LoRA 相同结构但不同权重的专家。如图 2-6 所示，LLaVA-MoLE 与稀疏的 LoRA 专家混合模型的整体框架。模型基于 LLaVA-1.5，其中输入图像经过 CLIP ViT 处理，然后通过一个两层 MLP 进行投影。输入文本被 tokenizer 和 embedding 处理，然后与视觉输入连接以输入 LLM。LLM 的每一层都是使用提出的稀疏的 LoRA 专家进行训练的。FFN 根据路由器的输出分布选择并与一个 LoRA 专家进行组合。自注意力也使用 LoRA 进行训练，但不应用 MoE (混合专家) 技术。

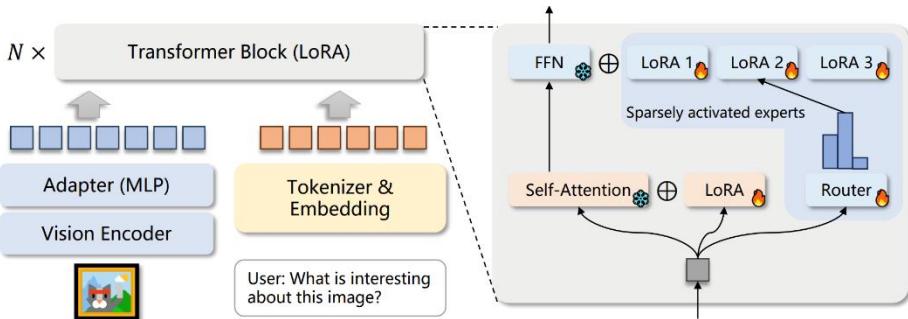


图2-6 MoELoRA架构图

其中，推到一个 MLLM 可以表示为公式(4)，并且引入了一组 LoRA 专家和每个 Transformer 层的路由器。在每个输入标记处，路由器学习选择最合适 的专家进行激活，以便模型具有处理不同类型输入的额外能力。假设每层有 K 个专家，选择具有最高路由函数值的专家，如公式(5)所示。

$$T^a = f_{\text{MLLM}} \left( f_{\text{Vis}}(I) \| f_{\text{Tok}}(T^q) \right) \quad (4)$$

$$k = \arg \max_{j=1 \dots K} G_j(x) = \arg \max_{j=1 \dots K} W_j^g x \quad (5)$$

为了更具体，现代 LLMs 中的 FFN 层通常是多层的。在这种情况下，FFN 的每个线性层都有一个独立的 MoE，但它们共享同一个路由器，即这些层的专家选择是相同的。通过仅激活排名第一的专家，实际计算成本与使用普通 LoRA 的原始 FFN 大致相同。

### (3) QLoRA 微调算法

QLoRA (Quantized Low-Rank Adaptation) 是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。量化和反量化过程如下所示：

$$X^{Int8} = \text{round} \left( \frac{127}{\text{absmax}(X^{FP32})} X^{FP32} \right) = \text{round} \left( c^{FP32} \cdot X^{FP32} \right) \quad (6)$$

$$\{dequant\}(c^{FP32} \cdot X^{Int8}) = \frac{X^{Int8}}{c^{FP32}} = X^{FP32} \quad (7)$$

这种全局量化方式存在一个问题，即当输入中存在极大值或者离群值时，一些较小的参数无法被精确的表示，因此量化后的神经网络效果会下降很多。为了缓解这个问题，作者采用了分块量化，即将输入划分为多个 block，每个 block 分别量化。全局量化和分块量化示意如图 2-7 所示。

	Global Quantization				Block Quantization			
Parameter	100	90	0.3	0.1				
$c_{FP32}$		<b>1.27</b>				<b>1.27</b>		
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		<b>0.64</b>				<b>0.241</b>		

图 2-7 全局量化与分块量化

对于 QLoRA 量化的核心原理，其是通过量化模型参数来降低其精度要求，从而减少模型大小和计算资源消耗。量化过程涉及将模型中的浮点数（如 32 位浮点数 FP32）转换为低精度的表示（如 4 位或 8 位整数 INT4 或 INT8），这样可以显著减少模型的存储需求和计算复杂度。同时，QLoRA 采用低秩矩阵分解来近似原始模型参数，进一步降低模型的参数数量。在微调过程中，QLoRA 只更新这些低秩矩阵，而不是整个模型参数，这样既保持了模型的性能，又大幅减少了更新参数的数量。通过这种方式，QLoRA 能够在有限的硬件资源下实现对大型模型的有效微调，同时提高了微调的效率和可扩展性。

QLoRA 的双重量化是旨在通过两次量化过程显著降低模型的内存占用，同时尽量减少对模型性能的影响。在第一次量化中，模型的权重从高精度格式（如 32 位浮点数）被量化为低精度格式（如 4 位浮点数）。这一过程通过减少权重的存储精度，直接降低了模型的内存需求。然而，为了进一步优化内存占用，QLoRA 引入了第二次量化。具体来说，第一次量化过程中产生的量化常数（用于将高精度权重映射到低精度表示的参数）会被再次量化，通常使用 8 位浮点数进行表示。这种双重量化策略通过分块处理（例如每 256 个参数为一组）来实现更高效的内存压缩。例如，在 64 块大小的模型中，每个参数的内存占用可以从 0.5 位进一步降低到 0.127 位，每个参数节省了约 0.373 位。通过这种方式，QLoRA 的双重量化技术在保持模型性能的同时，显著减少了模型的内存占用，使得大规模模型的训练和部署变得更加高效和可行。QLoRA 量化与双重量化的具体实现如图 2-8 所示。

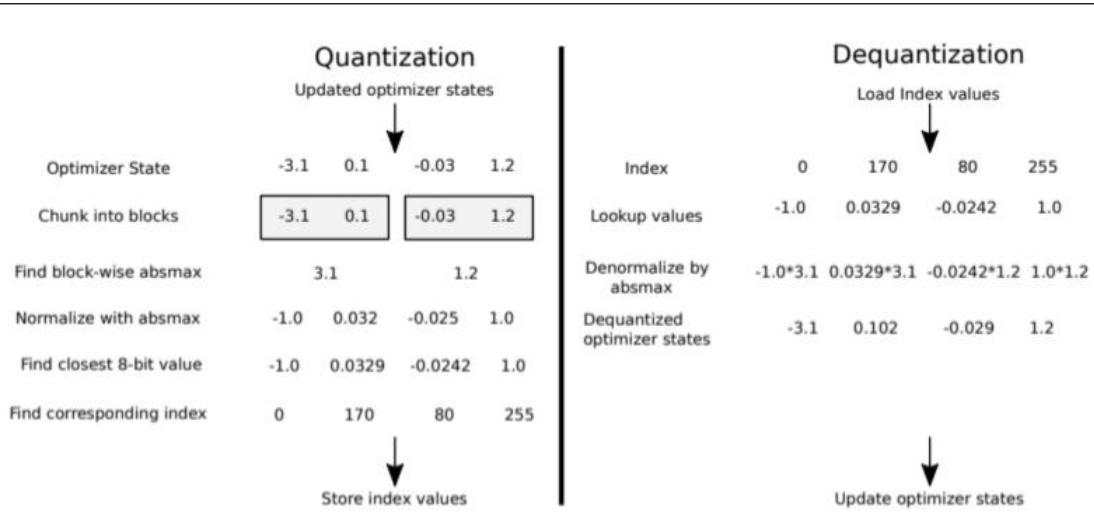


图2-8 QLoRA的量化与双重量化的实现

在 QLORA 训练中，我们有一个核心的计算公式，该公式描述了如何通过量化和低秩近似（LoRA）来优化模型的计算过程：

$$Y^{BF16} = X^{BF16} \cdot \text{doubleDequant}\left(C_2^{FP32}, C_2^{k-bit}, W^{NF8}\right) + X^{BF16} B^{BF16} A^{RF16} \quad (8)$$

其中， $Y^{BF16}$ 是输出张量，使用 BF16 (Brain Floating Point 16) 格式， $X^{BF16}$ 是输入张量，同样使用 BF16 格式， $\text{doubleDequant}$ 一个函数，用于将量化的权重反量化回浮点数格式，以便进行计算。它接受三个参数： $C_2^{FP32}$ 为原始的浮点数权重、 $C_2^{k-bit}$ 为量化后的权重、 $W^{NF8}$ 为量化权重的存储格式。 $B^{BF16}$ 与 $A^{RF16}$ 是 LoRA 方法中引入的低秩矩阵，用于近似原始权重矩阵，其中 RF16 可能指的是一种特定的量化格式。

#### (4) AdaLORA 微调算法

AdaLoRA 是一种对传统 LoRA (Low-Rank Adaptation) 方法的改进，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。

对于 AdaLoRA 的模块 SVD-Based Adaptation，如公式(9)与公式(10)所示，AdaLoRA 增量矩阵  $\Delta$  显式的替换为  $P \Lambda Q$ ，这样既省去到了复杂的 SVD 计算

又能显式的裁剪奇异值。同时，为保证  $P$  和  $Q$  的正交性，还在训练过程中增加了一个正则化，保证  $P^T P = Q^T Q = I$ 。

$$W = W^{(0)} + \Delta = W^{(0)} + P \Lambda Q \quad (9)$$

$$R(P, Q) = \|P^T P - I\|_F^2 + \|Q^T Q - I\|_F^2 \quad (10)$$

而 AdaLoRA 的第二个模块将 SVD-Based Adaptation 用在  $W_f$ 、 $W_q$ 、 $W_k$ 、 $W_v$  等参数矩阵上。为了控制可微调参数量的预算，在训练过程总需要动态的为每个参数分配可训练参数。训练过程中  $\Lambda_k$  的更新过程首先需要进行梯度更新得到  $\widehat{\Lambda}_k^{(t)}$ ：

$$\widehat{\Lambda}_k^{(t)} = \Lambda_k^{(t)} - \eta \downarrow \text{bigtriangledown}_{\Lambda_k} (P^k, \varepsilon^k, Q^k) \quad (11)$$

再根据重要性进行梯度裁剪得到  $\widehat{\Lambda}_k^{(t+1)}$ ，仅保留重要性满足要求的奇异值：

$$\widehat{\Lambda}_k^{(t+1)} = \tau \left( \widehat{\Lambda}_k^{(t)} S_k^{(t)} \right) \quad (12)$$

其中  $S_k^{(t)}$  表示三元组的重要性得分集合，某个三元组的重要性计算如下：

$$S_{k,i} = s(\lambda_{k,i}) + \frac{1}{d_1} \sum_{j=1}^{d_1} s(P_{k,ji}) + \frac{1}{d_2} \sum_{j=1}^{d_2} s(Q_{k,ij}) \quad (13)$$

AdaLoRA 是对 LORA 的一个改进，它的思路也是比较简单直接的，即 LORA 这种固定增量矩阵秩  $r$  的方式无法达到全局最优，因此提出了一种基于下游任务动态分配秩  $r_k$  的方法，并取得了不错的效果。

### 2.3.3 交互式大模型高效微调平台

本节详细分析了在面对当前教育领域的大模型应用系统普遍面临流程割裂、交互复杂、场景适配不足等问题，难以满足教学场景对操作便捷性与评估科学性的综合需求的问题时，通过以下三个方面解决。这三个方面具体为数据处理中枢、训练控制台以及效果评测模块。

#### (1) 数据处理中枢

在教育领域，深度集成语料治理引擎的实现可以通过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可以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可以进一步优化检索结果的排序。为了保护隐私，可以开发或集成自动脱敏算法，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可以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。

## (2) 训练控制台

在教育领域，为了聚焦研究者的核心需求，我们可以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，将预置一个涵盖典型教学任务的微调方案库，这些任务包括但不限于阅读理解、作文批改、数学问题解答等，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，系统将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，独有的教学效果热力图功能，基于模型对不同知识点的预测结果，通过特定的算法将知识点的掌握度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预测准确率或置信度，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教学效果反馈。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。

### (3) 效果评测模块

为了满足北邮的学科特色和教学实践需求，我们设计了一个全面的评测体系，深度融合了北邮的核心学科和教学实践，旨在提供一个科学、高效且具有针对性的模型评测和优化工具。下面将从基准测试设计、三维评价指标、系统集成自动化测评工具链以及评测结果生成多维度对比报告四个方面进行阐述。

基准测试集设计覆盖北邮六大核心学科，包括通信原理、网络安全、信息论、信号处理、计算机网络和数据科学，每个学科设置知识问答、实验报告分析、教学对话模拟、代码解析、公式推导、文献综述、案例分析和项目规划八类典型任务。知识问答评估模型对学科基础知识的理解和回答能力，实验报告分析考察模型对实验数据和结果的分析能力，教学对话模拟检测模型在模拟教学场景中的对话能力和教学效果，代码解析评估模型对编程代码的理解和解析能力，公式推导考察模型对数学公式的推导和理解能力，文献综述评估模型对学术文献的总结和分析能力，案例分析检测模型对实际案例的分析和解决问题的能力，项目规划评估模型对项目计划和实施步骤的规划能力。任务数据源自北邮教学资源、学术论文和实验报告，确保真实性和代表性。模型评测通过自动化工具链量化评估，结果用于优化微调策略，提升模型在北邮特色任务上的性能，支持教学与科研。

三维评价指标为全面评估模型在不同维度上的表现而设，知识维度聚焦模型对学科知识的掌握程度，涵盖准确性和深度。如在通信原理的知识问答任务中，模型需精准解释信道编码定义及原理，展现知识准确性；深入阐述其在通信系统中的作用和意义，体现知识深度。教学维度评估模型在教学场景中的表现，包括教学方法的合理性和教学效果的有效性。在教学对话模拟任务中，模型应依据学生特点和学习进度，采用合适方法引导学习。面对学生对网络安全概念的疑问，能由浅入深讲解，并结合实例帮助理解，确保教学效果。应用维度考察模型在实际应用中的表现，涉及解决问题的能力和创新性。在案例分析任务中，模型需深入剖析网络故障原因，提出切实可行的解决方案。同时，鼓励模型在项目规划等任务中突破常规，提出新颖高效的规划思路，展现创新性。通过上述三维评价指标，能够全面、客观地评估模型在北邮特色任务上的表现，为模型优化和教学应用提供有力依据。

系统集成的自动化评测工具链支持一键式多模型对比分析。用户通过简单操作即可启动多个模型的对比评测，系统自动完成评测并生成结果报告。其中，

知识注入检测模块能够追踪微调前后模型的知识结构变化，定位知识遗忘或污染风险点，确保模型在微调过程中保持知识的完整性和准确性。此外，教学逻辑验证器基于符号推理规则，检测模型在公式推导、代码解析等场景中的潜在错误，确保教学内容的正确性和逻辑性。

评测结果生成多维对比报告旨在直观呈现不同算法在北邮特色任务上的性能差异。报告内容丰富且全面，涵盖了多个重要维度。首先，在性能对比方面，以图表和表格形式清晰展示了不同模型在各项任务上的表现，涵盖了准确率、召回率、F1 值等关键指标，通过直观的对比，用户可以迅速了解各模型的优势与不足。其次，在知识结构变化方面，借助可视化手段，生动地展示了模型在微调前后的知识结构变化，帮助用户深入理解模型的学习过程以及知识掌握情况，从而更好地把握模型的成长轨迹。在教学效果评估部分，报告聚焦于模型在教学对话模拟等任务中的表现，综合考量了学生反馈和教学目标达成度等关键因素，为教育领域的应用提供了重要参考。最后，报告还通过应用案例分析，展示了模型在实际应用中的表现，包括案例分析的准确性和创新性，进一步验证了模型在真实场景中的实用性和潜力。这份多维对比报告为用户提供了全面、深入的视角，有助于他们更好地选择和优化模型，以满足北邮特色任务的需求。

## 2.4 创新性

(1) 提出了一种融合神经架构搜索、模型结构指纹生成、知识蒸馏技术以及动态数据关联的异构模型解析与表征技术。能够自动化提取模型结构特征并生成低维表征向量，为跨架构适配提供统一基准，同时与教育语料元数据动态关联，实现模型与数据的智能匹配。开发了多模态参数映射技术，通过双向动态投影机制和残差补偿模块，建立源模型与目标模型参数空间的可逆映射，解决参数迁移中的语义偏移问题，并与教育语料治理协同增强，提高模型适配性和数据质量。创立了分布式语料众筹体系，利用区块链双链结构（学术链和激励链）实现教育数据的安全共享和高效协作，确保数据主权和可追溯性，同时通过智能合约激励数据贡献，为模型适配提供高质量、动态更新的数据支持。

(2) 形成了一种教育大模型参数高效微调的算法库。应用多种高效微调算法，包括 LoRA、MoELoRA、QLoRA 和 AdaLORA，这些算法能够根据任务需求自动调整参数，显著降低微调过程中的资源消耗，同时保持模型性能。LoRA 算法通过低秩矩阵近似减少微调参数数量，不增加推理耗时且便于优化；MoELoRA 结合了 MOE 和 LoRA 的优势，通过稀疏的 LoRA 专家混合解决多

任务数据冲突问题；QLoRA 引入量化技术，实现单个 GPU 上对大规模模型的微调，进一步降低显存占用；AdaLORA 基于奇异值分解动态分配可微调参数预算，提高微调效果和资源利用效率。

(3) 构建了一种交互式大模型高效微调的平台。通过构建的数据处理中枢，集成智能检索、组合优化、隐私保护和段落级质量分析等功能，利用 NLP 模型、向量化技术、机器学习排序算法以及自动脱敏算法等，提高教育数据处理效率和质量，确保数据安全和文本质量。并且开发灵活专业的训练控制台，采用响应式 Web 框架构建操作界面，预置典型教学任务的微调方案库，支持算法配置的一键启动与动态调整，并通过三维可视化监控界面和智能容错机制，保障训练过程的高效稳定和实验连续性。设计了效果评测模块，构建覆盖北邮六大核心学科和八类典型任务的基准测试集，制定三维评价指标，集成自动化评测工具链，生成多维对比报告，为微调策略优化提供科学依据，满足北邮特色任务的模型评测需求。

## 2.5 实施计划

本项目实施周期为 6 个月，旨在研究交互式大模型高效微调技术，通过构建北邮大模型微调框架、开发教育大模型参数高效微调算法库以及搭建交互式大模型高效微调平台，解决校园内大模型微调方法不统一、微调算法效果参差不齐以及缺乏图形化微调交互界面的问题。项目将支持北邮的大模型语料众筹收集模式，实现对常见大模型基座的定制化微调，满足教育场景中的多样化需求。实施计划将通过

### 第一阶段：项目启动与语料库建设（第 1-2 个月）

#### 研究内容：

项目启动与筹备：成立项目团队，明确各成员的职责分工；对项目指南要求进行深入解读，进一步细化项目目标和研究内容；开展相关文献调研，了解国内外在大模型微调技术领域的最新研究进展，为后续研究提供理论基础和技术参考；制定详细的项目实施计划，包括各阶段的时间节点、任务安排和阶段性目标。

定制化北邮语料库建设：制定语料收集方案，明确语料的来源、类型和收集方式。语料来源包括北邮的教学资源（如课程教材、讲义、实验报告等）、学术论文、学生作业以及与学校各类信息化平台相关的网络资源等。语料类型涵盖文本、代码、公式等多种形式。建立语料标注规范，对语料进行分类、标注和整理，确保语料的质量和可用性。标注内容包括学科领域、知识点、语言

风格等元数据信息。开发语料收集工具，利用网络爬虫技术、数据导入接口等方式，高效地收集和整理语料。同时，建立语料存储和管理系统，方便后续的访问和使用。

预期阶段性产物：

1. 文献调研报告。
2. 语料收集方案和标注规范文档。
3. 完成 5 万条定制化北邮语料的收集和初步整理。

## 第二阶段：北邮大模型微调框架构建与语料库完善（第 3-4 个月）

研究内容：

异构模型解析与表征技术；多模态参数映射技术：建立与教育语料治理的协同增强机制，根据参数映射要求动态调整语料清洗策略；分布式语料众筹体系：开发语料质量治理模块，保障输入数据的专业性与安全性；定制化北邮语料库完善：对已收集的语料进行进一步的清洗、标注和整理，确保语料的质量和一致性。继续开展语料众筹活动，扩大语料来源，丰富语料的类型和内容。对新收集的语料进行审核和筛选，补充到语料库中，逐步完善语料库的规模和结构。

预期阶段性产物：

1. 大模型微调框架构建技术代码实现。
2. 北邮大模型微调框架的整体架构设计文档。
3. 完成 10 万条定制化北邮语料库的建设，并通过质量验证。

## 第三阶段：教育大模型参数高效微调算法库开发与语料库应用（第 5 - 6 个月）

研究内容：

教育大模型参数高效微调算法库开发：LoRA 微调算法、MoELoRA 微调算法、QLoRA 微调算法、AdaLORA 微调算法；系统实现与部署：确保其在北邮大模型微调框架中的兼容性和高效性。解决多任务数据冲突问题，提高模型在教育任务中的性能。提高微调效果和资源利用效率；定制化北邮语料库应用：将 10 万条定制化北邮语料库应用于北邮大模型微调框架和教育大模型参数高效微调算法库的开发和测试中，验证语料库的有效性和实用性。根据语料库的特点和需求，对微调算法进行进一步的优化和调整，提高模型在未来北邮教育

场景中的性能和适应性。

预期阶段性产物：

1. 4种微调技术算法实现及其交互界面设计与应用。
2. 完成4种大模型基座的微调适配。
3. 结项报告。

### 3、研究基础

项目负责人朱一凡 2023 年 9 月博士后出站于清华大学计算机系（合作导师：唐杰），同期入职北京邮电大学计算学院（国家示范性软件学院）数据科学与服务中心，负责人及课题组多年从事学术知识数据治理、异构数据表示学习领域和大模型垂域应用以及高效微调的研究，取得一系列突出成果，为本项目打下良好的理论和实践基础。具体而言积累了如下方面成果：

#### (1) 理论及模型研究基础

1) 针对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，形成了如图 3-1 所示的研究积累。

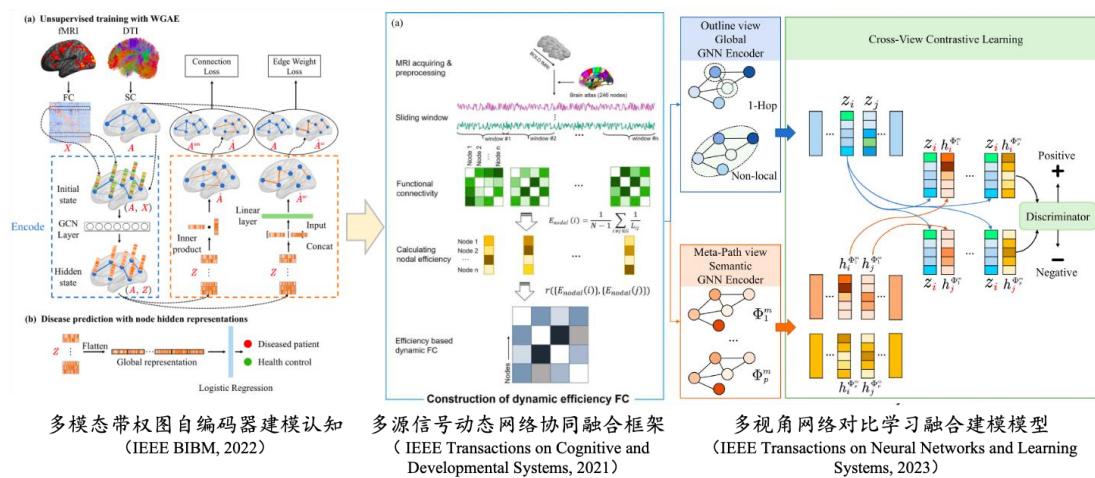


图 3-1 多模态数据联合建模研究积累

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。在此基础之上，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**（图 3-2），成果已被 WWW2025 接收

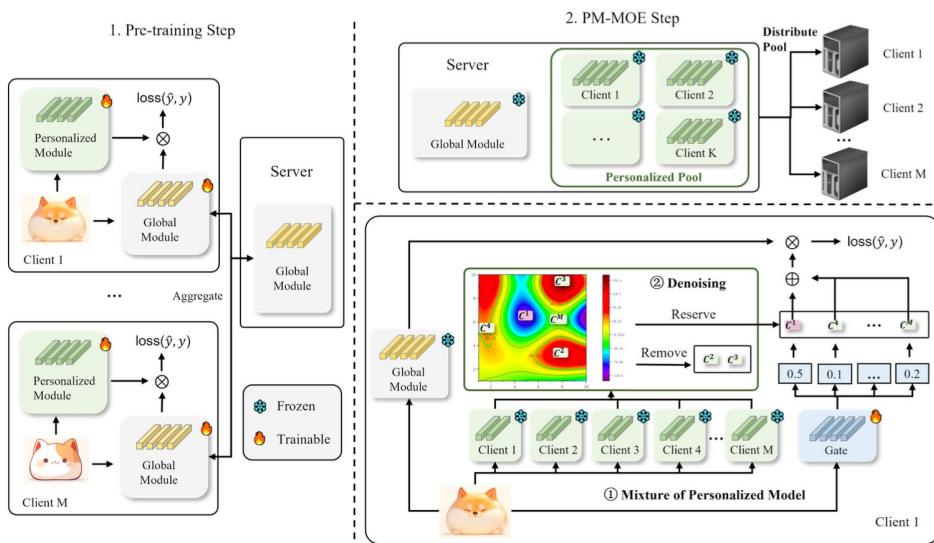


图 3-2 隐私保护的公私数据大模型协同推理框架

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).

2) 针对海量多源收集数据的协同表征问题, 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, 形成了如图 3-3 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。

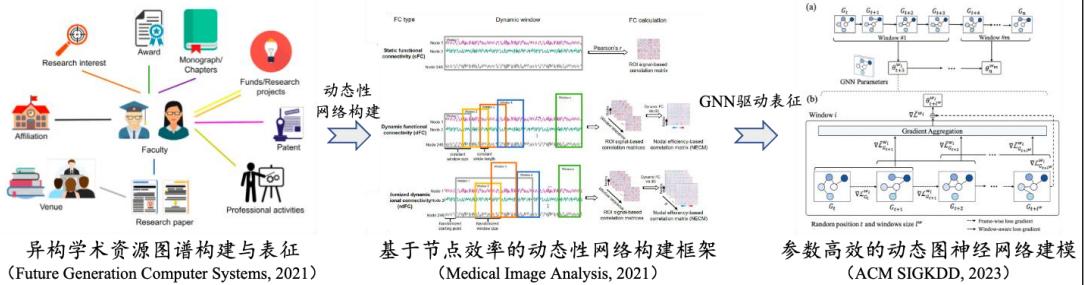


图 3-3 动态异构图谱协同表征研究积累

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<sup>#</sup>, Y Zhu<sup>#</sup>, 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).

3) 针对数据资源与模型平台微调等应用问题, 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, 形成了如图 17 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。

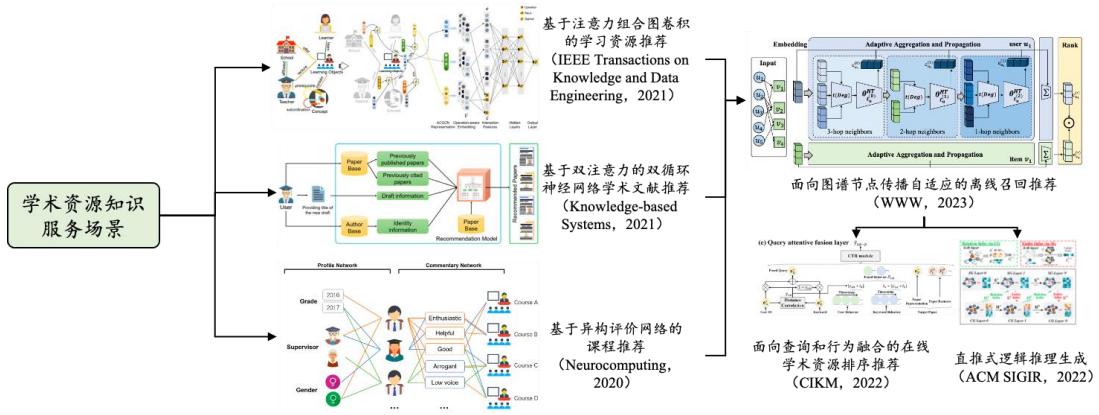


图 3-4 动态异构资源利用与平台建设研究积累

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 等六大数据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) 大模型及平台研发基础

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实的资源保障。

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（图 3-5）。

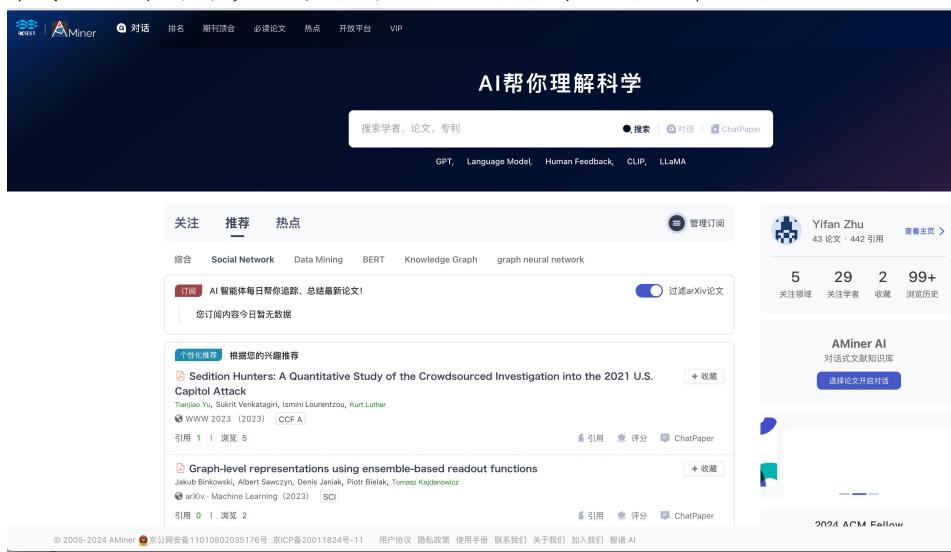


图 3-5 研发科技情报平台 AMiner 的首页

项目负责人和课题团队进一步参与了国产生成式大模型 GLM 的研发工作，GLM 是一个开源开放的双语（中文和英文）双向稠密模型，拥有 1300 亿参数，目前已经演进到第四代（GLM-4）。2024 年，上海人工智能实验室发布了大模型开源开放评测体系司南（OpenCompass 2.0），GPT-4 Turbo 在各项评

测中均获最佳表现，GLM-4 紧随其后，排名第二（图 3-6）。



图 3-6 司南评测体系下 GLM-4 表现达到国内领先国际一流水准

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（图 3-7）。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。

The figure shows a screenshot of a service developed by the research group. It features a news feed with two main entries. The first entry is about a paper titled 'Public Trust in the Time of Pandemic: An Analysis of Social Networks in the Discourse of Large-Scale Social Restrictions in Indonesia' by Caroline Paskarina, published in Social Sciences (2023). The second entry is about a paper titled 'Risk evolution and mitigation of the urban river ecological governance project based on social network analysis' by Xu Jun, Jiwei Zhu, Jiancang Xie, published in Frontiers in Earth Science (2023). Both entries include abstracts and key points for each. The interface includes a sidebar with a 'Subscribe' button, a date filter (2024-02-09), and a 'Filter arXiv papers' toggle.

图 3-7 课题组预研基于 GLM-4 的论文生成式要点解读并开展线上服务

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，确保能够顺利地完成预定研究内容，取得预期成果。

## 4、预期研究成果

项目预期取得以下成果：

- (1) 采用众包+定制方式收集 10 万条可直接用于大模型定制化微调的“北邮特色”数据语料，部署于学校“UNETS”未来学习中心的基础数据组件相关平台之中。
- (2) 研发交互式大模型高效微调平台，实现 LoRA, MoELoRA, Q-LoRA, Ada-LoRA4 种参数高效大模型微调（PEFT）算法，以及课题组研发的特色大模型微调算法 FlatPO，研发交互界面实现模型微调的低代码图形化操作。
- (3) 相关特色化研究成果形成论文 2 篇，申请发明专利 5 项。
- (4) 培养北邮数智化教育方向博士生 1 人，硕士生 4 人。

## 项目申请经费预算表

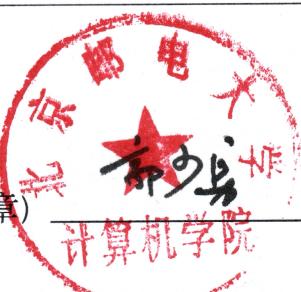
<b>申请资助金额</b>	<b>85 万元</b>	
<b>预算支出科目</b>	<b>经费</b>	<b>计算理由及根据</b>
<b>1.设备费</b> 指在资助项目研究过程中用于购置仪器、设备和租用仪器、设备所发生的费用。	12	<p>拟采购惠普SM4310机架式GPU服务器(1台9.8万元)，用于上线超算平台前的原型系统研发和测试，生产国别和地区为中国，包括第三代Intel至强芯片组Intel C621A；支持<math>24 \times 3200</math>MT/SDDR4 RECC内存；最大支持<math>24 \times 2.5</math>硬盘+<math>1 \times</math> E1.S固态；可支持<math>8 \times</math> RTX 4090 24G GPU计算卡。以京东商城和中央政府采购网等平台的公开报价为参考，预算单价为9.8万元，预计需要1台，合计9.8万元。</p> <p>此外，根据学校要求服务器需要托管于校外第三方机构，预计托管费用为2.2万元</p>
<b>2.材料费</b> 指项目研究过程中发生的各种原材料、辅助材料的消耗费用。	35.1	<p>由于北邮特色语料数据不断增加，每年需要维护升级当前已有开发运行环境。拟升级当前服务器ECC内存，购置8条DDR3 16G RECC服务器专用内存，每条单价为0.15万元，共计<math>0.15 \text{万元}/\text{条} \times 8 \text{条} = 1.2 \text{万元}</math>。</p> <p>拟升级购置10块16TB SAS服务器专用硬盘和4块2TB服务器固态硬盘，机械硬盘每块单价为0.35万元，固态硬盘单价为0.25万元，共计4.5万元</p> <p>同时，拟为原有服务器改装为推理服务器提供GPU模块升级，购置6组Nvidia A40 GPU，每组单价4.9万元，共计29.4万元。</p>
<b>3.测试化验加工费</b> 指在项目研究过程中发生的检验、测试、化验及加工等费用。	0	

<p><b>4.会议费/差旅费/国际合作交流费</b> 指在项目研究过程中为组织学术研讨、咨询以及协调等活动而发生的会议费用；在项目研究过程中开展科学实验(试验)、科学考察、业务调研、学术交流等所发生的外埠差旅费(含出差补助)、市内交通费；在资助项目研究过程中支付必要的国际合作与交流所发生的费用。</p>	12.3	<p>差旅费：用于支付项目组成员进行学术交流。依照《北京邮电大学差旅费管理办法》相关规定，每次交流约3天，交通费约2000/次/人，住宿费500元/天×2天/次/人=1000元/次/人，补助费180×3=540元/次/人；项目组成员年度交流约10人次，共3.54万元。为便于市内数据调研，预计发生市内交通费0.28万元。差旅费共计3.82万元。</p> <p>国际合作与交流费：此项目预计参加国际研讨会议2次以宣传我校未来学习中心系列成果，每次2人；依照《北京邮电大学因公临时出国经费管理办法》相关规定，每次出访约5天，测算交通费约1.5万元/次/人，住宿费800元/天×4天/次/人=3200元/次/人，补助费0.3万元/次/人，国际合作与交流费共计8.48万元。</p>
<p><b>5.出版/文献/信息传播/知识产权事务费</b> 指在项目研究过程中发生的论文论著出版、文献资料检索与购置、专用软件购置、专利申请与保护的费用。</p>	5.3	<p>在国内国际学术刊物上发表论文所需版面费、审稿费，约0.9万元每篇，发表2篇合计1.8万元；</p> <p>申报5项国家发明专利，专利申请与查新费约每项0.7万元，合计3.5万元。</p>
<p><b>6.专家咨询费</b> 指在项目研究过程中支付给临时聘请的咨询专家进行学术指导所发生的费用。</p>	2.8	<p>用于专题技术研讨、论证会及结题评审会等项目实施支付专家咨询费，预计中期和验收会两次共邀请专家14人次，每次0.2万元，合计2.8万元。</p>
<p><b>7.劳务费</b> 指项目研究过程中支付给项目组成员中没有工资性收入的相关人员(如在校学生)的劳务性费用。</p>	17.5	<p>用于没有工资收入的博士生、硕士生的补助。其中，博士生5人、硕士生10人。博士生5人×10月×0.15万元=7.5万元；硕士生10人×10月×0.1万元=10万元。</p>
<p><b>合 计</b></p>	85.0	

## 项目组其他主要参与人 (注: 不包括项目负责人)

序号	姓名	研究专长	职称	学位	教师/学生	二级单位	项目分工
1	郝方钰	大数据治理	无	工学学士	博士生	计算机学院	北邮大模型微调框架实施
2	林欣悦	大模型微调	无	工学学士	硕士生	计算机学院	教育大模型参数高效微调算法库
3	冯煜	大模型隐私保护	无	工学硕士	博士生	计算机学院	交互式大模型高效微调平台构建
4	郁青陟	大模型应用开发	无	工学学士	硕士生	计算机学院	北邮大模型微调框架实施
5	戎惠强	推荐系统及应用开发	无	工学学士	硕士生	计算机学院	教育大模型参数高效微调算法库
6	林灿	大模型应用开发	无	工学学士	硕士生	计算机学院	交互式大模型高效微调平台构建
7	孙江枫	参数微调算法	无	工学学士	博士生	计算机学院	北邮大模型微调框架实施
8	郭爽	算法工具开发	无	工学学士	博士生	计算机学院	教育大模型参数高效微调算法库
9	边玲燕	大数据平台开发	无	工学学士	博士生	计算机学院	交互式大模型高效微调平台构建

### 三、签字和盖章页：

项目负责人	<p>项目负责人承诺：我承诺我将履行负责人职责，遵守项目管理规定和学术规范，按照要求认真开展工作。</p> <p>项目负责人 (签字) <u>朱一凡</u></p> <p>2025年3月19日</p>
二级单位意见	<p>已对申请书内容进行审查，同意申报。</p> <p>负责人 (签字及盖章)</p>  <p>年 月 日</p>
专家评审意见	<p>评审组组长 (签字) _____</p> <p>年 月 日</p>
网信办意见	<p>负责人 (签字及盖章) _____</p> <p>年 月 日</p>