大语言模型与图可视化协同的图计算基础课程教学改革探索*

郑铜亚 曹婧 史麒豪 金苍宏 罗荣良**

浙大城市学院计算机与计算科学学院，杭州 310015

摘 要 针对图计算基础课程中学生图图数据建模困难、图查询代码复杂、图算法迭代抽象与图应用案例过时等问题，提出一种基于大语言模型与图可视化协同的交互式教学模式。该模式以大语言模型为智能教学助手，以图可视化平台为实践载体，在图数据建模、代码指导、算法解释和应用案例四个教学环节实现协同教学，并依托星图平台 Notebook 环境开展课程教学改革实践。在《图计算基础与实践》课程进行教学改革的试验结果表明，课程平均成绩提高 17 分，不及格率由 18.18%下降至 0%，课程目标达成度进一步提高。研究表明，大语言模型与图可视化技术两者协同能够有效降低图计算课程学习难度，提升学生图计算综合实践能力，为图计算及相关人工智能课程教学改革提供了参考。

关键字 程序设计能力，程序设计，大语言模型，图可视化，教学改革

Exploration of Teaching Reform in Fundamental Graph Computing Courses through the Collaboration of Large Language Models and Graph Visualization

Tongya Zheng, Jing Cao, Qihao Shi, Canghong Jin, Rongliang Luo

School of Computer and Computing Science
Hangzhou City University,
Hangzhou 310015, China;
tyzheng@hzcu.edu.cn

Abstract—To address students' difficulties in graph data modeling, the complexity of graph query, the abstract nature of graph algorithms, and the datedness of application examples in introductory graph computing courses, we propose an interactive teaching model that integrates large language models (LLMs) with graph visualization. In this model, an LLM functions as an intelligent teaching assistant while a graph-visualization platform serves as the practical learning environment; the two components jointly support instruction across four pedagogical stages: graph data modeling, code guidance, algorithm explanation, and application case studies. The approach was deployed in course reform using the StarryGraph platform's notebook environment for hands-on teaching. Experimental results from the "The Foundations and Practice of Graph Computation" course indicate that average course scores increased by 17 points, the failure rate fell from 18.18% to 0%, and achievement of course learning objectives improved. Our study demonstrates that the synergy of LLMs and graph visualization can substantially reduce the learning difficulty of graph computing, enhance students' practical competencies, and offers a reference for curricular reform in graph computing and related AI courses.

Keywords—Programming ability, program design, large language models, graph visualization, educational reform

1 引 言

随着社交网络、金融风控、知识图谱等领域的快速发展[1]，数据之间的关联关系日益复杂。如图 1 所示，从 2014 年至 2026 年，图数据库的历年使用量逐渐攀升[2-3]，并且涌现了众多功能丰富、性能优秀的新型图数据库产品。图计算以顶点和边的关系为基本抽象，已成为从海量关联数据中挖掘关联价值的重要技术。图可视化能够将抽象的图结构与算法执行过程转化为直观呈现，有助于降低复杂图计算知识的理解难度。与此同时，大语言模型（Large Language Models, LLMs）[4]近年来取得突破性进展，不仅具备自然语言理解能力，还能够完成代码生成、错误诊断和逻辑解释等任务，可在教学场景中充当智能辅助角色[5-7]，为学生提供即时、个性化的学习反馈。

随着大语言模型技术快速发展，已有研究围绕人工智能辅助教学以及实践教学模式创新等方向开展了探索。徐悦等分析了 AI 大模型给高校计算机教育带来的机遇与挑战，指出大模型能够推动教学内容创新、

*基金资助：本文得到浙江省“十四五”第二批本科省级教学改革项目（JGBA2024665）《基于互动行为画像的课堂教学评价模式改革与实践》的资助。

*通讯作者：罗荣良 luorl@hzcu.edu.cn。

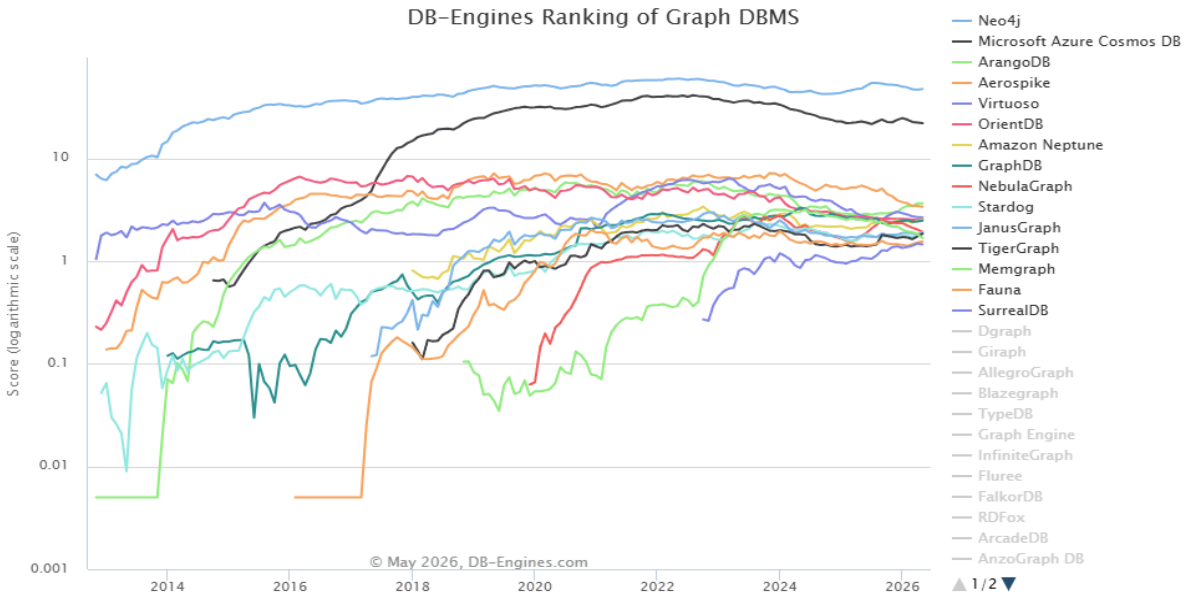


图 1 DB-Engines网站的图数据库排名

学习方式变革和个性化教学发展，但同时也带来了内容可信度、模型使用规范、隐私安全以及教学内容更新等问题[5]。卢宇等以 ChatGPT 为代表的生成式人工智能为研究对象，系统分析其在教师教学、学习过程、教育评价和学业辅导等方面的应用潜力，并指出其在教育实践中仍需关注技术局限和合理使用问题[6]。

针对具体计算机课程教学，已有研究进一步探索了人工智能技术驱动下的教学改革模式。陈鸿等针对程序设计类公共课程存在教学内容更新不足、实践能力培养不足等问题，从课程内容、教学模式、考核方式和产教融合等方面开展改革探索，以提升学生程序设计应用能力[7]。张彦芳等结合 AI 技术项目驱动教学模式，将人工智能工具融入程序设计课程实践，提高学生工程实践能力[9]。在软件工程课程中，陈俊杰等针对长期存在的理论教学与工程实践脱节问题，提出基于人工智能大模型的“师生机协同”教学模式，通过课程设计、教学组织和教学评价的系统重构，提高学生理论理解和工程实践能力[10]。此外，刘春红等将大模型应用于计算机网络课程实践教学，基于知识转化理论构建智能辅助实验教学模式，引导学生利用智能工具解决实验过程中的问题[8]。

然而，现有计算机课程教学改革研究主要集中于程序设计、软件工程和计算机网络等通用课程，对于图计算等具有复杂数据结构、多阶段算法推理和强可视化需求的新兴课程关注不足。图计算基础课程是面向本科高年级学生的重要专业课程，学生在学习过程中不仅需要完成从关系型数据思维向图结构思维的转换，还需要理解图查询语言、图算法迭代传播过程以及复杂网络应用场景。传统教学模式在图数据建模指导、代码调试反馈、算法动态过程呈现以及真实应用案例引入等方面仍存在不足，难以及时满足学生对直观理解和个性化反馈的需求。

针对上述问题，本文提出一种大语言模型与图可视化协同的交互式教学模式，将大语言模型作为智能教学助手，将图可视化作为实践验证工具，在图数据建模、代码指导、算法解释和应用案例四个教学环节实现协同教学，并依托星图平台开展课程改革实践，探索人工智能技术赋能图计算课程教学的新路径。

2 图计算基础课程的教学难点

图计算基础是面向本科高年级的专业课程，内容涵盖图数据模型、图查询语言、图算法及图应用等核心模块，旨在培养学生运用图计算技术解决实际问题的能力。如表 1 所示，当前教学实践中存在以下四方面突出难点。

2．1 图数据建模困难

学生在大二学年学习关系型数据库的二维表范式，而图数据模型要求从顶点、边和属性的关联视角重新审视数据结构。在建模实践中，学生常困惑于何种实体应抽象为顶点、何种联系应建模为边，面对多对多关系、属性嵌套等复杂场景时更无从下手。这种思维范式的转换涉及对问题域结构的深层认知重构，传统讲授方式难以提供充分的建模训练与即时纠偏。

2．2 图查询代码复杂

图查询语言 Cypher 采用模式匹配语法，要求学生用图的关联模式描述查询意图，与 SQL 的 SELECT-FROM-WHERE 范式存在本质差异。学生常写出语法正确但逻辑错误的查询语句，例如匹配了过多无意义路径

而未察觉、未正确使用 WHERE 限定条件、对聚合函数的作用域理解偏差等。由于缺乏即时反馈机制，学生在调试过程中反复试错却难以定位问题根源，不仅效率低下，还容易挫伤学习积极性。

2．3　图算法迭代抽象

PageRank、标签传播、Louvain 社区发现等核心图算法均涉及多轮迭代传播与收敛过程，信息传递与汇聚具有天然的动态特性。然而，传统教学多以静态公式推导和文字描述为主要手段，学生仅能记忆最终公式与结论，难以感知信息在图上逐轮传导与汇聚的动态机制。这种黑箱现象导致学生知其然而不知其所以然，遇到参数调整或算法优化问题时往往束手无策。

2．4　图应用案例过时

图计算在金融反欺诈、社交网络分析、知识图谱推理等领域的典型应用在课堂上鲜有呈现，学生难以感知图计算技术的真实价值与应用潜力。案例的陈旧不仅模糊了学习重点，还可能导致学生误以为图计算仅是理论层面的学术工具，忽视其在工业界的广泛实践，从而影响学习动力与就业竞争力。

表 1 图计算基础课程的教学难点总结

教学内容	教学难点	核心问题
图数据模型	数据建模困难	学生习惯关系型二维表思维，难以将业务场景正确抽象为“顶点—边—属性”的图模型结构
图查询语言	查询代码复杂	Cypher 模式匹配语法与 SQL 差异显著，学生常写出语法正确但逻辑错误的查询，调试过程缺乏即时反馈机制
图计算算法	算法迭代抽象	PageRank、社区发现等算法的多轮传播与收敛过程仅靠静态公式推导，学生难以直观感受图算法的信息传播过程
图应用案例	应用案例过时	教材示例简单且脱离金融反欺诈等真实业务场景，学生难以感知图计算技术的实际价值与应用潜力

3　大语言模型与图可视化协同的教学模式设计

针对上述教学难点，本文提出大语言模型与图可视化协同的交互式教学模式。学校开发的星图平台具备大规模图数据存储、时序图数据查询、图查询结果可视化及大语言模型智能体交互等能力。该模式依托星图平台，将大语言模型作为连接学生与平台能力的智能桥梁，图可视化作为贯穿始终的直观验证手段，在数据建模、代码指导、算法解释、应用案例四个环节实现深度融合。如图2所示，模式设计遵循以下三项核心原则。

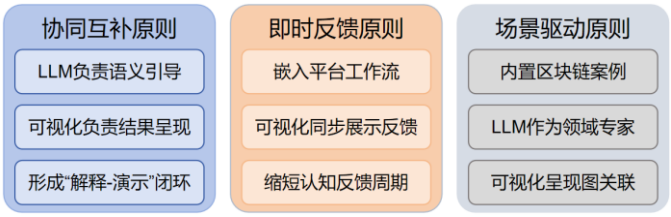


图 2 大语言模型与图可视化协同的教学模式设计原则

3．1　协同互补原则

大语言模型与图可视化各有擅长，前者在自然语言理解、代码生成与逻辑解释方面能力突出，后者在数据结构呈现与算法过程演示方面具有天然优势。本模式将二者有机整合：大语言模型负责语义层面的解释、引导与反馈，图可视化负责结构层面的呈现、验证与推演，二者协同形成解释、演示与验证的认知闭环。学生既能获得大语言模型的即时文字指导，又能通过可视化界面同步验证理解是否正确，实现双重反馈的叠加效应。

3．2　即时反馈原则

传统教学中，学生提交代码或作业后往往需等待数天才能获得教师批阅，反馈的滞后性严重制约了学习效率。本模式将大语言模型嵌入星图平台的 Jupyter Notebook 工作流，学生在每个操作环节均可获得近乎实时的响应：建模时获得设计建议，编码时获得错误诊断，分析结果时获得深度解释。与此同时，图可视化组件对学生的每一步操作同步呈现图形化反馈，使抽象概念获得直观映证。这种即问即答、即写即显的交互体验，能有效缩短认知反馈周期，帮助学生在实践过程中及时纠偏、快速内化。

3．3　场景驱动原则

脱离真实场景的教学容易导致学生失去学习目标与动力。本模式以平台内置的区块链欺诈检测等真实

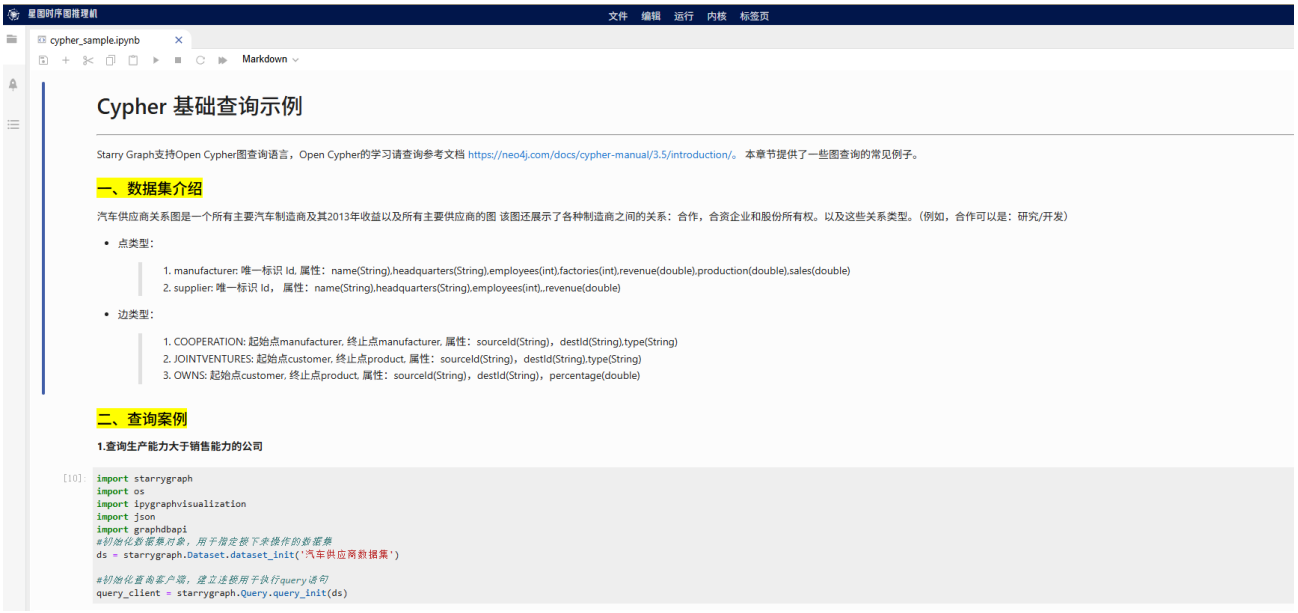


图 3 面向图计算基础课程的星图平台

案例为起点，将知识点嵌入具体业务场景中展开教学。大语言模型在场景中充当领域专家，帮助学生理解业务背景、拆解问题结构、解释技术选型逻辑。图可视化则将场景中的数据关联与分析结果以图形化方式呈现，让学生直观看到图计算在实际问题中如何发挥作用。随着教学推进，场景逐步从封闭案例过渡到开放式问题，培养学生从理论学习到应用实践的迁移能力。

4 大语言模型与图可视化协同模式在图计算基础中的实践

基于上述教学模式，本章围绕数据建模、代码指导、算法解释、应用案例四个环节，如图3所示，在星图平台Notebook环境中展开具体教学实践。

4．1 数据建模环节

传统教学中，学生从业务需求到图模型设计的转换过程缺乏有效指导，建模结果的正误难以及时判断。本环节将大语言模型定位为建模教练，学生用自然语言描述业务场景后，大语言模型生成对应的图模型设计方案，包括顶点类型、边类型、属性字段及关系基数，并同步解释各项设计背后的建模考量。学生理解方案后在 Notebook 中调用 Python 接口创建图对象，星图平台的可视化组件即时渲染生成的图结构。学生将可视化输出与大语言模型的文字解释进行对照验证，若发现偏差可追问修正。例如在校园选课系统场景中，学生经大语言模型引导将学生、课程、教师抽象为顶点，选课、授课建模为边，可视化呈现后直观验证了关系方向的正确性。这一描述、建模、可视化验证的闭环，有效降低了从关系数据表思维向图思维转换的认知门槛。

4．2 代码指导环节

学生在编写 Cypher 查询语句时，常因模式匹配语法与 SQL 思维冲突而写出错误查询，且调试过程缺乏即时反馈。本环节将大语言模型嵌入 Notebook 编码流程，学生编写 Cypher 语句并执行后，若出现报错或结果异常，可将代码与错误信息一并提交给大语言模型进行诊断。大语言模型定位问题类型并生成修正建议和修改后的语句，同时以自然语言解释修改原因。学生对比运行修正前后的查询，通过可视化组件同步观察两次查询结果的差异，直观理解语法改动的影响。例如学生查询选修某课程的学生时误将 MATCH 方向写反，大语言模型指出模式匹配方向错误后，学生在可视化界面中看到方向修正前后的图模式匹配差异。对于同一查询需求，教师还会要求大语言模型提供多种等价写法，学生逐一执行并对比执行计划与响应时间，在实践中培养图查询的性能意识。

Cypher 代码示例如下，其中 account 为区块链交易图中的节点，transfer 为边，边属性包含 amount 字段表示金额、timestamp 字段表示交易时间戳。下面代码的作用是：在区块链交易图中，统计所有账户的入交易数量（入度）和平均入账金额，筛选出入账交易次数超过 10 次且平均入账金额超过 100000 的账户，并按照平均入账金额从高到低排序返回。从区块链交易分析的角度，该查询对应一个典型的高频高额收款账户识别特征，可用于发现异常资金归集或风险账户。

```
MATCH (a:account)<-[t:transfer]-(b:account)
WITH a, count(t) AS in_degree, avg(t.amount) AS avg_amount
WHERE in_degree > 10 AND avg_amount > 100000
RETURN a, in_degree, avg_amount
ORDER BY avg_amount DESC
```

4．3 算法解释环节

图算法的多轮迭代传播过程难以通过静态公式讲解建立直观认知。本环节中，教师不直接调用平台封装好的算法 API，而是要求学生在 Notebook 中用 Python 编写显式的迭代逻辑，逐步实现 PageRank 值传播或社区发现过程。大语言模型在此充当过程解释器，学生每完成一轮迭代，可追问某一轮中节点值变化的原因，大语言模型结合图结构分析信息传播路径并加以解释。星图平台的可视化组件同步以动画形式逐帧更新节点大小与颜色，将算法收敛过程转化为动态推演。教师进一步设置扰动实验，例如在特定迭代轮次手动冻结某关键节点，要求学生通过大语言模型预测传播效果变化，再通过可视化输出验证预测。这种预测加验证的交互训练，使算法从黑箱变为可感知、可干预的透明过程。

4．4　应用案例环节

如图 4 所示，为解决案例过时问题，本环节以星图平台内置的区块链欺诈检测样例为教学起点。大语言模型首先充当领域专家，为学生拆解案例的业务背景、图建模策略、算法选型逻辑及结果解读方法，帮助学生理解图计算在真实风控场景中的应用价值。在此基础上，教师提供新的业务场景描述，要求学生在大语言模型的引导下独立完成建模、查询、分析与判读的全流程。大语言模型在此过程中仅提供引导性提问和思路启发，不直接给出答案。学生完成分析后，通过平台可视化展示检测到的可疑交易环或关联账户群，并向全班汇报方案设计思路与结果解读。这一环节使学生在真实问题驱动下反复练习图计算全链路技能，同时通过案例迁移训练培养了从理论学习到实践应用的工程化能力。

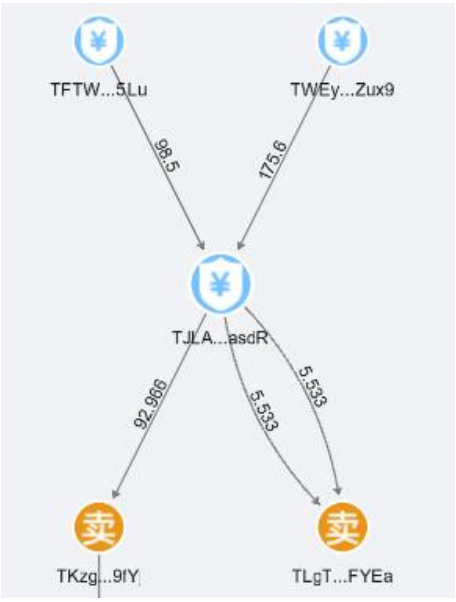


图 4 星图平台的区块链欺诈检测案例

5　教学成效

《图计算基础与实践》课程在 2023-2024 学年的第二学期（课程改革前）和 2025-2026 学年的第二学期（课程改革后）开课，并且在 2025-2026 学年的第二学期基于大语言模型与图可视化协同进行课程教学改革实践。实践依托星图平台的 Notebook 编程环境，围绕数据建模、代码指导、算法解释、应用案例四个环节进行。

由于《图计算基础与实践》属于专业方向课程，目前仍处于课程改革试点阶段，因此本研究采用小规模班级开展验证性教学。改革前授课班级共 11 人，改革后授课班级共 13 人。虽然样本规模相对较小，但两届学生均采用相同的培养方案、课程大纲及考核标准，具有较好的可比性，因此能够作为课程改革初步效果的验证依据。需要指出的是，本研究所得结论主要用于验证教学改革方案的可行性，其统计结果仍具有一定局限性。后续将持续扩大授课班级规模，积累多届教学数据，并结合多班级、多专业的教学实践，对课程改革模式的普适性和推广价值开展进一步验证。

表 2 《图计算基础与实践》教学改革成效

指标	改革前	改革后	提升情况
学生人数	11	13	-
平均成绩	75	92	+17 分
优秀率（≥90）	45.45%	100%	+54.55%
良好率（80~89）	27.27%	0	-
及格率	81.82%	100%	+18.18%
不及格率	18.18%	0	-

如表 2 所示，两学期课程内容、考核方式及成绩构成保持一致，具有较好的可比性。结果表明，改革后课程平均成绩由 75 分提升至 92 分，提高 17 分；优秀率由 45.45%提升至 100%，不及格率由 18.18%下降至 0%。进一步地，改革前学生成绩分布较为分散，而改革后全部进入优秀区间，说明新的教学模式不仅提高了平均成绩，而且有效改善了学习困难学生的学习效果，缩小不同学生间的学习差异。

本课程的课程考核采用过程性评价分析，其中平时成绩占比 10%，期中作品占比 40%，期末作品占比 50%。需要说明的是，课程改革前平时成绩主要依据课堂签到和出勤情况进行评价，因此学生均能够完成基本出勤要求，平时成绩均为 100 分，未能有效反映学生课堂学习过程及能力差异。课程改革后，对过程性评价进行了优化，在保留课堂考勤的基础上，引入课堂交互、图数据建模练习、Notebook 实验完成情况以及阶段性作业等评价指标，并依据完成质量实行分层评分，使过程性评价更加客观地反映学生的学习投入和能力水平。

如表 3 所示，学生期中、期末作品成绩更加集中，高低分差距显著缩小，说明课程改革不仅提升了学生的学习成绩，而且增强了学习过程的稳定性和课程目标达成度。分析表明，大语言模型能够为学生提供即时知识解释、代码生成与调试反馈，图可视化技术能够直观展示图数据结构、查询结果及算法执行过程，两者形成协同支撑，有效降低了图计算课程的学习门槛，提升了学生的图建模能力、图查询能力、图算法理解能力以及综合实践能力。

表 3 《图计算基础与实践》过程性评价对比

评价环节	改革前	改革后	对比分析
平时成绩	均为 100 分	70-100	改革后更注重学习过程评价
期中作品	0-98 分	90-95 分	改革后提高阶段性学习效果
期末作品	0-95 分	89-95 分	改革后提高综合实践能力
综合表现	学生成绩差异度大	学生成绩更为稳定	有效实现过程性评价与终结性评价的统一

6 结束语

图计算作为数据科学领域的新兴课程，其教学核心矛盾在于抽象概念与复杂代码对直观验证与即时反馈的迫切需求。借助大语言模型在语义理解与代码生成上的能力，以及图可视化在结构呈现与过程推演上的优势，学生在数据建模、编码调试、算法理解、场景分析四个环节均获得了可感知、可验证的交互式学习体验。初步实践表明，这一模式有效降低了图计算的认知门槛，增强了学生在课程中的反馈获得感。该模式已初步取得成效，未来计划将实践扩展至更多图计算应用场景，为图计算领域的人才培养奠定基础。

参 考 文 献

[1] 陈华钧. 知识图谱导论[M]. 北京: 电子工业出版社, 2021.

[2] 甘书灵,史东辉,王园园.基于知识图谱技术的计算机教育学情内涵探索[J]. 计算机技术与教育学报, 2023,11(2):39-45.

[3] 傅湘玲,唐轶,侯党,徐朗朗. 计算机科学专业课程体系知识图谱构建及分析[J]. 计算机技术与教育学报, 2022, 10(3):65-69.

[4] 罗文,王厚峰. 大语言模型评测综述[J]. 中文信息学报, 2024, 38(1):1-23.

[5] 徐悦,黄子文,宋雨轩,皮德常. 从 AI 大模型看高校计算机教育面临的机遇与挑战[J]. 计算机技术与教育学报, 2024, 12(3):99-106.

[6] 卢宇, 余京蕾, 陈鹏鹤, 等. 生成式人工智能的教育应用与展望: 以 ChatGPT 系统为例[J] . 中国远程教育, 2023, 43(4): 24-31, 51.

[7] 陈鸿, 殷凤梅. 人工智能时代下程序设计类公共课的教学改革探索[J]. 长春大学学报, 2024(2):101-104.

[8] 刘春红, 张正玲, 洪双喜, 等. 基于大模型的提升数字素养的计算机网络课程实践教学模式[J] . 计算机教育, 2024(3): 85-90.

[9] 张彦芳, 高璐, 李艳. AI 技术项目驱动下的程序设计类课程教学模式创新[J] . 计算机教育, 2025(2): 159-163.

[10] 陈俊杰,左一帆,姜文晖,鄢杰斌,方玉明. 基于人工智能大模型的软件工程课程教学改革[J]. 计算机技术与教育学报, 2025, 13(3):48-52.