

人工智能赋能离散数学课程的教学改革探索与实践

曾巧林*, 田 茂

重庆邮电大学人工智能学院, 重庆

收稿日期: 2026年8月17日; 录用日期: 2026年10月5日; 发布日期: 2026年10月15日

摘 要

离散数学是计算智能类人才培养的核心基础课程。针对离散数学传统教学模式存在的问题, 本文以成果导向教育理念为指导, 围绕课程目标、教学内容、教学方法和人工智能技术赋能四个维度开展教学改革。通过深入挖掘离散数学知识点与机器学习、知识图谱等前沿知识衔接, 本文提出问题导向、案例分析与项目实践相结合的教学模式, 同时引入人工智能技术辅助备课、教学与学情分析等智慧教学方式。改革实践旨在提升学生的逻辑推理能力和实践能力, 为培养人工智能时代人才提供可借鉴的实践路径。

关键词

离散数学, 教学改革, 人工智能

Exploration and Practice of Teaching Reform in Discrete Mathematics Courses Empowered by Artificial Intelligence

Qiaolin Zeng*, Mao Tian

School of Artificial Intelligence, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing

Received: August 17, 2026; accepted: October 5, 2026; published: October 15, 2026

Abstract

Discrete mathematics is a core fundamental course for the cultivation of computational intelligence talents. In view of the problems existing in the traditional teaching mode of discrete mathematics,

*通讯作者。

文章引用: 曾巧林, 田茂. 人工智能赋能离散数学课程的教学改革探索与实践[J]. 创新教育研究, 2026, 14(10): 119-128. DOI: 10.12677/ces.2026.1410769

this paper, guided by the outcome-based education concept, conducts teaching reform around four dimensions, including curriculum objectives, teaching content, teaching methods, and the empowerment of artificial intelligence technology. By deeply exploring the connection between discrete mathematics knowledge points and cutting-edge knowledge such as machine learning and knowledge graphs, this paper proposes a teaching model that combines problem-oriented approaches, case analysis, and project practice. And it introduces artificial intelligence technology to assist in intelligent teaching methods (e.g., lesson preparation, teaching, and student situation analysis). The reform practice aims to enhance logical reasoning and practical abilities of students, providing a referenceable practical path for cultivating talents in the era of artificial intelligence.

Keywords

Discrete Mathematics, Teaching Reform, Artificial Intelligence

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

离散数学是逻辑学、集合论、关系理论、计算机模型等汇集起来的一门综合学科, 主要内容包括数理逻辑、集合与关系、代数系统、图论基础等, 是学习程序设计语言、数据结构、人工智能、算法设计与分析、数据库、理论计算机科学基础等课程的重要先修课程。作为连接理论与实践、抽象与具体的桥梁课程, 离散数学不仅整合了数学推理方法、算法思维与严谨的推演范式, 更承担着培养学生抽象思维、计算思维和严格的逻辑推理能力的重任, 为学生将来在创新性的研究和开发工作方面提供理论基础。

当前, 人工智能(Artificial Intelligence, AI)与大模型技术正以前所未有的力度融入高等教育, 从而使人才对知识的需求逐步由记忆型转向创新复合型, 离散数学作为计算机科学及相关专业的重要基础课程, 必须主动适应时代要求。然而, 《离散数学》教学面临着诸多挑战, 如课程目标定位模糊、知识点繁杂抽象、教学方法偏传统、理论与实践脱节、思政融入不足等问题, 导致学生在学习过程中面临理解难度大、学习兴趣不足、知识迁移能力不强等困境, 难以适配人工智能时代的人才培养需求。

因此, 本文聚焦计算机类人才培养需求, 以成果导向教育理念(Outcome-based Education, 简称 OBE)对《离散数学》的教学目标与教学手段进行改革, 围绕“目标引领、模式创新、技术赋能”等方面构建全面的课程新体系, 提升学生的实践能力、数学素养和创新能力。

2. 相关工作

随着 AI 时代的到来, 国内外围绕离散数学课程的教学改革研究逐渐增多。Smith 利用 AI 大模型生成图论经典案例, 帮助学生更直观地理解图的结构和算法过程, 辅助教师对课程教学内容进行设计与优化, 显著提升了教学效率[1]。李娣结合专业需求优化课程核心内容与教学方法, 采用多元化评价方式, 鼓励学生开展实践创新[2]。杨程程等以 OBE 理念为指导思想, 通过修订教学大纲、搭建示范课堂与课程思政素材等教学资源、创新教学方法、构建多元评价体系, 提升了学生的逻辑推理与建模能力[3]。关棋元基于 OBE 理念, 探索了线上线下教学平台的混合式课程教学改革, 激发学生学习兴趣, 提高学习效率[4]。王苏恺等构建“课程-竞赛-项目”的实践教学机制与数字化多元考核评价机制, 有效促进理论知识与实践能力的有机结合, 提升学生的实践能力[5]。丁俊文和宫玺建设 AI 大模型教学资源, 通过搭建知

识点提取、个性化教学支持和智能辅助教学等模块体系,经验证提高了教学效率[6]。陈梦婷等提出以“趣味化 + 应用导向”为核心的教学理念,构建以数理逻辑模块、集合论模块和图论模块为重点的教学体系,提升了学生的课堂参与度与实践应用能力[7]。综上,现有研究成果在离散数学教学改革中取得了良好成效,尤其在激发学生兴趣和实践动手能力方面效果显著,但仍有需要改进的几个方面:一是该课程与机器学习、深度学习和人工智能融合上多停留在案例层面分析;二是课程思政与知识的有机融合不足;三是,缺乏多方面综合改革,未对课程目标、内容、模式等进行系统设计。

3. 课程内容的建设

3.1. 教学目标

《离散数学》教材内容主要有数理逻辑、集合论与二元关系、图论和代数系统等,这些内容与人工智能关系非常紧密。其中数理逻辑是知识表示和推理的最直接应用,是构建专家系统和知识图谱的基础;集合论中的二元关系是人工智能处理图结构数据的数学基础;图论可用于优化算法及网络设计;代数系统是神经网络变换等操作的理论基础。在 OBE 理念指导下,本文以人工智能领域人才需求为导向,围绕离散数学在人工智能人才领域中的关键作用,设计《离散数学》的课程目标,主要包括以下几个部分:一是知识目标,掌握数理逻辑、集合论、代数系统、图论的基础理论与方法,熟悉离散数学在算法设计、数据结构优化、网络设计等方面的应用。二是能力目标,能够准确理解并运用离散数学的基础知识解决与人工智能相关的实际问题,能有效地完成逻辑证明和论证,具备扎实的逻辑推理能力;能够运用离散数学的知识形成计算思维,提升问题建模与求解能力。三是素养目标,培养学生的逻辑思维和抽象思维能力,鼓励学生关注离散数学和人工智能相关行业的最新发展,具备自主学习能力和实际应用能力,树立创新报国的价值追求。

3.2. 课程内容

当今,人工智能由“数据驱动”逐步向“逻辑驱动”的智能形态演进,离散数学的学科地位愈发重要。传统的离散数学教学侧重于逻辑推理与计算推演,较少体现与机器学习等前沿知识的衔接。因此,亟需深入研究离散数学知识模块与人工智能支撑知识并将二者有机融合以便纳入教学内容。这样一方面能够让学生了解人工智能技术的未来发展趋势,另一方面又能激发学生的兴趣,通过案例分析实践教学,提高学生动手能力。

离散数学中的数理逻辑是采用数学方法研究逻辑推理规律的学科分支,是实现形式化规约与智能推理的核心工具,被广泛应用于专家系统构建、知识图谱推理与大模型对齐机制等方面。在教学中,学生需掌握基本命题逻辑和推理过程知识,教师重点讲解如何将自然语言转化为逻辑公式并在实际案例中引导学生灵活运用。例如,为检验人工智能在安全中的鲁棒性,可给定一份简单的银行提款合约,要求学生用谓词逻辑写出相应的不变式约束,从而在转化为一阶逻辑公式后,检验是否存在违背该合约规则的情况。为帮助学生理解人工智能在推理过程中的应用,可建立医疗诊断专家系统库,设置相应因(病人状态)果(结论)条件,要求使用相应算法将条件与结果进行匹配,并推导诊断结论。另外,结合大模型前沿拓展知识,可以引导学生利用反向推理对大模型生成结果进行逻辑校验,避免出现低级错误。

集合与关系是机器学习中实现数据关联结构化表征非常重要的知识点,直接与特征工程、知识图谱和推荐系统密切相关。本部分内容需要弱化传统教学的手工矩阵乘法计算,着重举例说明关系性质在数据结构上的判断意义。例如,针对机器学习中重要的数据预处理过程,即特征工程处理,对数据集构造一个等价关系,进行等价类划分,最终会影响到模型的结果。此外,推荐系统是经典案例,用户根据浏览记录被推送感兴趣目标,其实就是关系矩阵的体现,而物品的协同过滤本质上是计算物品列向量之间

的相似度关系, 从而进行关系的闭包求解, 向用户推荐关联商品。

人工智能安全问题不容忽视。代数系统可以用于信息安全、哈希算法与数据完整性校验。代数系统主要核心内容包括: 半群、群、环、域的定义与判定、布尔代数等, 该部分内容与密码学和机器学习部分高度贴合。例如, 在人工智能训练中, 验证海量数据集的完整性或者模型文件的合理性, 哈希算法是该过程中核心的完整性校验手段。逻辑回归通常被认为是统计模型, 决策树是树模型, 其内在的逻辑运算与布尔代数密不可分: 通过布尔函数与感知机、析取范式与决策树的对应关系, 解释决策树对特征缩放不敏感但容易过拟合的特性; 而基于梯度提升的 XGBoost, 其本质仍是对布尔逻辑表达式的组合学习。

图论是理解算法的核心模块, 主要涵盖图的表示、图的遍历算法、最短路径及特殊图概念, 因此被广泛应用于机器学习领域。图表示数据之间的关系, 是无数点和点之间连线组成的数据结构, 其结构表示复杂, 相对抽象, 学生理解较为困难。本部分需要弱化过程证明, 结合工程案例进行讲解。例如, 图卷积在图像处理中就是频域对图信号进行滤波。在社交网络影响力案例中, 核心是求解一个图上的马尔可夫链的平稳分布, 计算出节点中心性量化值, 从而进行决策。

3.3. 课程思政

离散数学作为计算机科学及人工智能领域的核心数学基础, 其思想体系历史悠久, 它主要源于人们对逻辑、规律、计算的不断探索, 成为连接数学与信息科学的桥梁。然而, 这些理论成果都是一批卓越科学家以逻辑为尺、以抽象为笔、以求真为魂踏出而来。Rosen 所著教材记录了 89 位数学家与计算机科学家对离散数学领域的卓越贡献, 将这些内容融入授课中, 既是对科学精神的传承与弘扬, 也培养学生追求真理的宝贵财富, 还能引导学生在掌握知识的同时, 树立科学态度和家国情怀。

学史以明理, 研理以笃行。离散数学的基础部分是数理逻辑, 其严谨的逻辑体系离不开先驱者的辛苦研究。早在 17 世纪, 莱布尼茨作为离散数学的奠基人便提出“通用语言”与“推理计算”的构想, 希望可以将逻辑推理转化为符号运算, 这一超前设想直接开启了数理逻辑的大门, 体现了科学家着眼未来, 勇于突破的远见卓识。19 世纪, 英国数学家布尔创立了布尔代数, 实现了逻辑推理向代数运算的转化, 初步奠定了数理逻辑的基础。两位先驱者的突破性构想鼓励学子要树立跨学科的思维, 成长成为能够积极应对复杂现实问题的复合型人才。

康托尔用近二十年的坚守, 创立了集合论, 为现代数学奠定了坚实基础。他打破传统认知桎梏, 纵然面对数学界的猛烈质疑与抨击, 也始终坚守数学真理, 这份执着探索的品格深刻诠释了科学家对学术真理的捍卫精神, 激励学生在逆境中仍然要坚持对真理的执着追求。当康托尔面对质疑时, 希尔伯特挺身而出为其发声, 并通过引入严谨的形式化公理系统让集合论变为现代数学的基石, 也印证了捍卫真理需要以严谨的理性推导为支撑。

科学探索的动力, 是坚持不懈地解决问题, 面对一般问题将其从抽象转变为数学模型与思维方法。作为图论的奠基者, 欧拉在解决“柯尼斯堡七桥问题”时突破传统几何度量思维, 将岛屿和桥梁分别抽象为“点”与“边”, 构建出图论的核心思想, 从而判断“七桥无解”。然而, 图论思想提出后, 在近一个世纪仍未受到学界足够重视。直到 19 世纪, 基尔霍夫和凯莱运用图论解决电路网络分析和有机化学异构体计数问题, 图论才逐步成为现代数学与应用科学的坚实支柱。由此可见, 创新源于对平凡问题的深度抽象, 是从实际问题中提炼数学模型、用抽象思维破解现实困难的有效方法。现实生活中图论应用无处不在, 例如 5G 网络、交通规划、芯片设计等, 这也亟需当代青年直面技术难题, 勇于攻坚克难。

离散数学不仅是逻辑、公式、定理与算法的体现, 也蕴含着科学求真、严谨、创新的精神, 凝聚着一代代科学学者的坚守。从古代算法思想到近代的数理逻辑、数论等领域的突破, 无不见证着中国研究者的不断探索, 激励着当代青年要勇担使命, 敢于自主创新, 在 AI 的浪潮中, 用数学智慧书写青春担当、

贡献时代力量。

3.4. 离散数学与机器学习

人工智能这一前沿科技领域,正以惊人的速度重塑人类社会的生产生活方式,其致力于通过复杂系统的高度集成与建模拓展人类智能的边界。机器学习作为实现该目标最为核心的路径与方法,凭借其自主从数据中提炼规律与策略的能力,在学术价值与应用前景方面已展现其不可估量的潜力。机器学习作为人工智能专业的核心课程,是构成计算机大类专业知识架构中的重要支柱,其应用主要包括视觉计算、语言处理、数据挖掘、模式识别等关键领域。在这一知识体系中,离不开离散数学的理论知识支撑。离散数学不仅作为问题形式化的表述工具和算法设计的逻辑起点,而且是模型性能评估与比较的理论基础。因此,离散数学作为机器学习的重要理论基础,为其提供了必要的方法论支撑,是推动科技发展的最本质数学根基。离散数学的研究范畴涵盖逻辑、集合论、图论、代数系统、组合数学等多个领域,其研究对象是可数、分立、跳跃的数学实体,是计算机大类研究离散结构的基础理论支撑。

离散数学在机器学习的应用贯穿于数据预处理、模型设计到算法优化的每一个环节,以下将从数理逻辑、谓词演算、组合数学、优化理论、图论、深度学习技术等几个方面展开阐述:

逻辑是机器学习中重要的数学基础,为机器学习提供了严谨的形式化推理框架。离散数学中的命题逻辑与谓词逻辑,使机器学习模型对预测的结果具有可解释性,可以有效应对真实应用场景的理论解释需求。例如,以机器学习中决策树为代表,其分支条件本质上是逻辑谓词的取值,每条路径对应一个合取项。在智能客服系统中,专家知识库包含了各种规则,系统采用前向链自动匹配并推理出相应结果。

机器学习中数据预处理阶段的特征工程本质是二元关系合成,从给定特征中选择最优特征,是典型的组合优化问题,组合数学中的二项式系数、容斥原理等为评估特征组合最优选择提供了理论依据。支持向量机的对偶优化问题与拉格朗日乘子法密切相关,该算法的稀疏性实质是线性规划对偶理论中的组合互补松弛条件。最大熵模型通过对特征向量的组合求解最大似然估计,其约束条件的构造依赖于组合计数,本质上是组合数学中对事件概率的计算。

图论作为离散数学的核心内容,为机器学习中的图模型提供了系统的形式化描述与理论分析工具。机器学习中的很多算法可由图结构表示,如统计依赖关系、计算流程与信息传播机制等。图神经网络是图论最典型的应用模型,图论知识贯穿其建模、计算与优化的全过程。图卷积的空间域方法核心是邻域矩阵的聚合操作,频域方法则是基于图拉普拉斯算子的特征分解实现。目前主流的图注意力是基于邻域矩阵上对注意力权重的归一化计算,本质是构造图上的概率测度。针对前馈神经网络、循环神经网络和卷积神经网络等模型的计算,图论中的拓扑排序与遍历算法为其底层依赖关系分析提供了理论基础。

深度学习模型以其强大的特征表征能力推动了人工智能领域发展,其模型架构设计与推理机制过程同离散数学紧密相关。深度学习核心运算是张量乘法,其与矩阵论中的秩、特征值、奇异值分解等密不可分;激活函数是实现神经网络非线性转换的必要组件,其本质是离散几何中超平面排列理论的直接应用。综上所述,离散数学为人工智能领域提供了核心理论支撑,有效提升了模型的表达能力与计算效率,而深度学习正是其理论的典型应用体现。

4. 改革教学模式

4.1. 灵活运用多种教学方法

离散数学具有概念抽象、理论性强、应用面广等特点,传统的单一讲授式教学难以激发学生的兴趣,较难实现理论到实际工程应用的认知跨越,因此,本研究认为构建一套多元混合教学方法体系有助于提升离散数学教学质量和学生的积极性。

问题导向教学法: 针对每个知识点, 设计层层递进的问题, 引导学生从一般认知转向数学规律。此方法可以让学生明白数学概念源于求解问题的现实需求, 并从中寻找规律, 抽象为逻辑表达。例如, 教师讲授图的起源可以通过提问“柯尼斯堡的七座桥能否一次走完且不重复”, 引出图的基本概念和定理, 从而扩展到现实应用中, 比如电网分析、配送服务等。通过问题导入深化学生对概念的理解, 强化其知识迁移与实践应用意识。

案例教学法: 离散数学知识点抽象, 单独讲解概念、推理算法, 学生实际应用较为困难。案例教学不仅让学生快速理解原理, 同时能直接解决实际问题。例如, 讲解图论中的最短路径时, 如何在智能调度场景中对任务进行排序与最优方案选择; 讲解逻辑推理时, 可引入知识图谱的一致性校验与规则推理案例; 讲解推荐系统时, 可分析分类与关联信息挖掘逻辑, 用偏序关系建模物品的泛化层次, 为关联规则挖掘提供先验支撑。通过案例呈现, 问题剖析, 建立模型, 求解问题等过程, 引导学生分析理论知识点, 掌握实践能力。

翻转课堂与混合教学: 网上资源种类多、风格多元(如超星、雨课堂、MOOC 等), 可充分满足学生自主学习。利用翻转课堂激发学生自主学习能力和逻辑表达能力, 采用线上线下结合的方式综合评价学生完成效果。在课前, 教师通过制作并推送微课视频讲解核心内容和例题, 同时发布在线学习任务, 记录学习时长与测试成绩, 为教师掌握课前学习效果提供数据支撑。在课中, 教师根据课前自学反馈情况对重难点内容进行讲授、讨论、案例剖析等。在课后, 发布包含基础题、进阶题、应用分析题等的课后任务, 并通过在线讨论跟学生互动, 教师定期发布拓展阅读材料与前沿知识。

项目驱动学习法: 掌握离散数学不能仅停留在对定理的记忆, 而是要将知识点应用到真实的问题中。因此, 所选项目需满足综合性、真实性、适度性和多样性, 以保证涵盖多个知识点, 且学生能在规定时间内完成。例如, 请学生对社交网络影响力进行分析, 涵盖的知识点有图论和组合数学, 可以通过 Python 技术框架实现, 培养学生的数据分析、模型构建和结果分析能力。

4.2. 基于图神经网络的项目式学习模块设计

本节以“基于图神经网络的图论项目式学习模块”为核心, 从学习目标、任务分解、技术实现、评价细则和教学反思五个维度来进行项目实践的完整设计。

学习目标: 打通离散数学图论基础理论与人工智能前沿应用之间的壁垒, 使学生能够理解图、路径、邻接矩阵、图同构等离散图论中的抽象概念, 打好图神经网络的底层数学基础, 让学生能够使用轻量级图神经网络工具完成小规模图数据建模任务, 从而建立“数学理论-工程实现”的思维链路, 提升学生知识迁移与实践创新能力。

任务分解: 本模块设置四个递进式任务。任务一(基础理论层): 复习图的存储表示、邻接矩阵、图遍历、图同构等离散数学核心知识点, 确保学生具备扎实的理论基础; 任务二(关联理解层): 剖析图神经网络(Graph Neural Network, GNN)中的消息传递机制与图论邻接运算之间的对应关系, 引导学生理解 GNN 中节点特征聚合中邻接矩阵驱动的离散运算本质; 任务三(工程实践层): 基于 PyTorch Geometric (PyG) 等轻量工具库, 以小规模社交网络或分子结构数据集为对象, 完成基础图表征与节点分类任务; 任务四(成果输出层): 小组撰写项目报告, 系统梳理图论理论如何支撑图神经网络计算, 记录实现过程中遇到的问题与解决思路。

技术实现: 本模块不要求学生掌握复杂的深度学习调优技巧, 而是侧重从离散数学视角理解图神经网络。指导学生使用 Python 结合 PyTorch Geometric 等轻量工具库以及 Cora 等小规模公开数据集来进行学习, 从而降低学生上手门槛。教学重点集中让学生观察邻接矩阵如何参与图神经网络的前向计算过程, 体会离散数学图模型在人工智能工程中的实际价值, 而非单纯调参训练。对于编程基础较弱的学生, 提

供分层任务：基础层完成给定代码的运行与结果解读，提高层自主完成修改网络结构并对比分析。

评价细则(百分制)：本模块采用多元过程性评价，具体构成如下：① 理论理解(30分)：项目报告中对图论知识点与 GNN 对应关系的阐述是否准确、深入；② 代码实现(20分)：项目代码可正常运行，完成基础图表征与节点分类任务，代码注释规范；③ 问题分析与反思(20分)：记录项目实施过程中遇到的困难，分析自身离散数学知识的短板，提出改进思路；④ 小组报告规范性(30分)：报告结构完整、逻辑清晰、格式规范。

教学反思：从教学设计角度预判，学生在实施过程中可能出现以下问题：一是容易割裂图论理论与 GNN 实现，只会调用工具包而不理解底层数学原理；二是部分学生编程基础薄弱，项目开展存在一定门槛，需要教师提供充分的脚手架支持；三是小组协作中可能出现分工不均的情况，需要通过过程性记录与个人贡献说明加以约束。针对上述问题，教学中应设置分层任务、加强阶段性检查，并在项目结束后组织成果展示与互评，促进学生之间的相互学习。

4.3. 加大 AI 手段在课程教学中的应用力度

在上述多种教学方法的基础上，人工智能技术崛起为教学注入了新的动能。智慧教学理念应运而生，其核心是将 AI 贯穿整个教学过程，如教师备课、授课、习题设计、答疑、评价等各环节，实现从经验驱动到数据驱动的教学模式，本文从以下几个方面阐述 AI 在离散数学教学过程中的应用：

AI 辅助备课与资源归纳：传统备课方式下，教师在案例收集、习题编撰、课件制作等环节需耗费大量精力。AI 辅助备课可提高教师前期备课效率，聚焦教学设计的思考，有助于提高教学课堂质量。大语言模型的引入，可实现案例自动生成、习题智能生成、难点解释多样化、知识点可视化等。

AI 助教实施答疑：传统答疑方式受教师与学生的时间所限制，学生问题往往无法得到及时解答，进而影响学生学习进度。AI 辅助系统旨在突破答疑的时间和空间局限性。针对离散数学 AI 智能问答系统，需构建专家知识库，内容包括课程教材、讲义、习题、错题分析、数学符号等。根据学生提供问题，系统先检索知识库，再通过大模型生成答案，为教师提供反馈。

AI 智能批阅和学情分析：教师利用 AI 进行作业和试卷批改时，针对客观题(如选择、判断)，系统实现毫秒级自动判分与错误标记，准确率和时间效率均提高。主观题可实现辅助批阅，判断答案是否包含标准答案中核心关键点，反馈给教师辅助评阅报告，教师在此基础上进行最终判定，提升批阅效率。最后，基于阅卷记录数据进行学情分析，掌握整个班级知识点的掌握度，对教学内容是否进行调整提供数据支撑，同时可对每位学生学习情况分析，进行个性化实施教学。

因此，通过 AI 赋能教学模式，能推动教学走向个性化、精准化、智能化，显著提升学生学习体验与教学质量，为基础课程的教学改革提供参考。

5. 教学评价与考核体系

离散数学课程传统上主要采用单一的闭卷式考试进行考核[8]，重知识记忆、轻能力素养，不利于培养学生的逻辑思维能力和综合实践素质。为此，本文立足 OBE 理念，紧扣工程教育专业认证“学生中心、产出导向、持续改进”核心要求，构建全过程动态考核评价体系，推动课程考核由单一期末考试向多元过程化评价转变。

5.1. 过程性评价

过程性评价聚焦学生完整学习周期，实现学习行为持续跟踪、及时反馈，打通课前 - 课中 - 课后全学习过程，具体由课前预习、课堂参与、阶段性测验、讨论课表现、项目实践五个部分构成。

课前预习：借助雨课堂发布预习任务，推送微课视频与预习思考题，平台自动采集学生预习时长、任务完成情况，该部分占课程总评成绩的 5%。

课堂参与：依托雨课堂开展课堂互动，综合统计学生出勤、课堂提问、投票作答等课堂行为表现，占总评成绩 10%。

阶段性测验：每完成 2~3 个知识模块(数理逻辑、集合与关系、图论等)组织一次阶段性测验，占总评成绩 20%。测验在评判知识点掌握情况之外，引入观察学习成果的结构(Structure of the Observed Learning Outcome, SOLO)分类理论[9]开展思维层级分析，追踪学生认知水平由单点结构向关联结构递进的发展轨迹。

讨论课表现：每 2~3 周开设专题讨论课，围绕逻辑推理、图论算法建模等主题开展小组研讨，采用教师打分结合同伴互评的方式进行评价，占总评成绩 10%。

项目实践：学生完成本课程设计的基于图神经网络的图论项目式学习任务，从代码实现质量、项目报告撰写、小组团队协作多维度开展综合评分，占总评成绩 15%。项目实施环节可参考 Guo 教育仿真实验系统的设计思路[10]，借助可视化工具降低学生实践环节认知门槛，更好落实项目驱动教学。

5.2. 终结性评价

期末考试：课程期末设置标准化闭卷考试，综合考查学生对离散数学核心概念、定理方法的掌握与综合应用能力，占总评成绩 40%。试卷设置选择题、判断题、计算题、证明题与综合应用题，重点依托综合应用题检验学生运用离散数学理论求解工程与人工智能相关实际问题的能力。

5.3. 评价工具说明与评价总览

本套评价体系兼顾知识掌握、实践技能、综合素养多维度考核，为课程持续改进提供客观数据支撑。已有研究表明，过程性评价与终结性考试均对课程总评成绩存在显著正向作用，多元混合评价模式能够全面采集学生学习信息，有效提升课程学习成效[11]。

使用计算思维量表[12]作为学期初摸底调研或学期末课程效果评估的辅助工具，用于掌握学生算法思维、协作创新等维度的发展现状；SOLO 分类理论为阶段性测验、讨论课开放性问题的作答提供思维层级质性评价框架；教育仿真实验系统相关研究成果为项目实践模块的技术方案设计提供参考依据。

6. 挑战与展望

任何教学改革方案在实施过程中都可能面临现实的挑战与制约，诚实地审视这些挑战，审慎界定方案的适用范围，是改革走向成熟的重要标志。以下将从师资培训、资源投入、评估难度和适用范围四个方面进行逐步分析。

6.1. 师资培训方面的挑战

离散数学教学改革的落地离不开教师的深度参与和专业素养支撑。当前高校教师数字教学能力培育存在理念滞后、资源配置失衡、机制设计缺陷等问题[13]，在不少高校的绩效与职称制度中，卓越的教学表现在资源配置和职业发展中的权重明显不足。AI 技术迭代迅速，教师需持续投入精力更新教学内容，而现有评价机制重科研轻教学，对该课程的教学投入缺乏针对性激励。此外，传统师资大多从“校门”到“校门”，缺乏产业实践经验，在引入机器学习、图神经网络等前沿案例时面临知识储备不足的困境。因此，需要着手建立教师数字能力培训体系，完善教学成果认定机制，鼓励教师参与企业实践与跨学科协作，通过教学团队建设实现经验共享与能力互补，从而提升教师的项目指导水平。

6.2. 资源投入方面的挑战

本文所涉及的 AI 辅助教学工具、在线平台、GPU 计算资源等, 均有赖于学校层面的持续投入。然而, 教学资源建设不够充分, 常态化投入机制不够完善, 智慧教室及实验设备的投入整体跟不上学校的发展速度[14], 这些仍然是不足的现实。课堂上的小组项目指导也会显著增加教师的备课、批改与答疑工作量; 在课程学时有限的情况下, 理论教学与项目实践之间存在学时分配的矛盾。此外, AI 辅助教学系统的建设与维护也需要持续的技术与资金投入。故争取学校专项经费支持, 建设虚拟仿真实验平台, 与企业合作开发脱敏教学案例, 利用 Google Colab 等免费云端计算资源缓解硬件压力成为了解放资源压力的重要一环。

6.3. 评估难度方面的挑战

离散数学课程传统上主要采用单一的闭卷式考试进行考核, 不利于培养学生的思维能力和综合素质。本方案提出的多元化评价体系涉及过程性评价、项目评价、同伴互评等多种方式, 其实施过程中的客观性和公平性面临挑战。素养是“难量化”的, 过程是“难采集”的, 对标产业标准是“难操作”的[15]。特别是在项目式学习和讨论课评价中, 如何科学、客观地评估学生的思维能力、协作能力和创新能力, 仍是亟待解决的难题。

6.4. 适用范围分析

本改革方案更适合计算机类、人工智能类本科专业, 学生具备一定的编程基础与工程实践能力; 对于数学类、非工科专业, 学生编程基础相对薄弱, 直接完整实施难度较大, 需要删减工程实践任务、降低项目模块的技术门槛。同时, 本方案更适用于课时较为充足的本科离散数学课程, 对于学时被压缩的专科或通识类课程, 难以完整落地, 只能选取部分教学理念与方法加以借鉴使用。

后续工作中, 一方面需要持续迭代与完善项目案例库, 根据学生反馈与技术发展动态更新项目任务, 完善分层任务设计, 适应不同基础学生的学习需求; 另一方面, 也将尽快开展教学实证研究, 选取平行教学班进行为期 1~2 个学期的教学实践, 通过前后测、问卷、访谈、作品分析等多渠道采集数据, 检验改革方案的实际成效, 并基于实证结果进一步优化改革方案, 针对不同类型院校、不同基础学生群体做适配性调整, 形成可推广、可复制的离散数学课程改革范式。

7. 结论

本文以成果导向教育理念为指导, 针对离散数学课程中知识抽象、教学方式传统以及思政内容融入不足等问题, 构建一套教学改革体系。在课程内容上, 深入挖掘各知识点与机器学习前沿技术的衔接点, 实现理论与实践结合; 在教学方法上, 提出问题驱动、案例教学、翻转课堂与项目引导学习等方式, 激发学生的学习主动性和创新能力; 在技术赋能上, 提出 AI 辅助备课、智能助教答疑、智能批阅与学情分析的智慧教学生态, 推动教学从经验驱动转向数据驱动模式。该系统旨在提升学生的逻辑推理能力与数学素养, 为计算机智能类基础课程主动适应人工智能时代人才培养提供改革范式, 同时对专业课中有机融合思政元素提供参考。

基金项目

2025 年重庆邮电大学本科教育教学改革研究项目“AI 赋能——《离散数学》课程建设的创新探索”(XJG25241)。

参考文献

- [1] Smith, J. and Brown, A. (2023) Application of AI Large Models in Abstract Subjects: Enhancing Learning in Discrete

- Mathematics. *Journal of Educational Technology and Artificial Intelligence*, **15**, 120-135.
- [2] 李娣. 人工智能时代的离散数学教学研究[J]. 软件导刊, 2022, 21(5): 207-210.
- [3] 杨程程, 陈勇, 王潇, 等. 基于 OBE 的离散数学课程思政教学改革与实践[J]. 电脑知识与技术, 2026, 22(12): 170-174.
- [4] 关棋元. 基于 OBE 理念的“离散数学”混合式课程教学改革探索[J]. 电脑知识与技术, 2025, 21(30): 138-140.
- [5] 王苏恺, 赵晓杰, 武艳芳, 等. 新质生产力视角下 AI 赋能的离散数学课程教学探索[J]. 办公自动化, 2026, 31(13): 23-25.
- [6] 丁俊文, 宫玺. 基于 AI 大模型的离散数学教学资源建设与实践[J]. 计算机教育, 2025(7): 80-85.
- [7] 陈梦婷, 朱云霞, 丁洁, 等. AI 赋能离散数学课程趣味化与应用导向教学改革[J]. 大学教育, 2025(24): 63-66.
- [8] 王朝, 邱剑锋, 程凡. 面向“离散数学”的学习过程性考核研究与实践[J]. 黑龙江工程学院学报, 2024, 38(5): 72-76.
- [9] Biggs, J.B. and Collis, K.F. (1982) Evaluating the Quality of Learning: The SOLO Taxonomy (Structure of the Observed Learning Outcome). Academic Press.
- [10] Guo, Y., Hu, N., Liu, J., Yin, Y., Ding, Y. and An, Y. (2022) Design and Implementation of Educational Emulation Experiment Systems Based on Discrete Logic. *IEEE Transactions on Education*, **65**, 132-140. <https://doi.org/10.1109/te.2021.3098446>
- [11] 闫惠子, 成丽君, 胡杰, 等. 基于数据分析的“离散数学”混合式教学评价体系的研究[J]. 信息系统工程, 2025(2): 157-160.
- [12] Korkmaz, Ö., Çakir, R. and Özden, M.Y. (2017) A Validity and Reliability Study of the Computational Thinking Scales (CTS). *Computers in Human Behavior*, **72**, 558-569. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2017.01.005>
- [13] 田松雳, 徐建华. 数智时代高校教师数字素养现实困境与纾解路径[J]. 黑龙江教师发展学院学报, 2024, 43(12): 17-21.
- [14] 李赫嘉. 数智化背景下高校智慧课堂实施存在的问题与对策[J]. 中国管理信息化, 2025, 28(10): 230-232.
- [15] 马慧, 曲海鹏, 洪锋, 等. 离散数学全过程反馈混合式教学研究[J]. 软件导刊, 2023, 22(1): 99-104.