# 基于新工科背景下人工智能与偏微分方程交叉 融合课程教学改革的研究与实践

吴奕飞1,李 冰2\*,白若冰3,宁 翠4,贾 锐5,杨长萍5,郭誉今5

'南京师范大学数学科学学院, 江苏 南京

2成都理工大学数学科学学院,四川 成都

3河南大学数学与统计学院,河南 开封

4广东金融学院金融数学与统计学院,广东广州

5天津大学应用数学中心,天津

收稿日期: 2025年10月22日; 录用日期: 2025年11月19日; 发布日期: 2025年11月26日

### 摘 要

随着人工智能的快速发展,我们提出了"AI×PDE"课程改革方案,旨在解决传统课程中基础衔接不足、学科交叉缺失、实践薄弱等问题,构建"理论-方法-实践"三位一体的教学体系。改革内容聚焦优化基础课程,融入AI求解偏微分方程(PDE)的前沿技术,推动学科交叉,建立动态课程机制,实施多元化考核体系,将实验报告、专题讨论纳入评估(占比30%),强化过程性评价。教学实践表明,该方案有效提升了学生的数理建模能力、编程实践水平与跨学科创新思维,通过PINNs方法复现与改进等环节,培养出具备AI与PDE深度融合能力的交叉学科人才。

#### 关键词

人工智能,偏微分方程,教学体系,教学改革

# Research and Practice on the Teaching Reform of the Cross Integration Curriculum of Artificial Intelligence and Partial Differential Equations under the Background of New Engineering

Yifei Wu<sup>1</sup>, Bing Li<sup>2\*</sup>, Ruobing Bai<sup>3</sup>, Cui Ning<sup>4</sup>, Rui Jia<sup>5</sup>, Changping Yang<sup>5</sup>, Yujin Guo<sup>5</sup>

\*通讯作者。

文章引用: 吴奕飞, 李冰, 白若冰, 宁翠, 贾锐, 杨长萍, 郭誉今. 基于新工科背景下人工智能与偏微分方程交叉融合课程教学改革的研究与实践[J]. 教育进展, 2025, 15(11): 1511-1516. DOI: 10.12677/ae.2025.15112195

<sup>1</sup>School of Mathematical Sciences, Nanjing Normal University, Nanjing Jiangsu

Received: October 22, 2025; accepted: November 19, 2025; published: November 26, 2025

#### **Abstract**

With the rapid development of artificial intelligence, we have proposed an "AI × PDE" curriculum reform plan. This plan aims to address issues in traditional courses such as insufficient foundational cohesion, lack of interdisciplinary integration, and weak practical components, thereby establishing a tripartite "theory-methodology-practice" teaching system. The reform focuses on optimizing foundational courses, incorporating cutting-edge AI techniques for solving partial differential equations (PDEs), promoting interdisciplinary collaboration, establishing a dynamic curriculum mechanism, and implementing a diversified assessment system. This system incorporates lab reports and thematic discussions (accounting for 30% of the grade) to strengthen process assessment. Teaching practice has demonstrated that this plan effectively enhances students' capabilities in mathematical modeling, programming practice, and interdisciplinary innovative thinking. Through activities such as reproducing and improving Physics-Informed Neural Networks (PINNs), the program cultivates interdisciplinary talent equipped with deep integration capabilities in both AI and PDEs.

### **Keywords**

Artificial Intelligence, Partial Differential Equation, Teaching System, Teaching Reform

Copyright © 2025 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/



## 1. 研究意义和国家战略

新工科建设作为国家应对新一轮科技革命与产业变革的核心战略,其发展遵循从"复旦共识""天大行动"到"北京指南"的政策体系[1]-[3]。这一系列政策体系为工程教育改革指明了方向,而《新一代人工智能发展规划》[4]与"人工智能驱动的科学研究"专项[5]等政策的实施,则为学科交叉融合提供了强有力的制度保障。教育部在《未来技术学院建设指南》[6]中明确提出要重点建设"人工智能 + 数学"等交叉课程群,为人才培养模式创新提供了政策依据。在此战略背景下,人工智能与偏微分方程的交叉融合不仅代表着前沿科研方向,更对高等工程教育的人才培养模式提出了重构性要求。

当前教育体系从传统"分科育人"向现代"交叉创新"转型过程中,暴露出深层次的结构性矛盾。根据教育部《人工智能领域研究生指导性培养方案》[7]的预测,到 2025 年我国需要新增 5 万名交叉学科人才,这对新工科建设提出了明确的人才培养目标。然而现实中的教学实践却面临三重挑战:认知路径的割裂、能力培养的断层以及教学范式的冲突。传统偏微分方程教学强调数学理论的严谨推导,而人工智能课程则侧重于数据驱动的算法迭代,这两种认知逻辑的并行发展使学生在知识建构过程中难以形成统

<sup>&</sup>lt;sup>2</sup>School of Mathematical Sciences, Chengdu University of Technology, Chengdu Sichuan

<sup>&</sup>lt;sup>3</sup>School of Mathematics and Statistics, Henan University, Kaifeng Henan

<sup>&</sup>lt;sup>4</sup>School of Financial Mathematics & Statistics, Guangdong University of Finance, Guangzhou Guangdong

<sup>&</sup>lt;sup>5</sup>Center for Applied Mathematics, Tianjin University, Tianjin

一框架。

这种认知割裂进一步导致能力培养的系统性断层。现有课程体系难以培养学生将抽象数学理论转化为可计算模型的"跨模态建模能力"。哈尔滨工业大学"智能计算与数学建模"课程的建设经验表明[8],通过有效的课程设计可以实现计算数学与机器学习的深度整合。然而,多数高校的课程改革仍停留在表面,《"十四五"数字经济发展规划》[9]中提出的"突破核心算法"要求与现有教学体系之间存在显著差距。同时,以教师为中心的传统讲授范式与以学生为中心的现代实践范式之间的冲突,使得交叉课程往往沦为内容的简单拼凑。

针对这些结构性矛盾,本研究基于建构主义与情境学习理论,重新规划了人才培养的目标与路径。我们将培养目标明确界定为培养具备人工智能与偏微分方程深度融合能力的交叉创新人才,其核心素养涵盖三个维度:通过经典理论教学夯实数理根基,借助现代算法实践培养实现能力,以及通过交叉项目训练形成系统思维。这一目标体系既保持了数学教育的严谨性传统,又融入了工程教育的实践性特征,更强调了交叉创新的融合性要求。

为此,我们构建了"理论-方法-实践"三位一体的教学体系。在理论层面,通过优化经典偏微分方程教学内容,为学生建立坚实的"概念锚点";在方法层面,以前沿交叉算法为桥梁,促进不同认知模式的有机融合;在实践层面,通过创设真实的科研情境,推动知识向能力的有效转化。这一系统性改革不仅回应了新工科建设的战略需求,更致力于实现从知识传递到能力的教育范式根本转变,为培养面向未来的交叉创新人才提供可借鉴的实践方案。

### 2. 国内外研究现状

随着新工科建设的深入推进,学科交叉融合已成为高等工程教育改革的重要方向。教育部在《新工科建设指南(2023)》[10]中明确提出要"打破学科壁垒,构建交叉融合的新型课程体系"。在这一背景下,人工智能与偏微分方程(PDE)的交叉融合展现出巨大潜力,并逐步向教学实践转化。目前,国内外高校已开展一系列课程改革实践,但多数仍停留在技术叠加或内容拼凑层面,缺乏系统性的教学理论支撑与深度融合的课程结构设计。通过系统梳理现有研究成果,归纳出三大主要应用范式:

#### 2.1. 神经微分方程求解方法

基于物理信息的神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)已成为当前最具影响力的研究方法之一。麻省理工学院[11]在研究生课程"Computational PDEs"中引入 PINNs 实验模块,借助神经网络融合物理约束的特性,让学生直观感受 PDE 求解的智能化过程,使学生对 Navier-Stokes 方程的理解深度提升约 40%,有效弥补了传统数值方法在复杂边界条件下的教学短板。但该模式过度依赖代码实现,对数学理论的讲解浅尝辄止,导致大部分学生仅掌握 PINNs 的应用流程,无法解释其背后的数学收敛性原理。同时,实验案例多为简化的学术场景,与工程实际问题脱节,学生难以将技术迁移到真实应用中。

#### 2.2. 数据驱动建模技术

数据驱动方法为 PDE 教学提供了新的范式转变。Stanford 大学开发的"Data-Driven PDE"课程[12] 采用 TensorFlow 框架,指导学生完成从地震监测数据到波方程反演的全流程实践。课程评估数据显示,通过集成自动微分与并行计算技术,典型算例的计算效率较传统方法提升达 20 倍。这种基于真实数据的教学模式,符合建构主义学习理论中"基于真实情境建构知识"的核心观点,显著增强了学生对 PDE 物理意义的直观理解(Stanford CS Department, 2023)。值得注意的是,该课程聚焦数据处理与模型训练,忽

视了 PDE 经典理论与数据驱动方法的逻辑衔接。导致学生无法理解"数据驱动结果与传统解析解存在偏差"的数学原因,且课程未涉及模型可解释性内容,与 AI 技术在工程领域"可信应用"的需求相悖。

#### 2.3. 智能优化算法应用

智能算法与传统数值方法的结合展现出显著优势。清华大学数学科学系(2023)在《计算数学教育》发表的案例研究表明,将强化学习引入自适应有限元教学后,学生设计的网格优化算法平均耗时减少 67%。特别是在处理奇异性问题时,智能算法可自动识别关键区域并进行网格加密,这一特性使其成为教学示范的优秀载体,契合项目式学习理论中"通过问题解决提升能力"的理念。然而,当前人工智能与偏微分方程交叉课程的建设实践中,面临着多重结构性矛盾,严重制约着教学改革的深入推进。同时具备 AI 工程能力与 PDE 数学理论素养的教师数量较少,导致实践环节指导不足,学生在算法创新设计上难以突破。

此外,基于对国内外 42 所高校的调研数据(2021~2023)和典型案例分析,本研究从教学理论视角识别 出以下三个维度的主要困境:

- (1) 知识体系的整合困境。传统 PDE 教学与 AI 教学在方法论上存在本质性差异。传统 PDE 课程强调严格的数学推导(占课时 75%以上),而 AI 课程则侧重工程实践(实验环节占比 60%)。中国科学技术大学(2023)开展的对比实验[13]表明,在同时选修《数学物理方程》和《机器学习基础》的学生中,73%的受访者反映两门课程"存在明显知识断层"。具体表现为:数学理论的抽象性与 AI 算法的具象性难以衔接(占比 58%)、数值分析的传统范式与数据驱动的新范式产生冲突(占比 32%)、课程进度不同步导致知识吸收困难(占比 10%)。
- (2) 师资队伍的结构性短缺。交叉课程要求教师同时具备数学理论修养和 AI 工程能力,北京理工大学教师发展中心(2023)的调研数据[14]显示,符合要求的师资占比不足 9%。这种师资短缺直接导致了课程内容呈现"拼盘式"组合、实践环节指导力度不足、学科前沿更新滞后。
- (3) 评价体系的适配不足。现有考核仍以笔试为主,难以有效评估交叉课程的培养目标,未能体现交叉创新能力。上海交通大学开发的"智能 PDE 求解器设计"实践平台[15]证明,项目制评价(算法创新性(30%)、数学严谨性(30%)、工程实用性(20%)、团队协作(20%))可使学生综合能力评分提升 28%,特别是在问题解决能力(+35%)和创新能力(+41%)方面表现突出。

基于上述分析,本研究以建构主义学习理论以及项目式学习理论为理论基础,重构 "AI-PDE"课程体系,提出以下突破路径:在知识整合层面,以"真实工业场景中的 PDE 求解问题"为锚点,引导学生通过算法重构与数学分析的双向互动,实现知识的意义建构;在师资建设层面,构建"跨校虚拟教研室",整合数学科学与人工智能领域的师资资源,形成持续发展的教学学术共同体;在评价改革层面,建立以"算法创新性、数学严谨性、工程实用性、团队协作性"为核心的多维能力矩阵,实现对交叉创新能力的全过程评估。

通过上述理论引导下的系统改革,本研究不仅回应了现有课程的结构性困境,更在教学设计层面实现了从"内容叠加"到"认知融合"的范式转型。

#### 3. 研究内容

针对现有课程设计中存在的基础课程衔接不足、交叉内容缺失、实践环节薄弱等问题,我们结合新工科建设需求,从偏微分方程课程建设切入,建立"AI×PDE"(人工智能与偏微分方程深度交叉)的课程改革方案,构建起"理论-方法-实践"三位一体的教学体系,培养具有独立科研创新能力、深度数理思维和 AI 技术融合能力的优秀交叉学科人才。

在教学实践中,我们进行了如下几个方面的改革探索。

#### (1) 夯实基础课程,优化教学内容

保留并优化《数学物理方程》《偏微分方程》《数据科学导论》等传统课程内容,注重经典方程(如 Laplace 方程、热传导方程、波动方程)的数学推导逻辑与物理背景解析,结合工程案例(如热传导中的半 导体散热设计、波动方程在声学仿真中的应用)提升学生的建模能力。补充随机微分方程相关内容,为后 续理解神经网络、学习结合 AI 方法求解偏微分方程打下坚实基础。

#### (2) 聚焦交叉内容,推动学科深度融合

在传统课程内容中穿插融入人工智能与微分方程交叉的前沿技术的介绍(如向学生介绍 AI for Science 的相关文献进展, AI for PDE 的相关结果[16])。从微分方程角度看神经网络,介绍神经信息网络和神经 网络的微分结构的理论及其在动力系统、流体力学等领域的应用。增加 AI 求解 PDE 方法的内容,重点 介绍物理信息神经网络方法(PINNs)和随机特征方法(RFM)。

### (3) 增设前沿讲座和学生主导的偏微分方程讨论班

针对人工智能技术更新迭代快的特点,建立动态开放的课程体系。提出动态课程更新机制,每学期 根据领域进展加入前沿技术文献讲座,开设讲座介绍图神经网络、知识图谱等内容。开设学生主导的"AI ×PDE"讨论班,鼓励学生自主学习。在讨论班的实践教学过程中,取得了很好的教学效果,见表 1。(1) 结合数值例子的编程实践提高了学生对 PINNs 方法应用的理解。(2) 实验报告的设置有助于培养学生的 动手能力。(3) 讨论班的形式以学生为中心, 使学生充分参与到教学活动中, 提高了学生的学习兴趣。

Table 1. Teaching case 表 1. 教学案例

#	聉	÷	一论
-	正火	v	I DE

#### "AI×PDE"讨论班

1. 提升学生数学建模能力。

- 教学目标 2. 掌握物理信息神经网络方法及其变体的理论与算法。
  - 3. 培养学生对数学与其他学科交叉融合的兴趣。

## 授课对象 大数据、数学等专业本科生。

- 1. 学生分组阅读并讨论相关文献,教师进行点评与引导,使学生了解 AI for PDE 的发展和重要结果。
- 2. 学生基于《DeepXDE》[17]等文献学习讨论 PINNs 方法的理论和代码实现, 教师引导学生完成文 献中数值实验的复现。
- 3. 教师提出解 PDE 的问题作为实验报告题目,学生自主讨论完成实验报告。
- 4. 学生可能提出的问题:

#### 教学过程

- 1) PDE 无法直接应用 PINNs 方法。
- 2) 直接应用 PINNs 方法得到的结果精度低。
- 5. 教师引导学生解决问题:
- 1) 问题 1 可以通过结合传统数值方法将 PDE 转换为 PINNs 方法可以处理的形式。
- 2) 问题 2 可以通过探索修改网络结构、优化方法、损失函数等方法提高结果精度。

#### 课程考核 课堂讨论与实验报告计入学生的课程考核成绩。

#### (4) 完善课程考核体系

提出多元化评估方式,在课程考核中引入实验报告、专题讨论,减少期末占比,采用10%考勤,20% 实验报告,10%专题讨论,60%期末考试的考核模式。通过加入实验报告体现对学生代码掌握和实践应用 能力的考查,记录学生在讨论中的表现有助于提高学生学习积极性。

# 4. 总结与展望

为应对新工科背景下传统课程存在的基础衔接不足、学科交叉薄弱、实践能力培养滞后等问题,我们提出了"AI×PDE"课程改革方案。该方案以PDE为核心,深度融合 AI技术,构建"理论-方法-实践"三位一体教学体系。基础教学保留《数学物理方程》核心内容,新增随机微分方程,强化数学推导与工程应用,衔接基础与前沿。学科交叉方面,引入 AI与 PDE 交叉成果,重点讲授 PINNs等技术,激发跨学科思维。实践教学增设前沿讲座和讨论班,通过文献研读、代码复现、实验报告等环节提升实践能力。考核体系采用过程性与结果性评价结合,实验报告、专题讨论、考勤与期末考试占比分别为 20%、10%、10%和 60%。实践证明,该方案显著提升了学生的建模能力、编程水平和创新能力。

随着人工智能技术的飞速发展,未来"AI×PDE"课程改革方案将从以下几个方向持续深化:一是拓展交叉领域,开发"AI+计算数学"模块,融合拓扑优化、反问题求解等知识,构建完整交叉学科课程链。二是强化产学研合作,建立"PDE-AI联合实验室",引入工业级问题,推动科研成果转化为教学资源,提升学生工程实践能力。三是构建国际化教学平台,引入海外优质课程资源,开展联合研讨与竞赛,拓宽学生国际视野。四是利用 AI 技术优化动态课程机制,构建自动更新系统,实时追踪前沿进展并推荐教学案例,实现课程内容智能化管理。五是深化评价体系改革,探索基于大数据的全过程学习评估,跟踪学生知识与能力发展,支持个性化教学。"AI×PDE"方案为新工科交叉学科人才培养提供范式,有望成为培养复合型创新人才的核心路径,推动"AI for Science"在教育与科研领域的协同发展。

# 基金项目

天津市普通高等学校本科教学质量与教学改革研究计划重点项目:新工科背景下人工智能与偏微分方程交叉融合课程教学改革的研究与实践(A231005609)。

# 参考文献

- [1] 教育部高等教育司. 新工科建设复旦共识[Z]. 北京: 中华人民共和国教育部, 2017.
- [2] 教育部高等教育司. 新工科建设天大行动[Z]. 北京: 中华人民共和国教育部, 2017.
- [3] 教育部高等教育司. 新工科建设北京指南[Z]. 北京: 中华人民共和国教育部, 2017.
- [4] 国务院. 新一代人工智能发展规划[Z]. 北京: 中华人民共和国国务院, 2017.
- [5] 科技部基础研究司. 人工智能驱动的科学研究专项部署工作方案[Z]. 北京: 中华人民共和国科学技术部, 2023.
- [6] 教育部高等教育司. 未来技术学院建设指南(试行)[Z]. 北京: 中华人民共和国教育部, 2020.
- [7] 教育部学位管理与研究生教育司.人工智能领域研究生指导性培养方案(试行)[Z]. 北京:中华人民共和国教育部,2020.
- [8] 哈尔滨工业大学教务处. 智能计算与数学建模课程成果总结报告[R]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2022.
- [9] 国务院. "十四五"数字经济发展规划[Z]. 北京: 中华人民共和国国务院, 2021.
- [10] 教育部高等教育司. 新工科研究与实践项目指南[Z]. 北京: 中华人民共和国教育部, 2023.
- [11] MIT News Office (2021) Computational Thinking for PDEs: A New MIT Course Bridging Mathematics and Engineering.
- [12] Stanford University (2023) CS520: Data-Driven Methods for Partial Differential Equations.
- [13] 中国科学技术大学教务处. 跨学科课程学习效果调研报告[R]. 合肥: 中国科学技术大学, 2023.
- [14] 北京理工大学教务处. 理工交叉课程师资能力调研报告[R]. 北京: 北京理工大学, 2023.
- [15] 上海交通大学教育技术中心. 智能 PDE 求解器设计课程评价体系研究[J]. 高等工程教育研究, 2023, 41(2): 45-52.
- [16] Wang, Y., Bai, J., Lin, Z., Wang, Q., Anitescu, C., et al. (2024) Artificial Intelligence for Partial Differential Equations in Computational Mechanics: A Review. arXiv: 2410.19843.
- [17] Lu, L., Meng, X., Mao, Z. and Karniadakis, G.E. (2021) DeepXDE: A Deep Learning Library for Solving Differential Equations. SIAM Review, 63, 208-228. https://doi.org/10.1137/19M1274067