

面向智能算法设计与分析的数据科学与大数据技术课程改革与实践

涂静雯*, 彭 军, 刘京昕, 何 勇

重庆科技大学数理科学学院, 重庆

收稿日期: 2025年8月20日; 录用日期: 2025年9月17日; 发布日期: 2025年9月24日

摘 要

在数字经济上升为国家战略、全球数据量激增的背景下, 针对当前数据科学与大数据技术本科教育存在的理论实践割裂、技术生态脱节、能力评估错位三重结构性矛盾, 本文提出以“智能算法设计与分析”为核心的课程改革方案。通过重构“基础-进阶-前沿”三层递进课程体系, 强化算法设计思维与性能分析; 创新“混合式教学+项目驱动”模式贯穿全流程实战; 建设集成云环境与算法可视化工具的智能实践平台; 建立过程性评价占70%的能力导向考核机制; 并依托校企协同提升师资工程素养。

关键词

数据科学与大数据技术, 课程改革, 智能算法

Reform and Practice of Data Science and Big Data Technology Course for Intelligent Algorithm Design and Analysis

Jingwen Tu*, Jun Peng, Jingxin Liu, Yong He

School of Mathematical and Physical Sciences, Chongqing University of Science and Technology, Chongqing

Received: Aug. 20th, 2025; accepted: Sep. 17th, 2025; published: Sep. 24th, 2025

Abstract

Against the backdrop of the digital economy's elevation to a national strategy and the explosive growth of global data, this paper addresses the three structural fractures plaguing undergraduate programs in Data Science and Big Data Technology: 1) the divorce of theory from practice, 2) the disconnect from the live technology ecosystem, and 3) the misalignment of competency assessment.

*通讯作者。

文章引用: 涂静雯, 彭军, 刘京昕, 何勇. 面向智能算法设计与分析的数据科学与大数据技术课程改革与实践[J]. 教育进展, 2025, 15(9): 1197-1205. DOI: 10.12677/ae.2025.1591792

We propose a curriculum overhaul centered on “Intelligent Algorithm Design and Analysis.” The reform 1) rebuilds a three-tier “foundations-advances-frontiers” course stack that hard-codes algorithmic thinking and performance analysis; 2) embeds a “blended + project-driven” instructional model end-to-end to ensure every concept is battle-tested in production-scale projects; 3) deploys a cloud-native, visualization-rich practice platform that lets students prototype, benchmark, and iterate at the speed of industry; 4) shifts grading to a 70% process-oriented, competency-based rubric; and 5) leverages deep university-industry partnerships to keep faculty engineering instincts razor-sharp.

Keywords

Data Science and Big Data Technology, Curriculum Reform, Intelligent Algorithms

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/>



Open Access

1. 研究背景

在数字经济上升为国家战略核心的背景下，数据要素与智能算法的深度融合正驱动新一轮产业变革。据 IDC 预测，2025 年全球数据总量将突破 175 ZB，海量数据的高价值挖掘日益依赖智能算法的创新应用——从分布式推荐系统优化用户体验，到时序预测赋能智慧城市治理，算法与数据的协同已成为科技竞争新高地。然而当前数据科学与大数据技术本科教育面临三重结构性矛盾：其一，理论实践割裂，传统课程(如《机器学习》)聚焦单机算法推导(如 SVM 证明)，却忽视 TB 级数据下的分布式实现挑战(如 Spark 数据倾斜优化)，导致学生精于公式推导而弱于工业落地；其二，技术生态脱节，教学仍以 Python 单机生态(scikit-learn)为主，未纳入云原生数据栈(Delta Lake 特征存储、Flink 流式计算)，与蚂蚁集团、字节跳动等企业应用的实时特征工程管线存在代际差距；其三，能力评估错位，现有评价体系过度侧重笔试，无法量化数据治理能力(非结构化数据转换效率)与算法工程素养(模型服务化延迟优化)，2025 年 BOSS 直聘报告指出 92% 的算法工程师岗位要求分布式系统调优经验。政策层面，《“十四五”大数据产业发展规划》[1]要求“构建产学研用协同的数据智能人才培养体系”，教育部《人工智能创新行动计划 2.0》[2]强调“推动智能算法与数据工程跨学科融合”。在此背景下，本专业亟需重构课程体系：向下扎根数据基础，强化分布式优化理论、高维统计建模等工具应用；向上贯通系统实践，构建从数据采集到特征工程再到算法部署的全链路闭环；向外拓展领域融合，应对医疗金融等场景智能化挑战。本文以重庆科技大学为试点，探索“数据 - 算法 - 系统”三维一体的改革路径，培养兼具数学严谨性、工程实现力与领域洞察力的新一代数据科学家，为国家数据要素市场建设提供人才基石。

2. 数据科学与大数据技术本科课程改革与实践面临的问题

在大数据技术迅猛发展并深度赋能各行各业的当下，数据科学与大数据技术专业备受瞩目。为培养掌握大数据处理能力的应用型新工科人才，构建科学、有效的专业课程体系至关重要。尽管各高校已积极开展探索并取得初步成效，但课程群建设并非尽善尽美，仍存在诸多亟待解决的问题[3]，主要体现在下述三个方面。

2.1. 课程内容结构失衡

许多高校的课程设置仍偏重于理论知识的灌输，如统计学原理、概率论、线性代数等基础数学课程

占据了大量学时,但缺乏将这些理论有效应用于解决实际大数据问题的实践环节。例如,学生在课堂上学习了复杂的机器学习算法原理,但在实验或项目中,往往只是调用成熟的库(如 Scikit-learn、TensorFlow、PyTorch)进行模型训练和评估,对算法的底层实现、参数调优的深层逻辑、特征工程的巧妙设计等缺乏深入理解和动手实践的机会。这种“知其然不知其所以然”的状态,使得学生难以应对实际工作中算法选择、性能优化、模型解释等复杂挑战。同时,大数据技术课程(如 Hadoop、Spark)的教学也常常停留在环境搭建和基本 API 使用的层面,缺乏与真实业务场景结合的、需要综合运用多技术的复杂项目训练,导致学生“会用工具”但“不会解决问题”。

2.2. 实践环节失效

数据科学与大数据技术本科课程面临实践环节失效的严峻问题,严重削弱了理论学习的成效,阻碍了学生实战能力的培养[4]。实验设计普遍浅层化,学生多停留在调用现成工具库,缺乏对算法原理、特征工程、超参数调优等关键环节的深入理解和动手实践,导致他们掌握的是工具使用而非问题解决能力。更严重的是,高达 85%的课程设计脱离真实场景,鲜少引入金融风控、医疗健康等领域的实际问题,学生缺乏处理现实数据复杂性的经验,导致知识与能力出现结构性断层,难以独立完成从数据获取到结论解读的全流程项目,也缺乏与业务方沟通的能力。此外,实践与理论脱节,缺乏迭代反馈闭环,使得实践环节难以巩固理论、提升能力,反而可能变成机械操作。同时,项目协作与工程规范培养不足,学生缺乏团队协作、版本控制、代码规范等工程素养训练,与产业需求脱节。这些实践环节的失效,导致学生难以整合应用碎片化知识,无法形成解决复杂问题的综合能力,严重影响了人才培养质量。

2.3. 评级机制错位

人工智能相关课程的评价体系存在显著的结构失衡,难以有效衡量学生的核心能力素养。这种错位主要体现在过度侧重理论推导而忽视实践与创新能力,导致学生将精力投入理论记忆和推导训练,而忽视动手实践和解决复杂问题能力的提升。评价内容单一,缺乏对算法创新设计、复杂性分析、领域问题抽象等关键能力的评估,学生难以展示其在算法优化、模型创新和问题转化方面的能力,也缺乏对其数据敏感性、批判性思维和协作能力的考察,导致“高分低能”现象频发。评价方式多以终结性考试和实验报告为主,缺乏对学习过程的持续跟踪和反馈,固化且缺乏过程性反馈的评价机制不利于激发学生主动性,也难以培养其持续学习与反思能力。评价标准过于关注理论细节或代码对错,忽视代码质量、工程规范、文档完整性等产业界更看重的要素,未能体现数据科学工作流程的迭代优化,也与产业界对解决复杂问题、跨团队协作等能力的要求脱节。这种评价机制的错位,导致课程教学难以有效引导学生,严重影响了数据科学与大数据技术人才培养的质量和适应性。

3. 课程改革的设计思路与原则

针对上述问题,本文旨在构建一个以“智能算法设计与分析”为核心能力培养目标的课程体系,其设计思路与原则如下:

- 1) 需求导向,能力为本:紧密对接人工智能产业发展对数据科学人才的需求,明确智能算法设计与分析是学生的核心专业能力。课程改革的一切设计都围绕如何有效培养和提升这一核心能力展开。
- 2) 前沿引领,动态更新:将智能算法的前沿进展(特别是深度学习、强化学习、可解释 AI 等方向)及时融入课程内容,建立课程内容动态更新机制,确保教学内容与业界发展同步。
- 3) 强化实践,知行合一:大幅增加实践教学比重,构建“理论-实验-项目”一体化的教学模式。鼓励学生动手实现算法、参与真实项目,在“做中学”,将理论知识转化为实际能力。

4) 整合融通, 系统培养: 打破课程壁垒, 将智能算法教学融入数据科学全流程, 强调算法在数据采集、清洗、处理、分析、可视化等环节的应用。设置跨课程的综合项目, 培养学生系统解决问题的能力。

5) 方法创新, 激发潜能: 积极引入项目式学习(PBL)、案例教学、翻转课堂、在线实验平台等多元化教学方法, 增强课堂互动, 激发学生学习兴趣和主动性, 培养其创新思维。

6) 多元评价, 全面衡量: 改革考核方式, 建立过程性评价与终结性评价相结合、理论考核与实践考核并重、量化评价与质性评价互补的多元评价体系, 全面、客观地评价学生的学习效果和能力达成度。

4. 课程改革的具体方案

基于上述改革思路, 我们围绕“智能算法设计与分析”这一核心, 从课程体系重构、教学内容更新、教学方法创新、实践平台建设、考核方式改革以及师资队伍建设和多个维度, 制定了具体、可操作的实践方案。

4.1. 课程体系重构: 构建“基础 - 进阶 - 前沿”的三层递进结构

原有的课程体系往往将智能算法分散在多门课程中, 缺乏系统性和连贯性。改革后, 我们着力构建一个“基础 - 进阶 - 前沿”三层递进式的智能算法课程体系。

基础层旨在筑牢核心根基。数学层面, 将《高等数学》《线性代数》《概率论与数理统计》作为必修核心, 并增设《数值计算方法》《最优化方法》等课程, 着力构建扎实的数学基础。特别强调这些数学知识在算法原理理解、推导及性能分析中的直接应用。编程层面, 优化《程序设计基础》(如 Python), 超越语法教学, 重点培养其在数据处理与科学计算中的应用能力; 同时增设《数据结构与算法》课程, 深入剖析常用数据结构对算法效率的影响, 以及分治、动态规划等核心算法设计范式, 为后续智能算法的学习与实践奠定坚实的编程与算法基础。

进阶层致力于深化智能算法的核心原理与设计能力。核心举措是将《机器学习基础》《数据挖掘》等课程整合升级为必修核心课《智能算法原理与设计》, 超越单纯算法介绍, 深入剖析算法的数学原理、推导过程、适用场景、优缺点及设计思想, 覆盖经典机器学习(如线性模型、决策树、SVM、集成学习)和基础深度学习模型(如 MLP、CNN、RNN 原理)。同时, 增设《算法复杂度与性能分析》课程, 专项训练学生分析算法时空复杂度、评估效率, 并在特定约束下选择或设计更优算法的能力, 形成原理理解与性能优化的双轮驱动。

前沿层聚焦技术热点追踪与个性化能力拓展。一方面, 根据技术趋势与师资优势, 开设《深度学习进阶》(涵盖 Transformer、GNN 等)、《强化学习》《自然语言处理前沿》《计算机视觉前沿》《生成式 AI 技术与应用》《图神经网络》《联邦学习》等前沿选修课, 引导学生接触学科最前沿, 培养其探索精神与复杂问题解决能力。另一方面, 通过《智能算法项目实践》或《数据科学前沿研讨》这类项目驱动型课程, 以学生主导的项目开发或深度文献研读为核心, 强力驱动学生将所学知识应用于解决实际复杂问题或深入钻研特定前沿领域, 实现从知识接收者到创新探索者的转变。

4.2. 教学内容更新: 强化算法设计思维与性能分析

教学内容是课程改革的核心。应着重在以下几个方面更新教学内容。

1) 突出算法设计过程

在讲解每个算法时, 不仅介绍其最终形式和实现, 更要回溯其设计思路。例如, 讲解决策树时, 不仅讲 ID3、C4.5、CART 算法, 还要分析信息熵、信息增益、基尼指数等设计动机, 以及剪枝策略如何应对过拟合。鼓励学生思考“如果是我, 会如何设计这个算法来解决类似问题?”, 促使学生的思考力和创造力不断增强, 实践能力及创新能力有效提升, 提高学生培养质量[5]。

2) 深化数学原理剖析

对于关键算法，如 SVM 的拉格朗日对偶、PCA 的协方差矩阵分析、梯度下降的收敛性证明、神经网络的反向传播推导等，增加数学推导的深度和详细度，让学生知其然更知其所以然。这有助于培养学生的严谨思维和解决复杂问题的能力。

3) 强调算法性能分析与调优

在教学中系统引入算法性能分析的方法，包括理论分析(复杂度、收敛性)和实验分析(在不同数据集、不同参数下的表现)。教授学生如何使用工具(如 Python 的 `timeit`、`memory_profiler`)进行性能测试，如何通过调整超参数、优化数据预处理、改进模型结构等方式进行算法调优。引入基准测试(Benchmark)的概念，让学生了解如何在标准数据集上评估和比较算法性能。

4) 融入算法伦理与可解释性

增加关于算法偏见、公平性、隐私保护、模型可解释性(如 LIME、SHAP)等内容 的教学。让学生认识到智能算法不仅是技术工具，还涉及社会、伦理等多方面问题，培养其负责任地使用技术的能力。

4.3. 教学方法创新：混合式教学与项目驱动并行

单一的教学方法难以满足智能算法学习的需求，采用线上线下混合式教学与项目驱动教学相结合的方式，如图 1 所示。

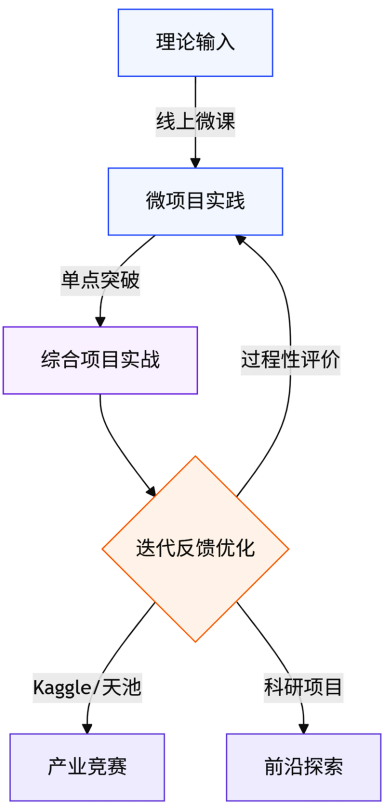


Figure 1. Teaching process flowchart
图 1. 教学流程图

1) 混合式教学

采用线上线下协同重构教学模式[6]。其中，线上建设包含微课视频(聚焦核心概念与关键步骤)、PPT、

在线测验、编程示例、参考文献等资源的平台，支撑课前预习与课后复习，并通过测验即时反馈学习效果。线下课堂则聚焦深度互动，减少纯讲授，大幅增加师生研讨、小组讨论、案例剖析、算法难点解析；创新设计如“算法辩论赛”（辨析算法优劣与场景）、“代码 debug”（现场协作排错）等活动。针对实践性强或相对独立的知识点，实施翻转课堂：学生线上掌握基础，线下课堂深度投入项目实践、问题研讨与原理探究，提升学习主动性与高阶能力。

2) 项目驱动教学(PBL)

项目驱动贯穿全过程，强化工程实践与创新能力。在核心课程(如《智能算法原理与设计》)中设计贯穿整个学期的综合项目(如推荐系统、情感分析、图像分类)，覆盖数据获取/清洗、特征工程、算法实现、模型调优、评估可视化全流程。同时，课程中嵌入微项目/实验(如实现 KNN 比较距离度量、用 PyTorch/TensorFlow 搭建基础 CNN)，深入掌握单点技术。强调过程管理，要求学生提交项目计划、阶段报告、最终报告(含问题定义、方法、实验、分析、反思)及代码，系统培养工程文档与项目管理能力。更引入行业级挑战，鼓励参与 Kaggle/天池竞赛或科研项目，将真实问题引入课堂或作为项目选项，激发学习热情与解决复杂实际问题的能力，实现从理论到实战的闭环。

4.4. 实践平台建设：提供高效、便捷的实验环境

构建高效便捷的实践平台，为算法学习提供强力支撑。核心是提供统一的高性能计算环境(云平台或本地服务器)，预装主流数据科学库(NumPy, Pandas, Scikit-learn, PyTorch, TensorFlow)及开发工具(Jupyter Notebook, VS Code)，提供标准化数据集与实验模板，大幅降低环境配置门槛。同时部署虚拟实验室与在线 IDE(如 Colab, Kaggle 或自建平台)，支持在线编程、自动评分，实现随时实践与便捷作业管理。建设丰富的数据集资源库，整合经典、竞赛及脱敏项目数据，配备元数据说明与预处理建议。更引入算法可视化工具，直观展示决策树生成、梯度下降轨迹、神经网络传播等过程，深化对算法运行机制的理解，全方位提升实践效率与学习体验。

4.5. 考核方式改革：过程性评价与能力导向并重

构建能力导向的多元评价体系，改革传统期末单一考核模式，如表 1 所示。应大幅增加过程性评价比重，将平时作业(理论/编程)、实验报告、课堂参与、小组讨论、期中项目等纳入考核，引导学生注重日常积累与实践能力。期末项目考核强化项目报告完整性、分析深度、代码质量，并增设答辩环节，要求学生阐述背景、思路、实现、问题解决及分析，综合考察其能力与表达。同时，设立专门的编程能力考核(如限时在线测试)，直接检验算法实现与调优的编码能力及细节理解。期末考试内容同步优化，减少死记硬背，增加对算法原理解、比较、简单设计及场景化问题分析(如根据场景选择算法并说明理由)的能力考查，全面反映学生学习成效与能力发展。

Table 1. Multi-dimensional evaluation system
表 1. 多元评价体系

评价类型	具体形式	权重	考察能力
过程性评价	课堂辩论/代码 Debug	30%	批判思维/协作能力
项目实战	全流程报告 + 答辩	40%	工程规范/领域洞察力
编程能力测试	限时算法优化任务	20%	实现效率/调优能力
理论考核	场景化算法设计题	10%	原理迁移/创新设计

4.6. 师资队伍建设：提升教师算法素养与实践能力

师资队伍是课程改革落地的核心保障[7]，关键在于提升算法素养与实践能力，如图 2 所示。具体措施如下：

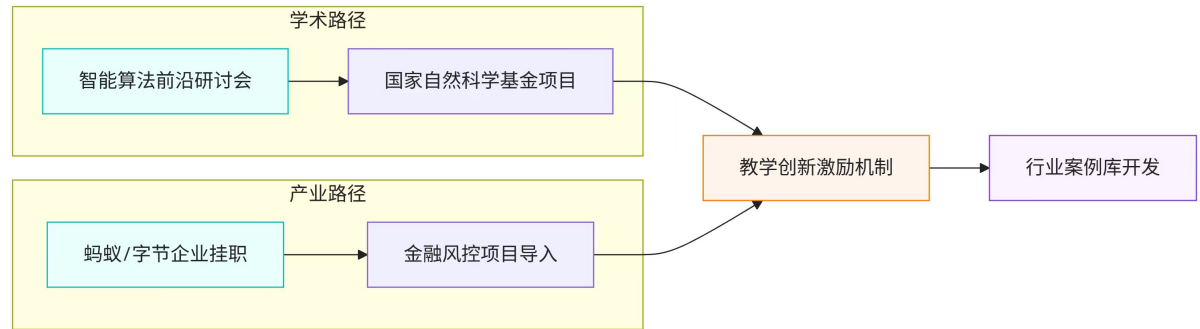


Figure 2. Construction of the teaching staff team
图 2. 师资队伍建设

1) 常态化教师培训与进修

定期组织教师参与国内外智能算法前沿与教学法研讨会及培训，并鼓励教师深入企业实习或参与实际项目，紧密追踪业界需求与技术应用。

2) 构建跨课程协作教学团队

组建涵盖数学、计算机、统计学等背景教师团队，共同研讨教学大纲、内容设计、实验项目选题，并建立老带新传承机制，实现优势互补。

3) 完善教学创新激励机制

将教学改革投入、指导学生项目等成果显著纳入教师评价与激励体系，充分调动教师投身教学研究与实践的积极性，为高质量教学提供持续动力。

5. 可行性与挑战

在推进面向智能算法设计与分析的数据科学与大数据技术课程改革的过程中，我们需要全面考量其可行性与可能面临的挑战。一方面，多方面的有利因素为改革的实施奠定了良好基础，使其具备了付诸实践的可行性；而另一方面，不可避免地会遇到一些阻碍改革顺利推进的难题，需要我们提前谋划应对之策。以下将从可行性与面临挑战及应对策略这两方面展开详细探讨。

5.1. 可行性分析

1) 政策支持可行性

当前，国家将数字经济上升为战略核心，出台了《“十四五”大数据产业发展规划》要求“构建产学研协同的数据智能人才培养体系”，教育部《人工智能创新行动计划 2.0》也强调“推动智能算法与数据工程跨学科融合”，本课程改革方案与国家政策导向高度契合，能够获得政策层面的有力支持，为改革的落地实施营造良好的政策环境。

2) 学科基础可行性

数据科学与大数据技术专业本身已积累了一定的学科基础，涵盖数学、计算机等多学科知识。在此基础上围绕“智能算法设计与分析”进行课程改革，能够充分利用已有的课程资源、师资储备以及教学设施等，通过优化整合、更新拓展等方式构建新的课程体系，具备扎实的学科依托基础来保障改革顺利

开展。

3) 实践经验借鉴可行性

众多高校在课程改革方面都有积极探索并积累了一定的实践经验，虽然各有侧重，但在课程体系构建、教学方法创新、实践教学开展等方面的成果可以为本课程改革提供参考和借鉴。同时，校企协同合作培养人才的模式也日益成熟，能够助力解决师资工程素养提升等问题，使得本改革方案可以站在已有经验基础上进行完善和实施。

5.2. 面临挑战及应对策略

1) 师资培训周期问题

教师需要深入掌握智能算法前沿知识、提升实践能力以及熟悉新的教学方法等，这要求教师参与国内外研讨会、深入企业实习或参与实际项目，然而教师日常教学任务繁重，抽出时间进行系统培训和进修存在一定困难，而且培训周期较长，难以在短时间内实现师资能力的全面提升，可能会影响改革推进的进度。应制定合理的教师培训计划，分批次、分阶段安排教师参加培训，确保教学工作不受太大影响。例如，每学期安排部分教师外出进修，同时利用线上学习资源，让教师在课余时间进行碎片化学习，定期组织线上交流分享会，督促教师持续学习并交流学习心得。建立教师培训效果评估机制，根据评估结果针对性地调整后续培训内容和方式，提高培训效率，缩短有效培训周期。

2) 平台建设预算问题

构建集成云环境、部署虚拟实验室、建设丰富数据集资源库以及引入算法可视化工具等实践平台建设需要投入大量资金，用于购置服务器、软件授权、数据资源采购以及平台维护等方面，而学校的经费预算往往有限，可能无法一次性满足平台建设的全部资金需求，导致实践平台建设进度受阻或功能不完善。应制定详细的平台建设预算方案，按照优先级对建设项目进行排序，优先保障核心功能(如高性能计算环境搭建、预装主流数据科学库等)的资金投入。积极争取外部资金支持，例如与相关企业合作，企业提供部分资金或技术支持，学校以人才培养、科研合作等方式进行回报；申请政府专项教育建设资金或科研项目资金，拓宽资金来源渠道。同时，采取逐步建设、分期完善的方式，根据资金到位情况分阶段推进平台建设，确保在有限预算下最大限度地满足教学实践需求。

3) 学生适应性问题

改革后的课程体系、教学方法以及考核方式等都发生了较大变化，学生可能需要一定时间来适应新的教学模式，比如混合式教学要求学生有较强的自主学习能力，项目驱动教学需要学生积极参与团队协作和项目实践，过程性评价为主的考核方式意味着学生要注重平时学习积累等，部分学生可能会出现不适应，进而影响学习效果和参与积极性。在课程改革实施初期，加强对学生的引导和培训，向学生详细介绍改革的目的、内容和优势，帮助学生理解新教学模式对他们能力培养的重要性。针对不同的教学环节，为学生提供具体的学习指导和建议，例如制作线上学习指南、项目实践操作手册等，让学生清楚知道如何参与学习和实践。建立学生反馈机制，定期收集学生的意见和困惑，及时调整教学策略，为学生提供必要的支持和帮助，增强学生对新教学模式的适应性。

4) 教学管理负荷问题

课程改革涉及多维度的变化，如课程体系重构后课程安排更加复杂，教学方法创新需要更多的组织协调工作，实践平台使用涉及学生实践过程管理，考核方式改革增加了过程性评价环节等，这都会使教学管理工作量大幅增加，对教学管理人员的协调能力、时间管理能力等提出了更高要求，容易出现管理不到位的情况。通过优化教学管理流程，利用信息化手段建立智能化教学管理系统，实现课程安排、教学资源调配、学生实践过程跟踪、考核评价等工作的自动化和信息化，提高管理效率。增加教学管理人

员数量或对现有人员进行专项培训,提升其业务能力和管理水平,使其能够更好地应对改革带来的复杂管理任务。同时,建立教学管理监督机制,定期对教学管理工作进行检查和评估,及时发现并解决管理过程中出现的问题,保障教学管理工作的有序开展。

6. 结语

面向智能算法设计与分析的数据科学与大数据技术本科课程改革,是一项系统性工程,也是一项紧迫而必要的任务。本文从剖析当前课程体系面临的理论实践割裂、技术生态脱节、能力评估错位等核心问题出发,提出了以“需求导向、能力为本、前沿引领、知行合一”为核心的改革思路,并围绕课程体系重构、教学内容更新、教学方法创新、实践平台建设、考核方式改革及师资队伍建设和等维度,制定了具体可行的实践方案。改革的核心目标是打破传统教学模式束缚,将智能算法从孤立的理论知识转变为驱动学生解决复杂问题的核心能力。通过构建“基础-进阶-前沿”的三层递进课程结构,强化算法设计思维与性能分析,创新混合式与项目驱动的教学方法,建设高效便捷的实践平台,实施过程性评价与能力导向并重的考核方式,并同步提升师资队伍的数据素养与实践能力,我们期望能够培养出既懂理论、又精实践,兼具数学严谨性、工程实现力与领域洞察力的新一代数据科学家。

基金项目

本文收到以下课题资助:重庆市高等教育教学改革研究项目(项目编号:202308);重庆市高等教育学会 2023~2024 年度高等教育科学研究课题(项目编号:cqgj23118C);重庆市教育科学年度规划青年课题(项目编号:K24YY2150009);重庆科技大学本科教育教学改革研究项目:构建创新实验班探索大数据专业人才培养新模式(项目编号:202308)。

参考文献

- [1] 中华人民共和国工业和信息化部. 工业和信息化部关于印发“十四五”大数据产业发展规划的通知[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2021-11/30/content_5655089.htm, 2021-11-15.
- [2] 中华人民共和国教育部. 教育部关于印发《高等学校人工智能创新行动计划》的通知[EB/OL]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/2018-12/31/content_5443346.htm, 2018-04-02.
- [3] 万明傲, 刘艳芳, 左军. 民办院校数据科学与大数据技术专业课程体系建设研究[J]. 产业与科技论坛, 2022, 21(23): 269-270.
- [4] 吴卓奇, 王成宏. 数据科学与大数据技术专业人才培养模式研究[J]. 中国多媒体与网络教学学报(上旬刊), 2024(5): 113-117.
- [5] 陈少林. 应用型高校构建研究性教学模式的逻辑缘起、现实条件及实践误区反思[J]. 高教论坛, 2023(4): 13-18.
- [6] 曾霖, 杨璧苑. 新工科背景下的线上线下混合式教学改革研究与探索——以“数据科学与大数据技术”专业为例[J]. 现代信息科技, 2024, 8(4): 190-194.
- [7] 宋涛. 新工科背景下应用型本科高校高等代数课程教学改革探索——以数据科学与大数据技术专业为例[J]. 科技风, 2021(35): 184-186.