

人工智能背景下的机器学习课程递进式实验教学探索与设计

彭 静¹, 杨智鹏², 郭艳芬¹

¹成都信息工程大学计算机学院, 四川 成都

²成都信息工程大学电子工程学院, 四川 成都

收稿日期: 2025年6月6日; 录用日期: 2025年7月16日; 发布日期: 2025年7月24日

摘 要

在大模型技术快速发展的背景下, 传统机器学习实验教学存在内容滞后、与前沿技术脱节、评价体系单一等问题。研究提出一种“知识贯通-能力递进-评价多维”的递进式实验教学方案, 以布鲁姆认知模型为框架构建递进式知识体系、设计认知导向与领域驱动的实验案例库、创新三阶闭环实验教学模式, 并建立多维阶梯式评估机制。该方案通过调整认知层级与新技术的要求, 帮助学生从理解算法到进行系统创新的能力全方位提升, 有效提升学生解决复杂工程问题的能力和教学质量, 为培养适应人工智能时代变化需求的高质量人才提供有效方法。

关键词

机器学习, 人工智能, 实验教学

Exploration and Design of Progressive Experimental Teaching for Machine Learning Courses in the Context of Artificial Intelligence

Jing Peng¹, Zhipeng Yang², Yanfen Guo¹

¹School of Computer Science, Chengdu University of Information Technology, Chengdu Sichuan

²School of Electronic Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu Sichuan

Received: Jun. 6th, 2025; accepted: Jul. 16th, 2025; published: Jul. 24th, 2025

Abstract

In the context of the rapid development of large model technology, traditional machine learning

文章引用: 彭静, 杨智鹏, 郭艳芬. 人工智能背景下的机器学习课程递进式实验教学探索与设计[J]. 创新教育研究, 2025, 13(7): 387-394. DOI: 10.12677/ces.2025.137538

experimental education faces challenges, such as outdated content, disconnection from cutting-edge technologies, and a singular evaluation system. This study proposes a progressive experimental teaching plan characterized by “knowledge integration - capability progression - multidimensional evaluation”. It constructs a progressive knowledge system based on Bloom’s cognitive model, designs an experimental case library that combines cognitive orientation and domain-driven approaches, innovates a three-stage closed-loop experimental teaching model, and establishes a multidimensional ladder-like assessment mechanism. This plan adjusts the cognitive levels to align with the requirements of new technologies, helping students enhance their abilities across the entire process from understanding algorithms to system innovation. It effectively improves students’ ability to solve complex engineering problems and the quality of teaching, providing an effective method for cultivating high-quality talent that can adapt to the changing demands of the artificial intelligence era.

Keywords

Machine Learning, Artificial Intelligence, Experimental Teaching

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. 引言

人工智能日益成为引领新一轮科技革命和产业变革的核心技术，加快发展新一代人工智能已成为国家重大战略。国家教育部专门制定了《高等学校人工智能创新行动计划》，明确提出要“支持高校在计算机科学与技术学科设置人工智能学科方向”“加大人工智能领域人才培养力度”，为我国新一代人工智能发展提供战略支撑。机器学习(Machine Learning)是人工智能专业体系的核心基础(如图 1 所示)，《机器学习》课程是计算机、电子信息类等专业的核心课程和专业基础课程，也是人工智能算法学习的基础课程。

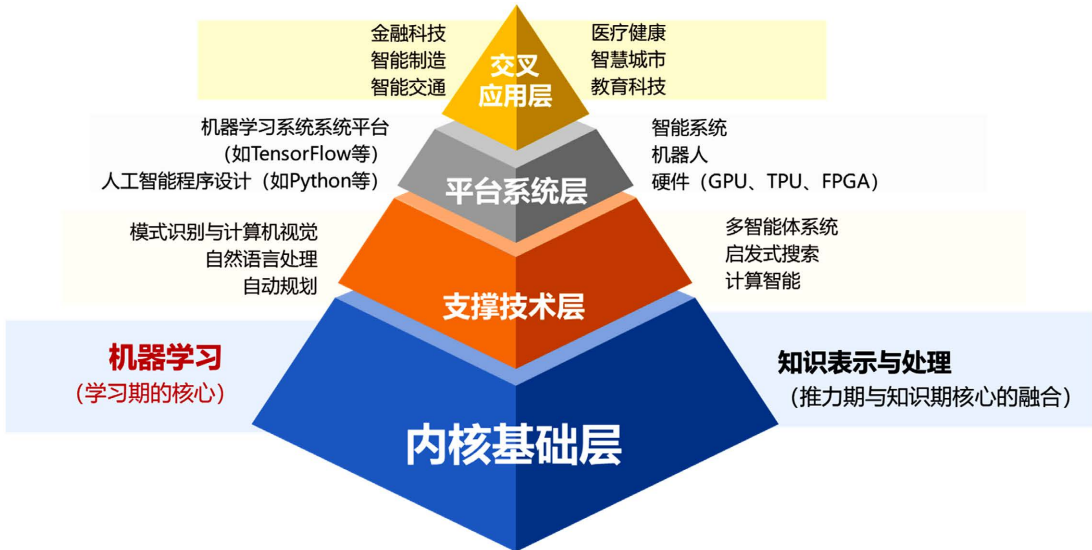


Figure 1. Artificial intelligence professional knowledge system
图 1. 人工智能专业知识体系

随着生成式人工智能(GAI)和大语言模型如 Chat-GPT、DeepSeek 等快速崛起,机器学习课程的实践环节与前沿技术需求之间的脱节问题日益凸显。当前实验教学仍普遍沿用传统的小规模数据集和单一任务场景设计,缺乏对预训练模型微调、多模态数据处理、分布式训练框架等大模型核心技术的实践引导,导致学生难以深入理解大模型技术的实现路径。与此同时,现有实验评价体系过度关注基础算法复现而忽视跨任务迁移、系统优化等复杂问题解决能力的培养,这种滞后性使得学生面对真实场景中的模型部署、参数优化等挑战时缺乏系统性训练。

针对上述问题顺应科技变革趋势,本文深入研究在大模型时代下机器学习课程的实验改革和教学创新,以布鲁姆认知模型为核心框架,融合建构主义学习理论和认知负荷理论等教育学思想,推动机器学习课程构建“知识贯通-能力递进-评价多维”的实验教学体系,解决实验教学内容滞后于当前人工智能技术的飞速发展的的问题。本本提出的递进式实验教学改革路径如图2所示,通过构建层次化知识框架、设计递进式实验案例、重构三阶闭环实践路径、构建阶梯式评估体系,帮助学生掌握从模型选择、数据工程到系统集成的全流程实践能力,培养其在大模型时代所需的工程思维与创新能力。这种递进式实验教学设计,能够系统性培养学生在复杂系统架构设计、模型迭代优化和跨领域知识迁移方面的核心素养,使人才培养质量与人工智能技术的迭代速度形成动态适配。

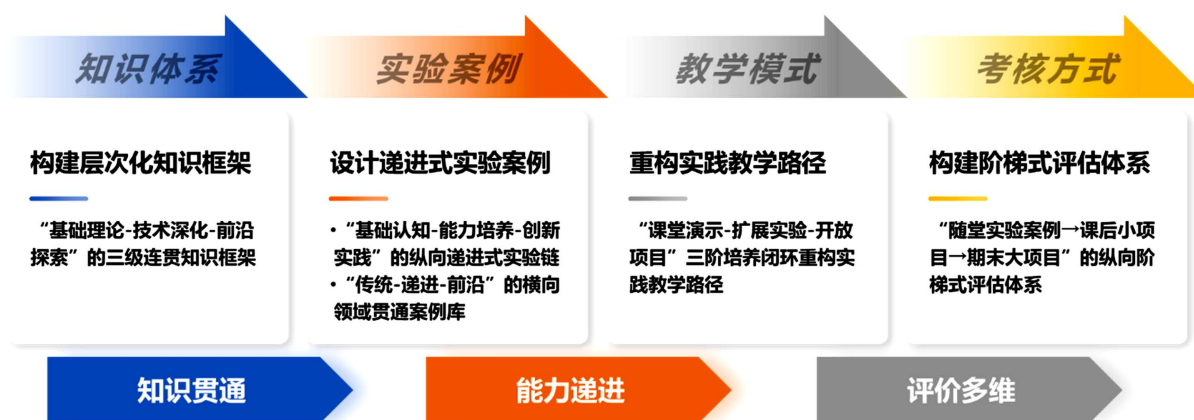


Figure 2. Progressive experimental teaching reform path for machine learning courses

图2. 机器学习课程递进式实验教学改革路径

2. 教学现状

在生成式人工智能和大模型的鲜明时代背景下,机器学习相关理论和技术近年来飞速发展,给课程的内容设置和教学带来很大挑战。《机器学习》课程作为本科计算机科学与技术等专业的核心课程,其特点是理论性强、知识内容更新频繁、多领域交叉以及课程实践要求较高。在传统教学中存在教学内容有待取舍编排、教学方式有待创新、考核方式较为单一局限、实验设计较为陈旧等实际问题。许多教育工作者纷纷提出机器学习课程教学和实验改革方案,希望利用丰富的领域资源,紧密结合理论与实践,将机器学习课程实验教学提高到一个新的高度。

复旦大学赵等人[1]针对传统机器学习教学中的问题,提出基于项目实践的机器学习教学改革措施,包括理论知识与应用场景认知培养、实践项目的验证与设计培养、校企合作完成企业实践项目,培养学生自主思考与解决实际问题的能力。冯等人[2]基于百度飞桨框架探索了基于三阶递进式机器学习教学模式,从课堂、实验、三级项目层层递进,构建从知识和技能的传授到消化再到创新的培养模式,培养学生从理论结合实践出发,强调动手能力,突出创新思维,实现符合当前时代要求的机器学习课程教学目

标。董等人[3]从教育目标分类出发,基于布鲁姆认知模型提出一种基于层次化认知模型的本科机器学习课程教学改革方案,对学生进行渐进式知识供给,进而实现激发学生兴趣、引导学生由浅入深有效学习的目标。同济大学李等人[4]以解决工业界实际问题为导向,提出采用层层递进的原则进行实验案例设计,设计一种从传统学习模型、深度学习算法到深度学习算法优化改进的递进式实验案例设计,通过逐步实验,总结思考,引导、启发学生深入理解理论模型背后的原理与思想,培养学生的创新性思考能力;充分鼓励和激发学生从被动学习到主动创新的转变。孙等人[5]提出面向实践创新能力培养的教学改革方案,明确要重点培养学生在机器学习方向的实践创新能力,包括提高其数据分析问题抽象与建模能力、算法编程和结果分析能力,拓展其人工智能视野,培养其终身学习理念。

上述教育工作者从不同的角度给出了机器学习课程中实践教学和实验设计的改革思路,总体上围绕从理论到实践、从传统机器学习到深度学习、从浅层认知到深层理解三个改革思路来改革机器学习课程实验,为机器学习实验教学探索与设计提供了启发。但是大多研究还停留在框架设计层面,缺乏具体的实验教学设计和可行的落地方案。本文结合学生认知水平、前后置课程、课时分配等教学实际,提出一种适用于计算机科学与技术、智能科学与技术专业本科生的机器学习课程递进式实验教学改革方案,调整和优化实验教学设计与实验教学内容,激发学生学习兴趣,激励学生主动学习,增强其创新意识和实际操作能力,提升解决实际问题的技能,从而提高教学的整体质量,并更好地满足人工智能背景下的机器学习本科课程教育的需求。

3. 理论基础

本递进式实验教学设计的核心理论基础包括:

(1) 布鲁姆认知目标分类学(修订版)[6]:该模型将认知过程由低阶到高阶划分为记忆、理解、应用、分析、评价和创造六个层次。它为本研究构建“基础认知-技术深化-前沿探索”三级知识架构(对应记忆/理解→应用/分析→评价/创造)以及设计验证型→探究型→综合创新型递进实验序列提供了直接的认知发展框架,确保教学活动目标明确、层次清晰、符合认知规律。

(2) 建构主义学习理论[7]:该理论强调学习是学习者主动构建知识意义的过程,知识是在社会互动和经验中形成的。本方案中设计探究型实验、开放性综合作业、团队协作项目等环节,鼓励学生通过动手实践、问题解决、协作交流来主动构建对机器学习知识和技能的深层次理解,将抽象理论转化为可操作的经验。

(3) 认知负荷理论[8]:该理论关注工作记忆的有限容量对学习的影响。为了避免认知超载,本方案通过精心设计的递进式知识体系、层次化实验任务、结构化指导来管理外在认知负荷。同时,通过将新知识与已知概念建立联系、设计具有内在连贯性的实验案例库来增加相关认知负荷,促进图式构建和自动化,优化学习效率。

这些理论相互支撑,共同指导后续教学设计的四个核心环节:知识体系分层(布鲁姆)、实验案例的主动探究(建构主义)、阶梯任务难度控制(认知负荷)、多维能力评估(布鲁姆+建构主义),构成了本文实验教学方案的设计原则:遵循认知发展规律、促进主动意义建构、优化学习过程负荷,最终目标是促进学生深度学习能力和复杂工程问题解决能力的有效提升。

4. 教学探索与设计

结合修订版布鲁姆认知模型等核心教育理论与人工智能前沿技术发展需求,本文拟构建一套逻辑严密、可落地的递进式实验教学设计,如图3所示。该设计以“基础认知-技术深化-前沿探索”三级知识架构为核心,动态匹配三级认知层级:记忆/理解→应用/分析→评价/创造,旨在培养学生终身学习、分

析思考与解决复杂问题的关键能力。通过重塑层次分明的动态知识体系，设计认知导向的递进式实验案例，对应创新“基础认知-能力培养-创新实践”三阶闭环的实验教学模式，并建立多维阶梯式考核评估机制，破解机器学习教学中“理论深度与实践广度失衡”的难题。具体设计内容包括：



Figure 3. Progressive experimental teaching design for machine learning courses in the context of artificial intelligence
图 3. 人工智能背景下的机器学习课程递进式实验教学设计

4.1. 重塑层次分明的动态知识体系

根据修订版布鲁姆认知模型的教育目标分类，认知层级包含 6 个层次，由低到高、由浅入深，依次是记忆、理解、应用、分析、评价和创造。根据这 6 个递进层次，围绕基本概念、重点内容、难点技术重构核心知识体系(如表 1 所示)，基于人工智能技术发展脉络与修订版布鲁姆认知模型，将机器学习知识体系进行层级重构，划分为“基础认知-技术深化-前沿探索”三级架构，并与认知层级(记忆/理解→应用/分析→评价/创造)动态匹配，培养学生终身学习、分析思考、解决问题等关键能力：

(1) 初级层级(基础认知)：聚焦传统机器学习核心概念(如监督/无监督学习、线性回归、决策树、K-Means)，通过数学推导与经典算法复现(如梯度下降、信息熵计算)，夯实理论基础。

(2) 中级层级(技术深化)：引入深度学习与复杂模型(CNN、RNN、GAN、强化学习)，结合 PyTorch/TensorFlow 框架实践，强调特征工程、模型调参与性能分析(如 ROC 曲线、混淆矩阵)。

(3) 高级层级(前沿探索)：对接生成式 AI 与大模型技术(如 Transformer、预训练微调范式)，设计多模态任务(文本生成、图像修复)、模型压缩与部署(ONNX、TensorRT)，培养解决复杂工程问题的能力。

Table 1. Bloom’s taxonomy-based classification of the machine learning knowledge system
表 1. 基于布鲁姆层级的机器学习知识体系划分

知识类别 \ 知识层级	基础认知 传统模型	技术深化 深度学习	前沿探索 大模型与深度强化学习
监督学习	线性回归、决策树、SVM、逻辑回归、感知机	CNN、RNN、LSTM、ResNet	Transformer、BERT、GPT
无监督学习	K-means、DBSCAN、PCA、SVD	GAN、VAE、自编码、对比学习	自监督学习、生成式对抗网络进阶
强化学习	Q 学习、蒙特卡洛采样	DQN (含 Replay 缓冲)、DDPG、策略梯度	PPO、SAC、多智能体强化学习

4.2. 设计认知导向的递进式实验案例

人工智能背景下，以深度学习为代表的新时代机器学习方法利用大数据让机器自动学习深层的非线性结构实现复杂的函数逼近，免去了传统的基于人工规则构造特征的方法，对于图像、语音这种特征不明显(需要手工设计且很多没有直观物理含义)的问题，能够在大规模训练数据上取得更好的效果。《机器学习》课程知识点繁多、单个知识点涉及较深的数学背景知识。如何在人工智能技术深刻变革教育模式的背景下，将前沿算法特性与教学认知规律有机结合，在有限的教学课时内，有选择地覆盖基础概念和算法，设计一组机器学习主题将这些基础知识点串联起来，是构建机器学习实验教学体系的关键命题。

基于前文提到的“基础认知 - 技术创新 - 前沿探索”知识层级(表 1)，本节提出两个维度的实验教学实施路径：一方面，通过认知导向的案例设计，使教学目标在深度上得到强化；另一方面，通过建设领域驱动的案例库，促进知识在不同领域之间的转移。这种“纵向能力提升 + 横向知识扩展”的双重实验设计，为解决机器学习教学中“理论与实践不平衡”的问题提供了有效的解决方案。

4.2.1. 认知导向的案例设计

以分类模型为例，如表 2 所示，基于认知层级理论的实验体系分为验证型(KNN)、探究型(ResNet)和综合创新型(Transformer)三类实验，逐步帮助学生从算法的理解走向系统的构建，实现“基础认知 - 能力培养 - 创新实践”的能力提升。这个体系依据布鲁姆认知目标分类学，通过分层的实验设计，使学生在代码复现中打下理论基础，在参数调优中掌握工程技巧，在系统开发中实现知识转化，最终形成“原理理解 - 技术整合 - 创新突破”的深度学习能力提升循环。

Table 2. Cognition-oriented case design framework (Using classification models as an example)

表 2. 认知导向的案例设计框架(以分类模型为例)

认知层级	实验类型 (能力发展)	案例示例	能力培养目标
记忆理解	验证型实验 (原理理解)	手动实现 KNN 分类器，对比 Scikit-learn 官方 API	掌握算法原理与代码实现逻辑 (基础认知)
应用分析	探究型实验 (技术整合)	基于 CIFAR-10 数据集优化 ResNet 分类模型	数据预处理、模型调优能力 (能力培养)
评价创造	综合创新型实验 (创新突破)	开发基于 Transformer 的领域知识问答系统	跨学科问题抽象与工程化能力 (创新实践)

4.2.2. 领域驱动的案例库建设

领域案例库则以垂直行业场景为基础，构建“SVM→U-Net→Diffusion 模型”等贯穿传统与前沿技术的应用(如表 3 所示)，使学生在解决医疗影像分析、金融风控等真实问题的过程中，既掌握算法的迭代逻辑，又建立技术产业化应用的系统思维。在实际教学实施中，可采用分组选题方式，让不同小组负责不同领域的案例链，按照“传统验证型实验→递进探究型实验→前沿创新性实验”的阶段逐步推进，并在不同阶段组织阶段性汇报和交叉评审，促进知识迁移和协作学习。

4.3. 创新三阶闭环的实验教学模式

本文提出“基础认知 - 能力培养 - 创新实践”三阶闭环的实验教学模式，紧密围绕渐进式建构主义实践，通过“课堂案例演示→扩展性实验→开放性项目”的逐步设计，帮助学生实现从知识掌握到技术

应用的逐渐提升。该模式遵循“小步快走、分层突破”的原则，依靠验证型实验加深对算法原理的理解，通过探究型实验增强工程思维，最终通过跨学科的综合项目提高解决复杂问题的能力，形成“认知构建 - 技术迭代 - 创新输出”的完整循环。具体实施路径如下：

(1) 课堂案例演示教学：课堂中的实际案例演示，加深对理论知识点的理解，帮助学生理解如何应用算法。采用 Jupyter Notebook 交互式教学，通过 Kaggle 经典案例(如泰坦尼克生存预测)逐步拆解特征工程、模型选择、结果可视化全流程。

(2) 扩展性课后实验：设计不同难度的实验项目，逐步提升学生的能力。设计“基础任务 + 拓展任务”组合包。例如：

- a) 基础任务：使用 SVM 完成鸢尾花分类(代码填空形式)。
- b) 拓展任务：自行选择核函数并解释决策边界差异(开放性问题)。

(3) 开放性综合作业：鼓励学生解决实际问题，培养创新实践能力。以学科竞赛(如天池、Kaggle)或企业命题(如电商用户画像构建)为驱动，组建 3~5 人小组完成端到端项目开发，要求提交技术报告与可部署模型。

Table 3. Domain-driven case library construction examples

表 3. 领域驱动的案例库建设举例

领域	传统(验证型实验)	→递进(探究型实验)	→前沿(创新型实验)
医疗影像分析	SVM 分类 X 光片(肺炎/正常)	U-Net 分割肿瘤区域	Diffusion 模型生成合成数据增强
金融风控场景	逻辑回归信用评分	XGBoost 反欺诈检测	图神经网络挖掘洗钱关联路径
工业质检领域	传统图像处理缺陷检测	基于 CNN 的表面缺陷分类/检测	小样本/零样本缺陷检测

4.4. 创建多维阶梯式考核评估机制

基于布鲁姆认知目标分类学的“记忆 - 应用 - 创造”路径，并体现建构主义对协作、实践和问题解决的重视，本文构建了一种多维阶梯式评估体系，评估框架如表 4 所示。该体系的核心是能力发展的递进性：随堂实验案例对应“记忆理解/应用分析”基础能力(权重 20%)，课后小项目对应“应用分析/评价创造”的深化与初步创新(权重 30%)，期末大项目则全面考察“评价创造”层面的复杂问题解决、工程实现和协作创新(权重 50%)。权重分配依据在于，随着认知层级的提升和学习阶段的深入，任务的复杂性、开放性和对综合能力的要求显著增加，相应评估的权重也应与之匹配。评估维度有技术实现度、创新价值度、工程完备度、创新思维和团队协作，全面覆盖学生知识掌握、能力发展和素养养成的多维目标，力求评估结果能够真实反映学生在递进式学习过程中的成长。为了提高评估的可靠性和有效性，在实施中采取以下初步措施：

(1) 评分标准细化：为每个评估维度和考核阶段制定清晰、具体的评分细则，明确不同等级的表现特征，减少主观性。例如，对“创新思维”维度，可定义“提出并有效实施显著改进方案”、“对现有方法有合理改进尝试”、“基本沿用现有方法无改进”等不同档次的标准。

(2) 多源评估：结合教师评价、助教评价、学生自评、组内互评等多种来源，获得更全面的视角。

(3) 成果导向：评估主要依据可观察、可量化的成果(代码、报告、系统、答辩表现)，避免空泛评价。

(4) 过程性反馈：在随堂实验和课后项目阶段，提供及时、具体的反馈，帮助学生了解不足并调整学习策略，使评估不仅用于评分，更用于促进学习(形成性评估)。

Table 4. Multidimensional progressive evaluation system
表 4. 多维阶梯式评估体系

考核阶段	评估维度	权重	示例指标
随堂实验案例	代码正确性、结果可视化质量 (技术实现度)	20%	算法实现完整性/准确性、分类/回归等基础指标达成度、结果图表清晰规范、实验报告步骤清晰/分析到位
课后小项目	创新性、技术文档规范性 (创新价值度)	30%	特征工程/模型选择的合理性及效果、对关键参数的探究分析深度、文档逻辑性/规范性、提出的改进点/新思路的价值评估
期末大项目	工程价值、团队协作、答辩表现 (工程完备度)	50%	选题价值与复杂度、技术方案先进性与合理性、系统功能完整性与鲁棒性、团队协作效率与贡献度、答辩表现、项目创新性体现

5. 结语

本文围绕人工智能时代对复合型人才的需求，以“知识贯通、能力递进、评价多维”为核心，构建基于布鲁姆认知模型的机器学习课程递进式实验教学体系。本文依次通过重塑层级化知识架构、设计认知与领域双维实验案例、改革三阶闭环培养模式、建立多维阶梯式评估机制，解决传统教学中知识碎片化、实践脱节化、评价单一化问题，提高学生创新精神和解决复杂工程问题的能力，推动《机器学习》课程不断适应人工智能时代快速变化的需求。

基金项目

成都信息工程大学本科教学工程项目(JYJG2025029)。

参考文献

[1] 赵卫东, 袁雪茹. 基于项目实践的机器学习课程改革[J]. 计算机教育, 2019(9): 151-154.

[2] 冯建周, 余扬, 刘磊. 基于飞桨框架的三阶递进式机器学习教学模式探索与实践[J]. 计算机教育, 2021(10): 28-32.

[3] 董理, 彭成斌, 严迪群, 等. 基于层次化认知模型的本科机器学习课程教学改革[J]. 计算机教育, 2023(5): 91-95.

[4] 李洁, 魏宇轩, 武妍. 机器学习课程中递进式实验案例设计[J]. 计算机教育, 2022(1): 134-138.

[5] 孙晋永, 刘斯韵, 庞程, 等. 面向实践创新能力培养的机器学习教学改革研究[J]. 创新创业理论与实践, 2024, 7(12): 39-43.

[6] Anderson, L.W. and Krathwohl, D.R. (2001) A Taxonomy for Learning, Teaching, and Assessing: A Revision of Bloom’s Taxonomy of Educational Objectives: Complete Edition. Addison Wesley Longman, Inc.

[7] Fosnot, C.T. (2013) Constructivism: Theory, Perspectives, and Practice. Teachers College Press.

[8] Sweller, J. (1988) Cognitive Load during Problem Solving: Effects on Learning. *Cognitive Science*, **12**, 257-285. [https://doi.org/10.1016/0364-0213\(88\)90023-7](https://doi.org/10.1016/0364-0213(88)90023-7)