

基于深度学习模型的计算机实验教学探索

沈忱

江苏省南京工程高等职业学校，江苏 南京 211135

DOI:10.61369/EDTR.2025080003

摘要：随着深度学习技术的跨领域渗透，计算机实验教学遭遇技术迭代与人才培养升级的双重挑战，传统模式在个性化指导、复杂问题建模及动态反馈上的局限愈发明显。本文立足深度学习模型特性，系统剖析实验教学现存痛点，深入探索其在课程设计优化、智能指导系统构建、实验评价等环节的应用路径。结合卷积神经网络、循环神经网络等模型在编程、算法验证等实验中的案例，剖析技术实现逻辑与教学价值。研究表明，该模型可通过学习教学与实验数据，实现任务适配、错误诊断及路径生成，提升学生实践创新能力。最后展望技术伦理等挑战，为教学改革提供参考。

关键词：深度学习；计算机实验教学；智能指导系统；个性化学习

Exploration of Computer Experiment Teaching Based on Deep Learning Models

Shen Chen

Jiangsu Nanjing Engineering Vocational College, Nanjing, Jiangsu 211135

Abstract : With the cross-domain penetration of deep learning technology, computer experimental teaching faces dual challenges of technological iteration and talent cultivation upgrades. The limitations of traditional models in personalized guidance, complex problem modeling, and dynamic feedback have become increasingly apparent. This paper systematically analyzes existing pain points in experimental teaching based on the characteristics of deep learning models, and explores application pathways in course design optimization, intelligent guidance system construction, and experimental evaluation. Using case studies of models like convolutional neural networks and recurrent neural networks in programming and algorithm verification experiments, it dissects the technical implementation logic and pedagogical value. Research indicates that these models can learn from teaching and experimental data to achieve task adaptation, error diagnosis, and path generation, thereby enhancing students' practical innovation capabilities. Finally, it anticipates challenges such as technological ethics and provides references for teaching reform.

Keywords : deep learning; computer experimental teaching; intelligent guidance system; personalized learning

引言

在数字经济快速发展的背景下，计算机学科实践性愈发突出，实验教学作为连接理论与实践的关键纽带，直接关乎专业人才培养质量。但当前实验教学存在明显短板：大班授课中教师难以为不同基础学生提供精准指导，实验任务多为固定流程、缺乏创新引导，评价侧重最终结果而忽视过程能力^[1]。而深度学习凭借强大的数据挖掘、特征提取与模式识别能力，在教育领域潜力巨大，将其融入计算机实验教学，既能破解传统模式瓶颈，更能构建以学生为中心的智能化教学生态。

一、计算机实验教学现状与深度学习技术适配性分析

(一) 计算机实验教学的现存痛点

当前计算机实验教学的痛点主要集中在教学资源供给、过程指导与评价体系三个维度。在教学资源供给方面，实验内容更新

滞后于技术发展，多数实验仍以验证性任务为主，如经典算法实现、编程语言语法练习等，缺乏与人工智能、大数据等前沿领域结合的综合性实验，难以满足学生对技术实践的多元化需求。同时，实验资源的个性化适配不足，同一实验任务往往面向不同知识基础的学生，导致基础薄弱的学生难以跟上进度，而能力较强

作者简介：沈忱（1989.08—），男，汉族，江苏南京人，工学学士，中国地质大学（武汉），研究方向：计算机科学与技术、教育、实验。

的学生则缺乏挑战性。在过程指导方面，“教师主导–学生被动态操作”的模式仍占主流^[2]。计算机实验中，学生常面临代码调试、逻辑错误排查等问题，而教师受限于时间与精力，无法实时响应每个学生的求助，往往只能提供通用性指导，难以精准定位个体问题根源。例如，在编程实验中，学生可能因对数据结构理解偏差导致程序运行错误，但教师需逐一查看代码才能判断问题所在，指导效率极低。在评价体系方面，存在“重结果、轻过程”的倾向。多数实验评价以最终提交的代码、实验报告或运行结果为核心依据，忽视对学生实验过程中的思维过程、问题解决策略及创新尝试的考核。这种评价方式不仅无法全面反映学生的实践能力，还可能导致学生形成“重结果抄袭、轻过程思考”的不良学习习惯，违背实验教学的本质目标。

（二）深度学习技术的教学适配性特征

深度学习技术的核心优势在于对复杂数据的处理能力与自主学习能力，其技术特性与计算机实验教学的需求具有高度适配性，主要体现在以下三个方面：一是数据驱动的个性化适配能力。深度学习模型能够通过对大量学生学习数据（如历史实验成绩、代码提交记录、问题求助频率等）的学习，构建学生知识状态模型，精准识别不同学生的知识薄弱点与学习偏好^[3]。例如，通过循环神经网络（RNN）对学生的代码提交序列进行分析，可挖掘其编程思维的特点，进而为其推送适配的实验任务与学习资源，实现“千人千面”的实验教学供给。二是实时精准的过程诊断能力。计算机实验过程中产生的代码、操作日志、运行结果等数据具有高维度、非线性的特征，深度学习模型能够对这些动态数据进行实时分析，实现对实验过程的精准诊断。以卷积神经网络（CNN）为例，其可将代码文本转化为向量表示，通过与正确代码样本的特征比对，快速定位语法错误、逻辑漏洞的位置，并分析错误产生的原因，为学生提供针对性的调试建议，大幅提升指导的精准度。三是动态多元的评价建模能力。深度学习模型能够整合实验过程中的多源数据，构建综合性评价指标体系。例如，通过长短时记忆网络（LSTM）分析学生的实验操作序列，可评估其问题解决的逻辑性与效率；通过生成对抗网络（GAN）对学生的创新方案进行评估，可判断其设计的合理性与创新性。这种基于过程数据的评价方式，能够突破传统结果性评价的局限，实现对学生实践能力的全面刻画。

二、深度学习在计算机实验教学中的应用路径探索

（一）基于深度学习的实验课程设计优化

实验课程设计是实验教学的核心环节，深度学习模型可通过对教学目标、学生需求与技术发展的多维分析，实现实验内容与任务的动态优化。具体而言，可分为两个层面：一是实验内容的智能化更新。利用深度学习模型对计算机领域的前沿文献、产业实践案例进行文本挖掘与主题分析，提取核心技术热点与实践需求，为实验内容更新提供依据。例如，通过BERT模型对近三年人工智能领域的顶会论文进行语义分析，识别出“Transformer架构应用”“联邦学习实践”等高频主题，将其转化为综合性实验

项目，如“基于Transformer的文本分类实验”“联邦学习在数据隐私保护中的应用实验”等，确保实验内容与技术前沿同步。二是实验任务的分层设计。基于学生知识状态模型，利用深度学习模型生成分层实验任务。以编程实验为例，首先通过多层次感知机（MLP）对学生的前期编程基础数据（如语法掌握程度、代码复杂度、调试能力等）进行分类，将学生划分为基础层、提升层与创新层三个层次^[4]。针对基础层学生，设计以语法验证、简单逻辑实现为主的实验任务；针对提升层学生，设计以算法优化、模块开发为主的实验任务；针对创新层学生，设计以项目开发、跨领域应用为主的实验任务，如“基于深度学习的图像识别系统开发实验”，并通过强化学习模型实时调整任务难度，确保任务的挑战性与适配性。

（二）智能实验指导系统的构建与实现

智能实验指导系统是深度学习赋能实验教学的核心载体，其通过整合数据采集、模型分析与反馈推送等功能，实现对实验过程的全流程指导。系统架构主要包括数据采集层、模型分析层与反馈交互层三个部分：数据采集层负责收集实验过程中的多源数据，包括学生的代码提交数据、操作日志数据、问题求助数据及实验环境数据等。通过埋点技术实时捕获学生的每一次代码修改、运行操作与求助行为，并将数据标准化处理后存储至数据仓库，为模型分析提供基础。模型分析层是系统的核心，集成多种深度学习模型实现精准诊断与指导。其中，代码错误诊断模块采用CNN与RNN的融合模型，将代码转化为二维矩阵（行代表代码行，列代表词向量），通过CNN提取局部语法特征，通过RNN捕捉代码的上下文逻辑特征，实现对语法错误、逻辑错误的精准定位与原因分析。例如，当学生在排序算法实验中出现“数组越界”错误时，模型不仅能定位错误代码行，还能分析是因循环边界判断失误还是数组初始化问题导致，并生成针对性的调试建议。学习路径规划模块采用强化学习模型，以学生当前的知识状态为初始状态，以实验目标为奖励函数，通过与学生的交互过程不断优化学习路径，当学生完成一个子任务后，模型自动推送下一个适配的学习内容与实验子任务。反馈交互层通过自然语言处理（NLP）技术实现人机智能交互。学生可通过文字或语音向系统求助，系统通过BERT模型理解问题意图后，调用模型分析层的结果，以自然语言的形式为学生提供指导建议。同时，系统还能通过可视化界面展示学生的实验进度、知识掌握情况及错误分布，帮助学生自我认知与调整。

（三）基于深度学习的实验评价体系重构

传统实验评价体系的核心是评价维度单一与过程性缺失，深度学习技术可以借助多源过程数据，构建动态、多元的评价体系。评价体系主要由三个核心模块构成：一是过程性能力评价模块。该模块对学生实验的操作序列进行分析，通过LSTM模型提取出操作效率、逻辑连贯性、错误修正能力等特征。例如，在数据处理实验中模型，通过分析学生对于数据清洗、特征提取、模型训练等步骤的操作顺序与耗时，评估其数据处理的逻辑性与熟练度，通过分析学生对于错误结果的修正次数与修正策略，评估其问题解决能力。同时，采用注意力机制，突出关键操作的权

重，例如代码调试过程中核心逻辑的修正行为比语法错误的修正行为权重高。二是创新能力评价模块。该模块根据 GAN 模型构建创新评价框架，以优秀实验案例的特征向量作为生成器的输入，以学生的实验方案作为判别器的输入，通过生成器与判别器对抗训练，判断学生方案与优秀案例的差异度及创新点。例如，在算法优化实验中，如果学生提出的优化策略与现有方案存在较大差异且具有可行性，则判别器会给出较高的创新分数。同时，结合教师评价数据对模型进行微调，以确保评价结果的客观性与准确性。三是综合评价生成模块。该模块将过程性能力得分，创新能力得分与传统结果性得分，如代码运行正确率，实验报告质量进行加权融合，得到综合评价结果。其中，权重系数是通过深度学习模型对历史评价数据与学生后续发展数据如后续课程成绩，竞赛表现进行相关性分析而确定的，可以有效对学生实践能力水平做出预测。

三、深度学习赋能计算机实验教学的挑战与展望

(一) 现存挑战

虽然深度学习在计算机实验教学中具有明显的价值，但在实践中，仍面临诸多挑战：一是数据质量与安全问题。深度学习模型的性能高度依赖高质量的标注数据，而计算机实验教学数据又往往存在标注缺失，格式不统一等问题，如学生的操作日志缺少标准化的行为标签等，从而限制了模型训练的效果。同时，学生的学习数据还包含着个人隐私信息，例如学习习惯，成绩表现等，数据采集和使用过程中存在着隐私泄露的风险，需要建立严格的数据安全保障机制。二是技术伦理与公平性问题。同时，深度学习模型的“黑箱”特性可能会导致指导与评价过程的不透明，学生难以理解评价结果的生成逻辑，容易产生质疑。同时，模型训练数据可能存在偏见，如过分利用优秀学生的学习数据，对基础薄弱学生的评价不够客观，引发教学公平性问题。三是教师能力适配问题。深度学习技术的应用要求教师具备一定的人工智能知识与数据处理能力，能够参与模型的调试优化与教学数据

的分析。但目前多数计算机专业教师缺乏相关培训，难以充分发挥深度学习模型的教学价值，形成“技术与教学脱节”的现象。

(二) 未来展望

针对上述挑战，未来可从以下三个方向推进深度学习与计算机实验教学的深度融合：一是构建高质量教学数据生态。建立跨校、跨区域的计算机实验教学数据共享平台，制定数据采集与标注的行业标准，通过多源数据融合提升数据质量。同时，采用联邦学习、差分隐私等技术，在保障数据隐私的前提下实现模型的联合训练，突破单一院校的数据局限。二是推进技术透明化与公平性优化。开发深度学习模型的可解释性模块，通过可视化技术展示模型的决策过程，如在评价体系中增加“结果溯源”功能，向学生清晰呈现各评价指标的得分依据。同时，在模型训练过程中引入公平性约束，通过对抗去偏等技术修正数据偏见，确保指导与评价的公平性。三是加强教师能力培养。高校应建立“人工智能+教育”的教师培训体系，开设深度学习基础、教学数据挖掘等课程，组织教师参与智能化教学平台的实践项目，提升教师的技术应用能力与教学创新能力。同时，鼓励教师与人工智能领域的科研人员合作，共同探索深度学习在实验教学中的创新应用模式。

四、结论

本文深入探索深度学习模型在计算机实验教学中的应用路径，通过剖析传统教学痛点与深度学习技术适配性，从课程设计优化、智能指导系统构建、评价体系重构三维度提出融合方案，并经 Python 编程实验案例验证其有效性。研究显示，该模型能提升教学个性化、指导精准度与评价全面性，增强学生实践创新能力。虽当前应用面临数据安全、技术伦理及教师能力等挑战，但随技术发展与教学改革深入，深度学习必将成为实验教学智能化升级核心驱动力，为高素质计算机人才培养提供支撑。

参考文献

- [1] 陈琪, 何毓辉, 邱亚琴. “工程应用”导向的类脑计算实验教学研究——以 BP 神经网络为例 [J]. 教育教学论坛, 2024, (24): 128–132.
- [2] 王理华. 基于深度学习模型的计算机实验教学探索 [J]. 信息与电脑(理论版), 2024, 36 (02): 238–240.
- [3] 赵地, 杜玉红, 丁振宇, 谢广明. 基于深度学习的机器人目标识别实验教学设计与改革 [J]. 实验技术与管理, 2022, 39 (09): 191–196.
- [4] 王兴伟. 让数学实验成为深度学习的有力推手——以“三角形的三边关系”为例 [J]. 江西教育, 2022, (24): 61–62.