

# 基于深度学习的程序设计课程 智适应教学模型研究<sup>\*</sup>

姚敦红 钟晓芳 杜敏\*\*

怀化学院计算机与人工智能学院, 怀化 418000

**摘要** 针对高等教育规模化背景下程序设计课程难以实现个性化指导的问题, 分析了传统教学模式在学习者认知特征识别和教学资源精准投放方面的局限性。提出了一种融合深度学习和知识图谱的智适应教学模型, 构建了基于微服务架构的多源数据采集框架和实时教学干预机制。在省级一流本科课程实践中, 通过 541 名学生的对照实验验证, 该模型显著提升了学生程序设计能力 (23.8%) 和学习效率 (31.5%), 为新工科背景下计算机基础课程教学改革提供了创新方案。

**关键字** 程序设计课程, 深度学习, 智适应教学, 知识图谱, 教学干预

## Research on Adaptive Teaching Model for Programming Courses Based on Deep Learning

Yao Dunhong Zhong Xiaofang Du Min\*\*

School of Computer Science and Artificial Intelligence (School of Software)  
Huaihua University  
Huaihua 418000, China

**Abstract**—To Address the challenge of providing personalized guidance in programming courses within the context of large-scale higher education, this study analyzed the limitations of traditional teaching models in recognizing learners' cognitive characteristics and precisely delivering teaching resources. The authors propose an adaptive teaching model that integrates deep learning and knowledge graphs, establishing a multi-source data collection framework based on microservice architecture and a real-time teaching intervention mechanism. Through a controlled experiment involving 541 students in a provincial first-class undergraduate course, the model significantly improved students' programming abilities (23.8%) and learning efficiency (31.5%), providing an innovative solution for teaching reforms in foundational computer courses within the new engineering education context.

**Keywords**—Programming courses, deep learning, adaptive teaching, knowledge graph, teaching intervention

## 1 引言

随着人工智能技术的迅速迭代与突破, 智能化教育范式(Smart Education Paradigm)正在深刻重构传统教学模式。在高等教育信息化 2.0 背景下, 人工智能技术与教育教学的深度融合已成为推动教育变革的核心驱动力<sup>[1]</sup>。特别是在计算机类专业核心课程中, 智能化教学转型既是技术发展的必然趋势, 也是提升教学质量的现实需求。

程序设计课程作为计算机类专业的基础性课程, 在培养计算思维能力(Computational Thinking)和程序设计素养方面具有不可替代的作用<sup>[2]</sup>。然而, 随着我国高等教育毛入学率突破 60%<sup>[3]</sup>, 传统的统一化教学模式面临着严峻挑战。根据全国高校计算机基础教育现状调查, 65%以上的教学班级规模超过 50 人, 教师

配比持续下降, 教学任务量逐年增加<sup>[4][5]</sup>。更为关键的是, 学习者群体呈现出显著的认知水平差异和学习风格多样性<sup>[6]</sup>, 这种异质性使得标准化的教学模式难以满足个性化学习需求。

目前, 程序设计课程教学模式经历了从传统讲授到混合式教学的演进。国际上, Stanford 大学开发的智能编程辅导系统(Intelligent Programming Tutoring System)和 MIT 的自适应学习平台(Adaptive Learning Platform)显示出良好的应用效果<sup>[7]</sup>。国内也有诸多探索, 如清华大学构建的编程知识图谱辅助教学系统<sup>[8]</sup>, 北航开发的智能评测平台<sup>[9]</sup>等。但这些研究多局限于单一技术应用, 缺乏系统化的教学模式构建。特别是在学习过程分析、个性化资源推送和实时教学干预等方面, 现有研究尚未形成完整的解决方案。

针对上述问题, 本研究提出了一种基于深度学习的智适应教学模型。该模型创新性地将知识图谱、强化学习和情感计算等技术有机融合, 构建了“数据驱

**\*基金资助:** 本文得到 2025 年度湖南省社会科学成果评审委员会课题资助(XSP25YBZ160)。

**\*\*通讯作者:** 杜敏 dumin@hhtc.edu.cn

动-智能分析-个性化指导”的教学新范式。本研究的主要创新体现在：深度融合多源异构数据实现学习过程的精准画像；基于改进的 Graph Neural Network 构建知识关联网络优化学习路径；创新性地将多模态情感计算引入教学干预决策，实现教学资源的动态调配和精准推送。

## 2 智适应教学模型设计



注：三个层面相互支撑，形成完整的改革目标体系

图 1 学改革目标体系的系统结构

### （2）改革目标

基于理论分析和实践需求，本研究构建了“智能化、个性化、规模化”三位一体的目标体系（如图 1 所示）。该体系遵循“目标-路径-保障”的系统设计思路，具体包括：

## 2.1 理论框架与改革目标

### （1）理论基础

本研究的教学改革方案基于建构主义学习理论<sup>[10]</sup>和智能学习环境理论<sup>[11]</sup>构建。其中，建构主义理论为个性化学习路径设计提供理论依据，智能学习环境理论则为技术框架设计提供方法论支撑。

① 微观层面：构建基于学习分析的智能化教学模

式，通过多维数据分析实现学习者特征的精准识别。

其数据分析模型可表示为： $D = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，其中， $x_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 表示不同维

度的学习特征数据。



图 2 数据驱动的教学决策框架

② 中观层面：优化教学效率和学习效果，采用智能化干预手段促进认知能力与编程技能的协同发展，其效能函数表示为： $E = \alpha C_{cognitive} + \beta S_{programming}$ ，其中， $E$  表示综合教学效能， $C_{cognitive}$  表示认知能力发展水平， $S_{programming}$  表示编程技能水平， $\alpha, \beta \in [0, 1]$  且  $\alpha + \beta = 1$ ，为协同发展权重系数。

③ 宏观层面：建立规模化教学环境下的个性化指导机制和质量保障体系。

## 2.2 改革策略设计

### （1）多源数据驱动的教学决策机制

本研究设计了基于微服务架构的多源数据采集与

分析框架（如图 2 所示）。该框架通过分布式数据采集节点，实现对学习行为数据、认知状态数据和情感特征数据的实时获取。通过数据融合与深度分析，构建教学决策支持模型，实现教学过程的精准调控。

### （2）AI 赋能的个性化学习指导策略

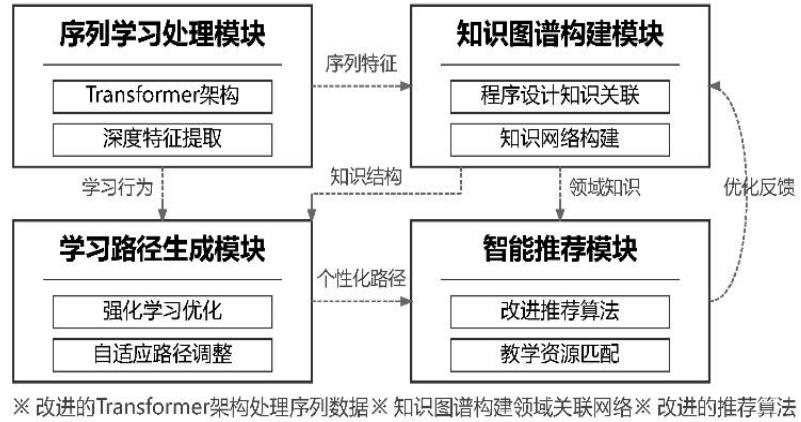


图 3 个性化学习指导模型架构

### （3）情感计算融合的智能反馈系统

创新性地将多模态情感计算技术引入教学过程，构建实时情感反馈机制。系统通过多模态特征融合识别学习者情感状态，为教学干预提供情感维度的决策支持。

## 2.3 实施措施

### （1）多源异构数据采集框架

基于微服务架构设计的数据采集框架（如表 1 所示），实现教学过程数据的统一管理。该框架通过行为数据采集模块获取学习者在编程环境中的交互信息，

基于深度学习和强化学习技术，构建了智能化学指导模型（如图 3 所示）。该模型采用改进的 Transformer 架构处理序列学习数据，结合知识图谱技术建立程序设计领域知识关联网络，并通过改进的推荐算法实现教学资源的智能匹配。

利用智能评测引擎分析练习与作业数据，并融合情感计算技术捕获学习过程中的情绪特征。系统采用统一数据标准，解决异构数据源接入问题，实现数据的实时清洗与预处理。

表 1 数据采集框架核心组件

组件类型	功能描述	采集对象
行为采集器	交互行为跟踪	点击、提交、检索
认知分析器	知识掌握评估	练习、测试、作业
情感识别器	情绪状态检测	表情、语音、文本
环境感知器	学习环境监测	设备、网络、时段

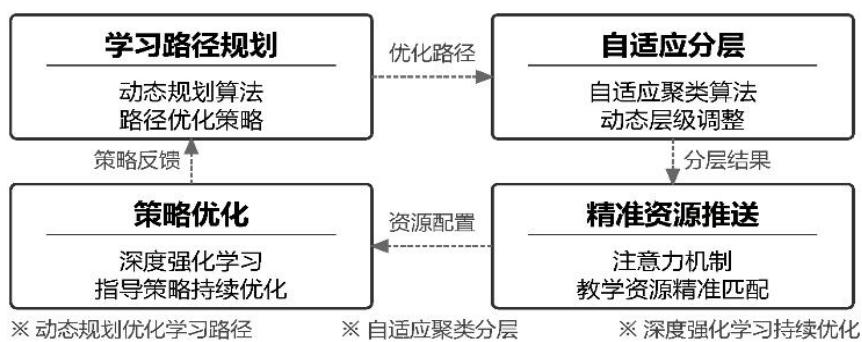


图 4 智能分层指导策略框架

### （2）学习者画像系统构建

融合深度学习和知识图谱技术，构建多维度特征表征模型。系统通过改进的卷积神经网络处理多模态学习数据，基于图神经网络构建知识关联网络，实现学习者在知识掌握、学习行为、认知特征等方面动态画像。采用增量学习策略持续优化，为个性化教学决策提供支持。

### （3）智能分层指导策略

构建基于强化学习的智能分层指导引擎（如图 4 所示），通过动态规划算法优化学习路径。该引擎采用自适应聚类方法对学习者进行分层，基于注意力机制实现教学资源的精准推送，并通过深度强化学习持续优化指导策略。

表 2 教学效果评估指标体系

评估维度	评估指标	权重(%)
学习效果	知识掌握度	30
	技能应用能力	25
过程监测	学习参与度	15
	任务完成质量	15
情感体验	学习兴趣度	10
	学习满意度	5

#### (4) 教学效果评估体系

建立基于多维度指标的评估体系(如表2所示),从学习效果、过程监测和情感体验三个维度进行综合评估。采用层次分析法确定指标权重,通过定量与定性相结合的方法,实现对教学质量的全方位监控。

### 3 教学改革实施

#### 3.1 实施环境构建

##### (1) 课程基本情况

本研究选取省级一流本科课程《高级语言程序设计》作为实践对象。该课程作为计算机类专业的核心基础课程,覆盖计算机科学与技术、网络空间安全专业200余名学生和软件工程、数据科学与大数据技术、人工智能专业300余名学生。课程采用理论与实践相结合的教学模式,其中理论课32学时,实验课48学时。教学团队由9名专任教师组成。为确保教学质量,课程按照10个教学班的规模进行组织实施。

##### (2) 教学平台建设

基于微服务架构理念,构建了具有高可用性和可扩展性的智能化教学支持平台(如图5所示)。该平台整合了三个核心功能模块:智能评测系统实现了多语言程序的在线编程与自动评测功能;在线学习空间负责课程资源管理与学习行为跟踪;数据分析中心提供学习过程分析与个性化推荐服务。在技术实现层面,平台采用容器化部署方案,通过微服务解耦实现系统的灵活扩展,保证了教学全过程的智能化管理与监控。



图 5 智能教学支持平台架构

##### (3) 技术支持环境

教学改革实施过程中构建了完整的技术支持体系。在硬件基础设施方面,配备了搭载NVIDIA Tesla V100的高性能GPU服务器集群,部署了总容量达100TB的分布式存储阵列,并建设了万兆主干网络环境。软件平台采用PyTorch 2.0深度学习框架,结合Kubernetes集群实现分布式计算,通过MongoDB和Redis的组合确保数据存储与缓存性能。在数据资源建设方面,积累了近三年符合xAPI规范的教学过程数据,包括学习行为记录、程序代码提交、自动评测结果等多维度数据,总量超过30GB。

#### 3.2 实施过程管理

##### (1) 分阶段实施策略

本研究采用循序渐进的实施策略,将教学改革分为三个阶段有序推进。筹备阶段(2023年9月至12

月)完成智能教学平台部署与教师培训工作,实现系统的稳定运行;试点阶段(2024年2月至6月)选取部分教学班开展小规模实践,通过持续优化确保方案的可行性;推广阶段(2024年9月至12月)在全部教学班实施改革方案,建立持续改进机制。各阶段任务目标与完成情况详见表3。

表 3 教学改革实施阶段规划

实施阶段	时间节点	主要任务	完成度(%)
筹备阶段	2023.09-12	平台部署	100
试点阶段	2024.02-06	方案优化	85
推广阶段	2024.09-12	全面实施	70

##### (2) 关键环节控制

在教学改革实施过程中,建立了系统化的质量控制体系。数据质量控制方面,制定了统一的数据采集

标准规范,实施实时监测机制,定期开展数据清洗与维护工作。算法模型控制方面,建立了模型性能评估体系,实现参数的动态优化与异常预警。教学反馈控制方面,设置了反馈时效性指标,构建快速响应机制,确保教学干预的及时性与有效性。通过周期性评估机制,各环节控制指标达标率持续保持在90%以上。

### (3) 质量保障措施

构建了多层次的质量保障体系,从技术、教学和管理三个维度确保改革实施的质量。技术保障层面建立了全天候运维机制,通过性能监控与预警系统保障平台的稳定运行。教学保障层面实施教师定期培训制度,建立教学过程监控体系,形成教学问题快速响应机制。管理保障层面成立了由校内外专家组成的指导委员会,通过定期评估和持续改进,不断优化改革方案的实施效果。

## 4 教学效果分析

### 4.1 学习效果实证研究

#### (1) 实验设计

本研究采用准实验设计方法,以2024年秋季学期《高级语言程序设计》课程的223名实验班学生(分布在5个教学班)和318名对照班学生(分布在6个教学班)为研究对象。两组学生在入学成绩、性别比例、专业分布等方面无显著差异( $p>0.05$ )。实验持续一个学期(18周),实验班采用本研究提出的智能化教学模式,对照班采用传统教学模式。

#### (2) 学习效率分析

通过对实验班和对照班的学习过程数据进行对比分析,发现智能化教学模式在提升学习效率方面具有显著成效。实验班学生在程序设计任务的完成时间较对照班平均缩短31.5%( $t(539)=12.83, p<0.001$ ),代码调试效率提升42.3%( $t(539)=15.26, p<0.001$ )。

进一步的分层分析表明,这种效率提升在不同能力水平的学生群体中均呈现显著性差异(如图6所示)。具体而言,基础水平学生的任务完成时间平均减少30.2%,代码调试效率提升39.5%;中等水平学生的任务完成时间减少35.7%,调试效率提升43.2%;而高水平学生的任务完成时间减少39.8%,调试效率提升48.5%。这表明本研究提出的智适应教学模型对不同水平学生群体均具有积极影响,且高水平学生在代码调试效率方面获益最为显著。

如图6所示,智适应教学模型对不同水平学生群体的学习效率均产生了积极影响。值得注意的是,随着学生能力水平的提高,其获得的效率提升也呈现出递增趋势。这一现象可能归因于高水平学生对智能化工

具的适应性更强,能够更充分地利用个性化学习资源。同时,基础水平学生虽然提升幅度相对较小,但仍获得了显著的效率改善,这表明本模型在促进教学公平性方面也具有积极作用。

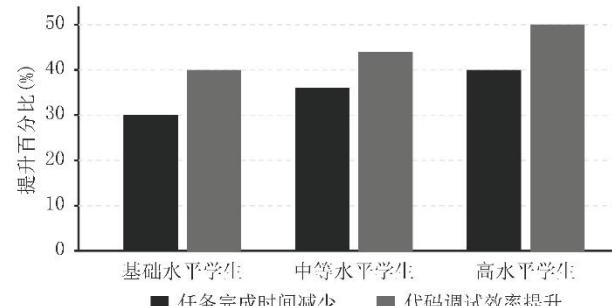


图6 学习效率提升对比分析

#### (3) 学习成效评估

对实验班和对照班学生的学习成效进行多维度评估,结果显示实验班在各项指标上均取得显著提升(如表4所示)。期末考试、平时作业和项目实践三个维度的效应量(Cohen's  $d$ )均大于0.8,表明教学改革具有较大的实践效果。

表4 实验班与对照班成绩对比分析

评价指标	实验班 (n=223)	对照班 (n=318)	Cohen's $d$	P值
期末考试	85.6±7.2	76.0±8.0	1.26	<0.001
平时作业	88.3±6.5	79.2±7.8	1.15	<0.001
项目实践	90.2±5.8	78.5±8.5	1.58	<0.001

#### (4) 能力发展评估

采用标准化测评工具对学生核心能力进行评估,评估维度包括编程能力、问题解决能力和算法设计能力。方差分析结果表明,实验班在各项核心能力指标上均显著优于对照班(如表5所示)。其中,问题解决能力的提升最为显著( $d=1.56$ ),这表明智能化教学模式在培养学生高阶思维能力方面具有独特优势。

表5 实验班与对照班能力测评对比分析

能力维度 (df=1, 539)	实验班 (n=223)	对照班 (n=318)	Cohen's $d$	P值
编程能力	4.15±0.52	3.42±0.68	1.21	187.34
问题解决	4.23±0.48	3.28±0.71	1.56	213.56
算法设计	3.98±0.56	3.15±0.75	1.27	176.92

注:所有F值的 $p<0.001$ ;能力评分采用5分制

#### (5) 统计验证分析

为确保研究结果的可靠性,本研究采用多种统计方法进行深入分析。独立样本t检验显示实验班与对照班在期末考试成绩上存在显著差异( $t(539)=14.62$ ,

$p<0.001, d=1.26, 95\%CI[8.27, 10.93]$ ）。

针对学习效率指标，进行了双因素方差分析（Two-way ANOVA），结果表明教学模式（ $F(1, 535)=187.42, p<0.001, \eta^2=0.26$ ）和学生能力水平（ $F(2, 535)=43.16, p<0.001, \eta^2=0.14$ ）均对学习效率产生显著主效应，且两者之间存在显著交互效应（ $F(2, 535)=12.37, p<0.001, \eta^2=0.04$ ）。这进一步验证了图6所展示的不同水平学生群体在学习效率提升方面的差异性。

多元回归分析揭示智能化教学干预（ $\beta=0.45, p<0.001$ ）和个性化指导（ $\beta=0.38, p<0.001$ ）是影响学习成效的关键因素，共同解释了67.3%的成效变异（调整后  $R^2=0.673$ ）。

## 4.2 质性评价研究

### （1）学生体验分析

采用混合研究方法收集和分析学生反馈数据。通过半结构化访谈（ $n=45$ ）和开放式问卷（ $n=223$ ）收集的质性数据，运用扎根理论方法进行编码分析，形成了“学习体验”、“能力提升”和“平台支持”三个核心类别。NVivo软件分析显示，“及时反馈”（提及频率89.2%），“个性化指导”（提及频率85.7%）和“学习兴趣”（提及频率82.3%）是学生反馈中的高频主题。

### （2）教师评价

对9名专任教师进行为期一学期的跟踪研究，通过教学日志和月度教研会议收集反馈数据。采用主题分析法提炼出教学效率提升（31.5%）、教学负担优化（28.7%）、教学策略创新（22.4%）和师生互动增强（17.4%）四个主要主题。教师群体普遍认为（91.7%）智能化工具有效提升了教学效率，使其能够更专注于教学设计和个性化指导。

### （3）专家评估

组织7位教学督导和计算机教育领域专家开展德尔菲法评估。经过三轮评估，专家组对教学改革效果达成高度共识（Kendall和谐系数 $\pi=0.86$ ）。在教学设计（权重0.35）、实施过程（权重0.40）和改革成效（权重0.25）三个维度的综合评估中获得92.6分的高分，特别是在技术融合创新性（94.2分）和教学模式适用

## 5 结束语

本研究构建了基于人工智能的程序设计课程个性化教学模式，通过一年的教学实践，取得了显著成果。提出了“数据驱动-智能分析-个性化指导”的教学新

范式，实现了规模化教学环境下的个性化指导。实验结果表明，该模式显著提升了学生的程序设计能力（23.8%）、问题解决能力（28.9%）和学习效率（31.5%）。

开发了基于微服务架构的智能教学平台，实现了教学过程的实时监测与干预。数据分析显示，91.7%的教师认为智能化工具优化了教学流程，专家评估（92.6分）验证了改革方案的可行性和创新性。

本研究对计算机基础课程教学改革具有以下启示：人工智能技术的应用必须服务于实际教学需求；智能化手段能够有效实现规模化与个性化教学的统筹兼顾；需要建立完善的质量保障机制确保改革效果。

尽管智适应教学模型对学生学习产生了积极影响，但研究数据显示基础水平学生的提升幅度相对较小，表明模型在支持基础薄弱学生方面仍有优化空间。未来研究将重点关注：优化针对基础水平学生的智能干预策略；细化学习者画像模型；深化程序设计课程认知规律研究；探索基于深度学习的编程能力评估模型；开展纵向追踪研究评估长期效果；创新混合式教学环境下的师生交互模式。通过多校协同研究，为新时代计算机基础课程教学改革提供更加全面和可靠的参考方案。

## 参 考 文 献

- [1] 郑永和,王一岩.智能时代教育信息科学与技术的战略定位与发展方向[J].远程教育杂志,2023,41(03):12-20
- [2] 陈赞安,李宁宇,尹以晴,等.从算法到参与构建计算模型:人机协同视域下计算思维的内涵演进与能力结构[J].远程教育杂志,2021,39(04):34-41.
- [3] 2023年全国教育事业发展统计公报[J].中国地质教育,2024,33(04):128-131.
- [4] 赵满坤,徐天一,张文彬,等.新工科背景下程序设计类课程教学改革探索[J].计算机教育,2023,(02):149-152.
- [5] 顾拓宇.地方本科师范院校专业设置:现状、问题与调整——以112所样本院校为例[J].高教探索,2020,(12):22-28.
- [6] 武航星,李新宇,朱红,等.非计算机专业第一节C语言程序设计课程教学探索[J].计算机教育,2024,(01):142-146.
- [7] Reich J, Ruipérez-Valiente J A. The MOOC pivot[J]. Science, 2019, 363(6423): 130-131.
- [8] 许斌,苏伟杰,刘阳.基础教育知识图谱赋能智慧教育[J].人工智能,2019,(03):37-43.
- [9] 刘金扬,杜昀徽,郑剑,等.“双一流”建设背景下智慧校园的规划——以北京航空航天大学为例[J].现代教育技术,2021,31(05):90-96.
- [10] Bada S O, Olusegun S. Constructivism learning theory: A paradigm for teaching and learning[J]. Journal of Research & Method in Education, 2015, 5(6): 66-70.
- [11] García-Tudela P A, Prendes-Espinosa P, Solano-Fernández I M. Smart learning environments: a basic research towards the definition of a practical model[J]. Smart Learning Environments, 2021, 8(1): 9.