

智能决策系统在教学中的作用与思考^{*}

吴耀菲 方娟 李岳桐

鲍芸瑾 王茜^{**}

北京工业大学计算机学院, 北京 100124

北京工业大学计算机学院, 北京 100124

摘要 针对传统教学管理模式教师负担重、管理效率低, 难以满足学生个性化学习需求等问题, 构建了数据驱动的智能教学决策系统。该系统旨在利用人工智能等技术提升教学分析的精准性, 并为师生提供个性化的学习和教学策略建议。本文探讨了该系统在方法设计和实际应用中面临的挑战, 并提出了相应的解决措施, 包括数据清洗方法和多模态数据融合的用户画像构建方法等。此外, 在某高校计算机专业课程上的实践表明该系统可提升教学质量和效率。

关键字 智能决策, 数据驱动, 教学建议, 个性化学习

The Role and Considerations of Intelligent Decision Systems in Teaching^{*}

Yaofei Wu Juan Fang Yuetong Li

Yunjin Bao Qian Wang^{**}

School of Computer Science,
Beijing University of Technology,
Beijing 100124, China;

School of Computer Science,
Beijing University of Technology
Beijing 100124, China

Abstract—To address the problems of heavy teacher workload, low management efficiency, and difficulty in meeting students' personalized learning needs in traditional teaching management models, a data-driven intelligent teaching decision system is constructed. This system aims to improve the accuracy of teaching analysis and provide personalized learning and teaching strategy suggestions for teachers and students by utilizing technologies such as artificial intelligence and big data. This paper discusses the challenges faced by the system in method design and practical application, and proposes corresponding solutions, including a model distillation-based data cleaning method and a multi-modal data fusion-based user profile construction method. Furthermore, the application of this system in a computer science course at a university demonstrates that it can achieve precise teaching and intelligent management, thereby improving teaching quality and efficiency.

Keywords—Intelligent decision, Data-driven, Teaching suggestion, Personalized learning

1 引言

随着大数据、人工智能等智能技术的飞速发展, 教育领域正经历着前所未有的变革。教育目标从传统的知识技能培养转变为创新能力、批判性思维、复杂问题解决能力等综合能力的培养, 教学方式从教师中心转向以学习者为中心, 教学模式从固定线下课堂转向线上线下融合。

传统的教学管理模式依赖于教师的主观经验和直觉进行教学决策, 难以满足学生个性化学习的需求, 且往往面临教师负担重、管理效率低等问题。智能技术的兴起为教育评价管理创新提供了新动能^[1]。通过收集和分析教与学全过程数据, 能够为学生提供实时反馈和及时识别潜在问题, 为教师提供科学、客观的教学决策支持。

当前, 国内现有研究对AI赋能^[2-6]的教学与决策集中在自动化教学工具、智能化评估和反馈等方面。在自动化教学工具方面, AI辅助工具能够自动化生成课堂内容、评测试卷、批改作业等, 极大地节省了教师的时间, 使其可以把更多精力放在教学设计和互动上。在智能化评估和反馈方面, AI能够自动评估学生的作业和考试, 分析学生的学习进度和薄弱环节, 为教师提供精准的教学反馈。例如, 清华大学启动人工智能赋能教学^[7]的试点计划, 使用多模态大模型GLM^[8]作为技术基座, 服务教师教学与学生学习, 该计划通过AI助教系统提供24小时个性化学习支持、智能评估和反馈, 显著优于真人助教。华中师范大学构建“小雅”智能教学平台^[9], 形成了数据驱动的备、教、学、测、评、督、管服务体系, 实现了教学理论具象化、教学设计标准化、教学行为数据化、教师评价精准化。国外研究主要关注将机器学习、逻辑推理、自然语言理解等人工智能技术嵌入各类教学、学习、决策等工具、系统平台中, 支持构建体验式学习情境、规范学习行为、评估学业水平和能力结构、制定个性化学习

***基金资助:** 本文得到国家级大学生创新创业训练计划项目编号 GJDC-2025-01036。

****通讯作者:** 王茜 wangqian2020@bjut.edu.com。

路径和内容等研究。

综上所述,当前针对智能教学决策系统的研究国内外均在积极探索和实践,相关研究成果为开发人工智能教学产品、理解学习的本质、探索教学规律等提供了方法指导和可供借鉴的研究范式,但仍然存在分析维度单一,对于学生认知特征和教师教学规律挖掘不够,系统智能化水平不高问题。本文构建AI赋能的数据驱动智能教学决策系统旨在将人工智能和大数据等智能技术与教学全过程深度融合,提升教学分析的精准性,并给予教师教学建议。此外,我们将智能教学决策系统在某高校计算机专业《C语言程序设计》

课堂上进行实践,利用真实课堂数据分析教学并给予教师教学建议,实现精准化教学与智能化管理,提升教学质量和效率。

2 智能决策系统在教学中的应用

我们将获取的多模态数据(例如行为日志、视频记录等),通过特征工程的方法提取有价值的信息,分别为学生和教师分别构建行为画像。基于这些画像,我们生成针对性的学习和教学建议,帮助学生优化学习路径,也为教师提供改进课堂教学的参考,设计方案如图1所示。

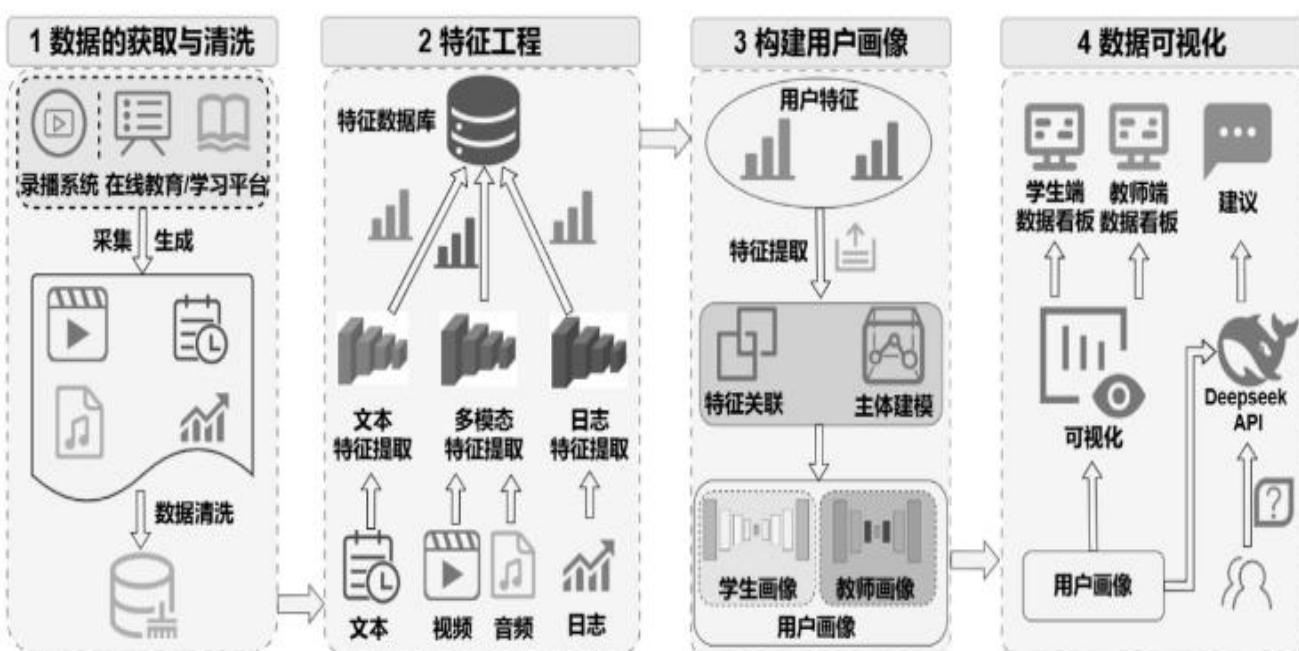


图 1 数据驱动的智能决策系统设计流程

2.1 数据预处理

数据预处理的主要目的是对获取的数据进行初步的清洗,比如处理缺失值和异常值等,我们针对不同的数据类型设计详细的预处理流程。对于日志与业务数据,构建数据过滤模块移除重复、缺失、异常的日志记录,并将学生或老师的行为序列按照一定的时间间隔或活动停顿划分为独立的会话;对于视频或音频数据,将视频文件解码成图像帧序列,使用基于内容变化或时间间隔的方式提取视频中的关键帧,减少计算量,提升数据处理速度;使用预训练的卷积神经网络模型(例如ResNet、VGG、EfficientNet)提取图像帧的深度特征向量,对于视频的时序信息,使用Transformer模型来建模帧序列之间的关系。预处理后的数据作为特征工程模块的输入。

2.2 特征工程

特征工程的目的是从清洗后的多模态数据(如文

本、视频、音频等)中提取有用的信息,为学生和教师的画像建模提供输入。对于行为日志数据,使用pandas工具统计学习时长、作业完成率、课程参与度等特征;对于文本数据使用NLP工具提取关键词或分析学生情感;对于视频数据,使用深度学习模型分析,提取教师的动作频率、课堂互动等特征。

提取的特征需进一步优化,例如,相关性分析筛选重要的特征;使用主成分分析降维来减少不必要的

信息;数值型特征进行标准化处理,保证所有特征的范围相似,避免影响模型分析的准确性;时间序列数据,比如学习日志等,通过提取新增趋势或平均值,捕捉动态变化。

最后将处理好的特征存为CSV文件或者保存到数据库中,得到高质量的特征,支持用户画像的建模工作。

2.3 用户画像

根据特征工程提取的学生和教师特征数据库，构建学生和教师画像。学生画像包括学习时长、作业完成率、课程参与度、学科兴趣和薄弱环节、成绩趋势等。教师画像包括课堂提问次数、备课时间分配、上传教学资源频率、课堂情绪和氛围、学生满意度及反馈等，如图 2 所示。

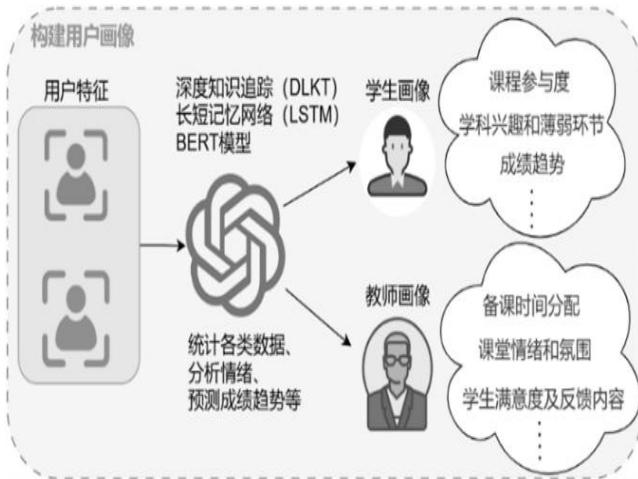


图 2 用户画像构建流程

具体而言，对于学生画像，基于 DLKT 模型模拟学生知识掌握状态随时间演化的过程，通过分析学生的练习记录，追踪其在每个知识点上的掌握程度，从而更准确地判断学生的薄弱环节和知识优势。此外，分析学生学习过程中的文本数据，提取其情绪特征，揭示学生在不同学习阶段的情感状态；分析学生的在线学习行为序列，揭示其课程参与度的变化趋势，识别高参与度和低参与度的学习阶段；学习学生的历史成绩序列，预测其未来的成绩走势。最后，整合分析结果，构建出包含情感标签、参与度标签、兴趣标签、-用户类型：学生/教师。

- 学习/教学行为数据：
- 平均每天在线学习时长：{学习时长} 小时
- 作业完成率：{完成率}%
- 课堂参与率：{参与率}%
- 成绩趋势：最近三次考试分别是{成绩1} {成绩2} {成绩3}
- 学科偏好：对{学科}感兴趣，对{学科}有困难
- 特殊情况：用户在最近的反馈中提到{特殊情况}，例如“觉得时间不够用”

薄弱环节标签和学业预测标签等多维度的学生画像，为个性化学习推荐、学业预警与干预、情感关怀以及教学策略优化提供有力的数据支撑。

对于教师画像，利用人脸识别和表情分析算法，识别教师在课堂上的情绪状态，并分析语音语调、语速以及学生的互动行为，评估课堂的活跃度和互动性。此外，利用自然语言处理技术，深入分析学生对教师的满意度调查数据以及反馈的文本内容，提取学生反馈中的关键主题和情感倾向，了解学生对教师教学特

点和教学效果的真实评价。最终，我们将构建出包含备课习惯标签、课堂情绪标签、课堂氛围标签、学生评价标签和反馈主题标签等多维度的教师画像，为教师的教学质量评估以及教学方式方法的改进提供更客观、全面的数据依据。

2.4 智能助手创建

根据用户画像分析结果，利用 DeepSeek 或 GPT 等大语言模型，设计用户提示词模板和用户提问示例，生成学生学习和教师教学策略建议。提示词模版表 1 所示。

表 1 提示词模版

提示词模版	内容
个性化学习与教学建议 A	<p>你是一名教育领域的AI助手，擅长根据用户提供的数据给出个性化的学习或教学建议。 以下是用户的信息：</p>
个性化学习与教学建议 B	<p>你是一名教育领域的AI助手，擅长分析课堂教学数据，并为教师提供改进建议。 以下是教师的教学信息：</p> <ul style="list-style-type: none"> -备课时间分布：{备课时间分布，如“每天2小时”} -课堂互动频率：平均每节课{互动次数}次提问 -资源上传情况：每周上传{资源数量}个教学资料 -学生反馈：大部分学生认为{学生反馈，例如“课堂有点难跟上”} -特殊情况：课堂气氛通常{描述，如“较沉闷”} <p>基于以上数据，为这位教师提供教学优化建议。</p>
用户提问示例	<p>//学生 以下是学生的提问： 学生的具体问题，例如，“如何提高数学成绩？”</p> <p>//教师 以下是教师的提问： 教师的具体问题，例如，“如何增加课堂互动？”</p>

2.5 可视化智能教学决策平台

搭建可视化智能教学决策平台，学生和教师可与平台实现反馈交互操作，获得学习与教学策略建议。我们分别设计学生和教师看板界面，以及用户提问和提示词模板。教师看板的数据来源包括日志与业务数据与教师的课堂录像数据，并增加基于大预言模型的问答模块，主要展示教师教学中授课开启、发布课程以及小组任务、课堂互动分布、授课工具统计、以及学生参与讨论、语言语气反馈、语义情感分析情况等，如图 3 所示。

教师画板

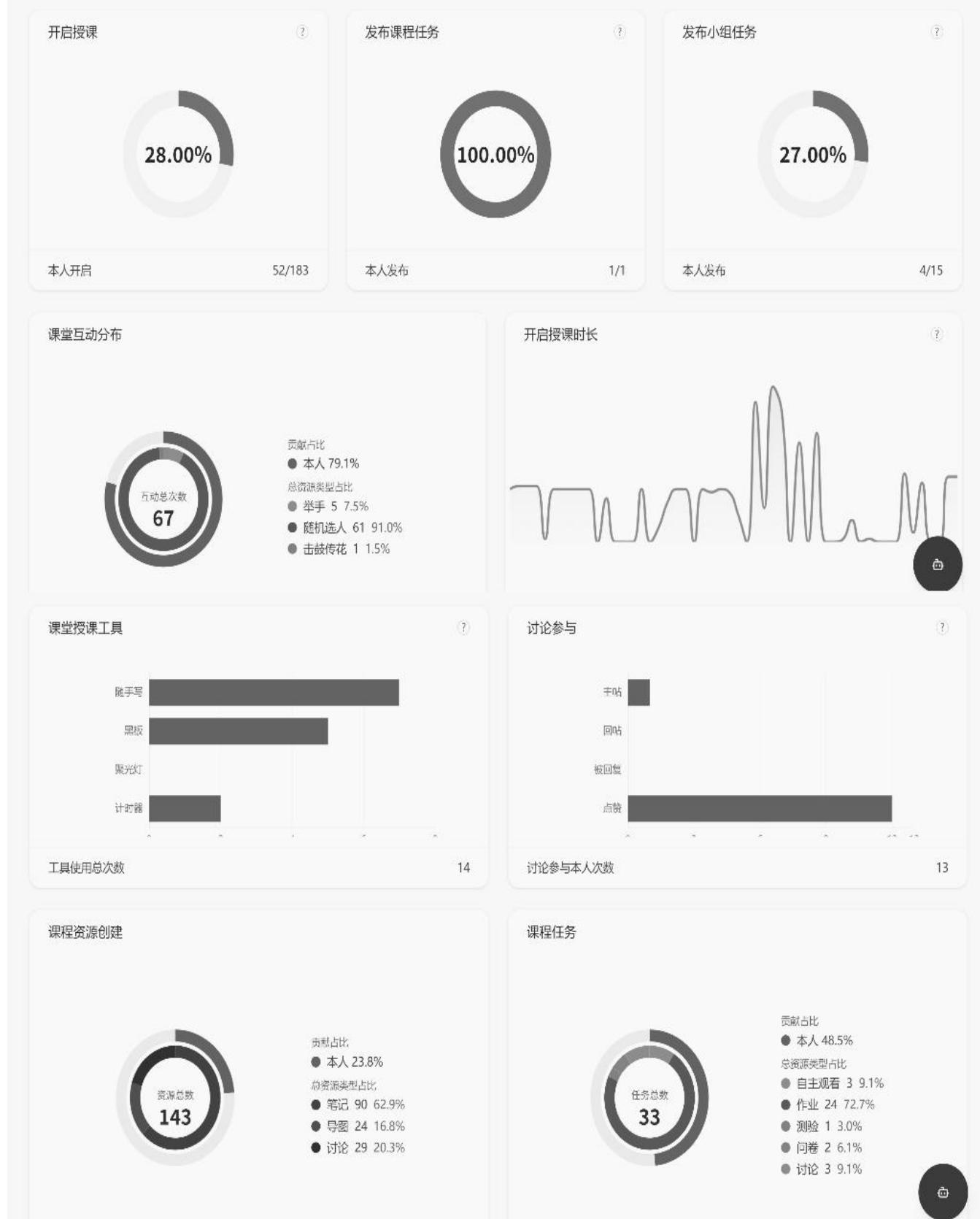


图 3 教师看板功能与界面



图 4 学生看板功能与界面

学生看板的数据来源主要包括日志与业务数据与课后论坛讨论数据，主要展示学生学习过程中的主要情况以及核心数据，包括任务完成度、签到、课堂互动参与次数、学习时长、进入课堂时长、任务完成度、课堂互动参与度、讨论参与度、小组任务完成情况、小组资源贡献情况等，并增加 LLM 问答模块，详细设计如图 4 所示。

3 智能决策系统在计算机专业课程上的应用

为了验证智能决策系统的有效性，我们在某高校计算机专业《C 语言程序设计》课堂上进行实践。我们获取了某课堂 2023 年春季学期全部数据，包括课堂教学音视频数据、作业任务，学习时长，论坛讨论等日志与业务数据。利用设计的基于模型蒸馏的数据清洗方法、缺失值插入方法、异常值处理方法对数据进行清洗，提高数据质量，并生成行为日志数据（表 2 所示），并对学生和教师的课堂教学内容进行解析。

我们分别统计了教师课堂提问次数占比，以及课堂提问时间占比（如表 3 所示）。我们发现教师在课堂提问中，知识性提问和理解性提问占据了主导地位，分别占总提问次数的 33.9% 和 26.8%。这表明教师的提问重点在于核实学生对基础知识的掌握和对概念的理解。

对学生平淡的表扬也占有较高的比例，为 14.9%，可见教师在课堂中比较注重给予学生积极反馈。然而，分析性提问的比例非常低，仅为 0.8%，评价性提问和应用性提问的比例也相对较低，均为 8.7%，这意味着教师在引导学生进行更深层次的思考、知识运用和批判性评价方面有所欠缺。对学生的批评占比为 4.7%，管理语句占比为 1.6%，这两者比例较低，反映了课堂秩序相对良好，教师较少需要直接批评或管理。

此外，结合各类提问及表扬批评所占用的总时间来看，知识性提问和理解性提问不仅次数多，所花费的总时间也较长，分别为 300 秒和 240 秒，进一步印证了这两类提问在课堂中的重要性。值得注意的是，虽然对学生平淡的表扬次数较多（10 次），但总耗时也达到了 120 秒，这提示我们需要关注表扬的有效性和及时性。相比之下，分析性提问虽然只出现了一次，却花费了 10 秒，这可能是因为这类问题需要学生进行更深入的思考和表达。应用性提问和评价性提问虽然次数不多，但每次提问所花费的时间相对较长，分别为 16 秒和 20 秒，这可能表明这类问题需要学生进行一定的思考和组织。

综合上述分析，该教师的课堂提问以知识性和理解性为主，并在课堂中给予学生较多平淡的表扬。但在培养学生高阶思维能力，如分析、应用和评价方面，如何更有效地促进学生发展，需要进一步探索和改进。针对该问题，从以下几个方面给老师一些教学建议：

增加高阶思维提问，培养深度学习能力。可以有意识地设计分析性提问，尝试在教学中融入更多需要学生进行比较、分类、推理、概括等分析性思维的问题，例如：“这两个概念之间有什么联系和区别？”、“导致这种现象的原因可能有哪些？”。可以逐步引导学生从描述性回答转向更深层次的分析。拓展应用性提问的广度和深度，通过设计更多与实际生活或学科知识应用相关的开放性问题，鼓励学生运用所学知识解决问题，例如：“在实际生活中，我们如何运用今天学习的原理？”、“如果让你用今天学到的知识设计一个方案，你会怎么做？”。此外，还需要重视评价性提问的引导，鼓励学生对信息、观点或方法进行批判性思考和评价，例如：“你认为这种观点的优点和不足是什么？”、“你对这个实验结果的可靠性有什么看法？”。可引导学生从不同角度进行评价，并说明理由。

表 2 教师部分行为日志

角色（发生时间）	行为
教师 (00:00:00~00:00:07)	那么，我们前面也提到过好多次指针这件事，今天又开始讨论指针。
教师 (00:00:07~00:00:19)	那么，后面我们几个章节都基本上与这个指针有关，比如逐串操作指针、数据处理以及指针相关的高级内容。
教师 (00:00:19~00:00:26)	还有结构、结构体、文件等话题，都将围绕指针进行深入探讨。
教师 (00:00:28~00:00:37)	因为这一次，我们成为客户，所以到时候如果没有时间的话，我们就要退学。 [对学生的批评]
教师 (00:00:37~00:00:48)	那么，只针对这一章节，我们学的内容，包括我们在“小雅”上面的任务单也给大家留下了，大家可以去看了看，需要去掌握的内容包括哪些。

优化表扬方式，提高激励效果。区分针对学生努力、过程、结果等不同方面的表扬，使表扬更具针对性。提高表扬的质量和具体性，避免过于笼统的表扬，尝试更具体地指出学生做得好的地方，例如：“你刚才的回答思路非常清晰，能够准确地运用我们学过的公式。”或者“我注意到你在这个环节非常积极地思考，并提出了很有价值的看法。”除了口头表扬，还可以尝试运用书面评价、小组合作加分、展示学生优秀作品等多种方式来激励学生。

表 3 课堂提问次数及时间占比

类别	频次	频次占比(%)	总时间(秒)
分析性提问	1	0.8	10
对学生平淡的表扬	19	14.9	120
对学生的批评	6	4.6	60
知识性提问	43	33.9	300
理解性提问	34	26.8	240
应用性提问	11	8.7	80
评价性提问	11	8.7	60
管理语句	2	1.6	60

平衡各类提问的比例，促进全面发展。在不同教学环节调整提问类型，例如，在导入环节可以多用知识性提问唤醒学生已有知识，在新知讲解环节可以侧重理解性提问帮助学生构建知识体系，在巩固练习环节可以增加应用性提问，在拓展延伸环节可以多设计分析性和评价性提问。关注不同层次学生的需求，设计不同难度和类型的提问，确保每个学生都有参与思考和回答的机会。可以采用分层提问的方式，满足不同学生的学习需求。

思考提问的有效性，提升课堂互动质量。提出问题后，给予学生适当的思考时间，避免过快地叫学生回答或直接给出答案。鼓励学生进行同伴互助和讨论，尝试小组讨论等形式，让学生在交流中碰撞思维，加深理解。认真倾听学生的回答，及时给予肯定或引导性的反馈，即使学生的回答不完全正确，也要鼓励其思考过程。

4 挑战和措施

在智能教学决策系统的设计阶段，从教学相关多模态数据的清洗、用户画像的构建、基于画像的学习路径与教学策略推荐三个部分均面临了诸多技术挑战。首先，智能教学决策严重依赖高质量的教学数据，而实际教学数据往往存在噪声、缺失、不一致以及各种潜在的偏差（例如，不同教师的评分标准不一致，

学生作答的随意性等）。如果模型训练数据本身存在偏差，那么决策系统可能会产生不公平或不准确的建议。其次，智能教学涉及多模态类数据，如图文、音视频、交互记录等。如何有效地融合这些数据，提取更全面的信息，并用于决策支持，是一个复杂的技术挑战；此外，不同模态的数据格式、语义和时间序列特性各不相同，融合方法的设计需要深入的领域知识等。最后，不同教师的教学方式方法复杂多样、学生的学习需求和状态也是动态变化的，如何设计能够捕捉和适应这种动态性的决策系统是一个挑战。针对上述挑战，我们分别设计了基于模型蒸馏的数据清洗方法，为学生和教师的画像精准构建提供可靠坚实的数据基础；设计基于多模态数据融合的用户画像构建方法。整合师生行为数据、教学过程数据、学习成果数据等多源异构数据，通过深度学习算法实现对数据的统一处理和分析，通过多模态数据挖掘、大语言模型嵌入，实现对教育教学过程中各类信息的全面感知，为教学决策提供有力支持；搭建一套通用可扩展的教学决策系统。基于用户画像自动预测教学效果，提供学生学习和教学策略，有助于提前预防教学问题，实现精准化教学与智能化管理，提高教育教学水平。

智能教学决策系统在实际教学应用中也会面临诸多挑战，例如，如何将智能教学决策系统无缝地融入现有的教学流程和工具中，避免增加教师的额外负担；该系统涉及大量的学生数据，如何保障学生的隐私安全，避免数据滥用和歧视性决策；如何科学地评估智能教学决策系统的实际效果，并根据评估结果进行持续改进。针对上述挑战，我们分别设计了解决举措。使用方面，设计直观、易用的用户界面，使教师能够方便地访问和理解系统提供的建议，同时减少操作步骤，提高使用效率。用户隐私保护方面，在数据的处理过程中加入差分隐私、联邦学习等多种隐私保护技术，并且对数据的使用进行透明化说明，获得必要的授权，最大限度保障用户隐私。效果评估方面，通过学生老师相互评分等方法，评估智能教学决策系统对学生学习效果、教师教学行为等方面的影响。根据评估结果，不断优化系统功能和算法。

综上所述，智能教学决策系统在教学中的应用潜力巨大，但也面临着方法设计和应用层面的诸多挑战。通过深入研究可有效应对这些挑战，发挥智能技术在教育领域的积极作用，提升教学质量和效率。

5 结束语

未来，我们会继续研究智能决策系统，旨在为学生提供个性化的学习、为老师提供针对性的教学建议，最大限度的提升教学质量和效率，并期待智能决策系统能在更多教育实践中应用与推广。

参考文献

- [1] 蒋宗礼,谢欣彤. 基于随机游走和GAN的异质信息网络表征方法[J]. 计算机与数字工程, 2023, 51(05): 1101-1107.
- [2] 苏小红,苗启广,陈文字. 基于AI赋能和产教融合提升程序设计能力的个性教学模式[J]. 中国大学教学, 2023, (06): 4-9.
- [3] 徐勇,文杰,蒋宗礼. 模式识别课程多层次知识表达设计与配套教材建设[J]. 计算机教育, 2021, (09): 191-194.
- [4] 程金凤,蒋宗礼. 融合情感和常识知识的对话生成模型[J]. 计算机科学, 2025, 52(01): 307-314.
- [5] 张瑞全. 大数据导向的高校体育智能教学决策系统建设[J]. 宁德师范学院学报(自然科学版), 2021, 33(04): 377-383.
- [6] 杨小凤. 大学新兴智慧教学模式探索[J]. 科技与创新, 2024, (05): 59-61.
- [7] 宋宇,许昌良,穆欣欣. 生成式人工智能赋能的新型课堂教学评价与优化研究[J]. 现代教育技术, 2024, 34(12): 27-36.
- [8] 王磊,时亚文,刘晓丹等. 基于大模型知识追踪的多模态教育知识图谱构建与应用[J]. 电脑知识与技术, 2024, 20(20): 8-10.
- [9] 孙沛铖,詹涵舒,张爱等. 大语言模型驱动的学生评教智能分析法[J]. 计算机教育, 2025, (01): 215-219.