

人工智能在教育领域的个性化学习推荐系统研究

葛诗慧

烟台科技学院 265600

DOI:10.12238/ems.v7i12.16412

[摘要] 本文聚焦于人工智能在教育领域个性化学习推荐系统的应用。通过深入剖析人工智能技术与个性化学习的内在联系,结合实际教学场景案例,探讨此类系统的构建、运行机制及关键技术,细致分析其面临的数据隐私、算法偏见等挑战,并从技术优化与制度监管角度提出针对性解决策略。同时,结合国内外前沿研究成果,本文旨在揭示人工智能驱动的个性化学习推荐系统在提升教育质量、满足学生多样化学习需求方面的潜力与价值,为推动教育信息化与个性化发展提供理论支持与实践参考。

[关键词] 人工智能; 教育领域; 个性化学习; 推荐系统

引言

随着信息技术的飞速发展,人工智能在各领域的应用不断深化,教育领域也迎来了前所未有的变革机遇。近年来,国家相继出台多项政策推动人工智能与教育深度融合,为个性化学习发展提供坚实保障。2022年发布的《新一代人工智能发展规划》明确提出,要构建包含智能学习、交互式学习的新型教育体系,鼓励开发个性化教育产品;《教育信息化2.0行动计划》进一步强调,利用人工智能技术推动教育精准化,实现“一生一策”的学习支持服务。

在政策引导下,传统教育模式下大规模统一教学难以兼顾学生个体差异,导致部分学生学习效果不佳的问题亟待解决^[1]。而个性化学习理念强调根据学生的特点、需求和能力提供定制化学习路径与资源,人工智能技术为实现这一理念提供了有力支撑。个性化学习推荐系统借助人工智能的数据分析、机器学习等能力,能够精准把握学生的学习状态,推送符合其需求的学习内容,有效提升学习效率与质量。因此,研究人工智能在教育领域的个性化学习推荐系统,既是响应国家教育数字化转型战略,也是推动教育创新、促进教育公平的重要实践。

一、人工智能赋能个性化学习推荐系统的理论基础

(一) 个性化学习理论

个性化学习基于多元智能理论和建构主义学习理论,强调学生的个体差异,认为每个学生都有独特的学习风格、兴趣爱好和知识基础。个性化学习致力于为学生量身定制学习计划,满足其特定学习需求,使学生能以自己的节奏和方式构建知识体系,提升学习效果^[2]。

(二) 人工智能技术原理

人工智能涵盖机器学习、深度学习、自然语言处理等多种技术。机器学习算法可对学生学习数据进行分析,挖掘学

生的学习模式与规律;深度学习通过构建多层神经网络,自动从大量数据中提取特征,实现对复杂学习行为的建模;自然语言处理则能理解和处理学生与系统间的文本交互,如分析学生的提问,提供针对性解答与学习资源推荐。这些技术为个性化学习推荐系统提供了强大的技术支撑。

二、个性化学习推荐系统的架构与运行机制

(一) 系统架构

1. 数据收集层

数据收集层作为系统运行的“神经末梢”,采用多渠道数据采集策略构建立体式数据网络。在学习行为数据采集方面,通过埋点技术实时追踪学生在线学习时长、课程章节停留时间、视频观看完成度等行为轨迹;利用智能题库系统自动记录作业提交时间、答题正确率、错题分布等过程性数据^[3]。学习成果数据不仅包含标准化考试成绩,还引入能力评估矩阵,从知识掌握、应用能力、创新思维等维度进行量化分析。个人信息模块采用分层授权机制,在保护隐私的前提下,动态关联学籍系统中的专业背景、入学成绩等信息。兴趣偏好数据采集则创新性地融合自然语言处理技术,通过分析学生在论坛讨论、学习笔记中的关键词,结合浏览历史的资源标签权重,构建动态兴趣图谱。

2. 数据处理与分析层

通过数据清洗组件去除重复记录、修正异常值,采用基于规则的算法与机器学习模型相结合的方式,对缺失数据进行智能填充;特征工程阶段运用主成分分析(PCA)、奇异值分解(SVD)等降维技术,提取高维数据中的核心特征,并通过特征选择算法筛选出对推荐结果影响显著的属性。在机器学习算法应用方面,采用层次聚类与DBSCAN相结合的混合聚类算法,将学生划分为深度探究型、循序渐进型等多个学习风格群体;运用FP-Growth算法挖掘课程章节、知识点之

间的关联规则,例如发现学习“微积分基础”的学生中有大部分后续会学习“线性代数”,为跨学科知识推荐提供依据。

3. 推荐引擎层

推荐引擎层构建了自适应算法调度框架,集成七种主流推荐算法并设置动态权重分配机制。基于内容的推荐算法采用 TF-IDF 与 Word2Vec 相结合的文本特征提取技术,通过余弦相似度计算学习资源与学生兴趣的匹配度;协同过滤算法采用用户-项目评分矩阵,结合 Slope One 与矩阵分解技术,有效解决数据稀疏问题;混合推荐算法引入强化学习模型,通过多臂老虎机算法实时优化算法组合策略。系统还设置 A/B 测试模块,针对不同用户群体进行推荐策略对比实验,确保推荐结果的科学性与有效性。

4. 用户界面层

用户界面采用响应式设计,适配 PC、平板、手机等多终端设备。资源展示模块采用瀑布流布局,结合可视化标签突出资源难度、适用人群等关键信息;学习活动推荐集成日历视图,智能标注项目截止时间、小组讨论日程等重要节点。系统创新性地开发了“智能学习助手”交互组件,通过自然语言处理技术理解学生反馈,例如将“推荐的课程太难”转化为难度等级调整指令。同时建立推荐效果评估体系,从点击率、完成率、收藏率等 12 个维度构建评估指标,为推荐策略优化提供量化依据。

(二) 运行机制

系统构建“感知-决策-反馈-优化”的智能循环体系。在数据感知阶段,采用流式计算框架 Flink 实现数据秒级更新,通过动态时间窗口技术分析学生学习状态变化趋势。当检测到学习效率连续下降 30% 等异常行为时,自动触发深度分析流程。决策阶段引入情境感知技术,结合学习时段、设备类型、知识掌握程度等 20 余个情境因子,通过决策树模型生成动态推荐策略。反馈优化环节建立双循环迭代机制:短期优化通过实时调整推荐算法参数快速响应反馈;长期优化则采用离线训练方式,每 72 小时更新一次学生画像模型,同步优化推荐算法的权重分配策略。系统还设置了智能预警模块,当推荐准确率连续低于阈值时,自动启动算法重新评估与参数调优流程,确保推荐服务的持续精准性。

三、个性化学习推荐系统的关键技术

(一) 机器学习算法

1. 监督学习算法

监督学习通过对标注数据的训练,构建预测模型,在个性化学习推荐系统中发挥着核心作用。以决策树算法为例,它通过递归划分特征空间,构建树形决策模型^[4]。系统可收

集学生的历史学习成绩、作业完成时长、测试错题分布等多维数据,训练决策树模型。例如,通过分析某学生数学作业的正确率、解题速度,以及单元测试成绩,决策树能够预测该生在后续几何章节学习中可能达到的分数区间,从而为其精准推送难度适配的练习题、微课视频等资源。

2. 无监督学习算法

K-Means 聚类算法基于数据间的相似度度量,将学生划分为不同群体。系统可采集学生的学习时长分布、课程点击偏好、学习时段规律等数据,进行聚类分析。例如,通过聚类发现,部分学生习惯在晚间集中学习理科知识,且偏好观看动画讲解类视频;而另一部分学生倾向于碎片化学习文科内容,喜欢阅读图文结合的资料。针对这些不同群体,系统可制定差异化推荐策略,为前者推送晚间理科直播课和动画微课,为后者推送文科知识卡片和有声读物。

(二) 深度学习技术

深度学习凭借强大的特征提取和模式识别能力,在处理复杂学习数据方面表现卓越。循环神经网络(RNN)及其变体长短期记忆网络(LSTM)擅长处理时间序列数据。在学生学习过程中,系统持续记录其每日学习时长、知识点掌握进度、作业提交时间等数据,形成时间序列。LSTM 网络通过记忆单元和门控机制,能够有效捕捉学生学习行为的长期依赖关系。例如,分析某学生连续一个月的数学学习数据,发现其每周一到周三学习积极性高,进度快,但周末学习效率下降。基于此,系统可预测该生未来一周的学习趋势,在周末主动推送趣味性学习任务或学习计划提醒,帮助其保持学习节奏。

(三) 自然语言处理技术

1. 文本分类

文本分类是实现学习资源精准推荐的重要基础。系统采用机器学习或深度学习算法,对海量学习资源文本进行分析。在学科分类上,利用词向量模型(如 Word2Vec)将课程介绍、书籍摘要中的文字转化为向量表示,通过计算向量间的相似度,将资源准确划分到数学、语文、科学等学科类别。在难度层次分类中,结合文本中的关键词、专业术语以及表述方式,判断资源是面向初学者的基础教程,还是针对进阶学习者的拓展内容。

2. 问答系统

问答系统集成了自然语言理解和知识检索技术,为学生提供智能化学习支持。当学生输入问题时,系统首先通过自然语言处理技术对问题进行分词、词性标注和语义分析,理解问题的核心意图。例如,对于“如何提高英语写作能力”这一问题,系统识别出关键词“英语写作”“提高能力”,并

在知识库中检索相关内容。若知识库中有现成答案，直接返回；若没有，则利用深度学习模型（如 Transformer 架构的生成式模型），结合大量英语写作技巧、范文等语料，生成针对性答案。

四、个性化学习推荐系统面临的挑战与应对策略

（一）数据隐私与安全问题

1. 挑战

在数字化教育生态中，个性化学习推荐系统需要收集学生的学习行为、成绩记录、兴趣偏好等敏感数据。这些数据一旦泄露，不仅会侵犯学生隐私权，还可能引发社会信任危机，导致用户对教育平台产生抵触情绪。此外，数据在传输过程中易受中间人攻击、恶意劫持，存储环节也面临数据库被入侵、数据被篡改的风险。一旦数据完整性受损，推荐算法将基于错误信息运行，严重影响推荐结果的准确性与系统可靠性。

2. 策略

构建多层次数据安全防护体系是关键。在技术层面，采用端到端加密技术（如 AES-256）对数据进行全生命周期加密，确保数据在网络传输和云存储中始终以密文形式存在；建立基于角色的访问控制（RBAC）机制，根据人员职责划分数据访问权限，限制敏感数据的接触范围。同时，制定符合《个人信息保护法》的隐私政策，明确告知数据收集目的、使用范围和保护措施，通过双重确认机制获取学生及其监护人的知情同意，增强数据使用的合规性与透明度。

（二）算法偏见问题

1. 挑战

机器学习算法的决策逻辑依赖历史数据，但现实中数据采集常受社会文化、样本选择等因素影响，导致训练数据存在偏差^[5]。例如，当训练数据中男性学生的编程学习数据占比过高时，推荐系统可能过度推荐编程类资源给男性，而忽视女性在该领域的潜力，形成“隐性歧视”。这种偏见不仅违背教育公平原则，还可能限制特定群体的发展机会，加剧教育资源分配失衡。

2. 策略

从数据和算法双维度进行优化：在数据预处理阶段，采用数据增强、欠采样等技术平衡样本分布，引入领域专家知识丰富数据标签；在算法设计上，定期通过公平性指标（如群体公平性、个体公平性）对推荐模型进行评估，利用对抗学习等技术纠正偏见。此外，引入可解释人工智能（XAI）技术，为推荐结果生成可视化解释，帮助教师和学生理解推荐

依据，及时发现并消除潜在偏见。

（三）教育资源适配问题

1. 挑战

教育资源市场呈现碎片化特征，一方面资源质量良莠不齐，部分资源存在内容陈旧、知识点错误、脱离课程标准等问题；另一方面，资源格式涵盖视频、文档、交互式课件等多种类型，缺乏统一元数据标准，导致资源检索效率低下。例如，某在线平台的物理实验视频因未标注适用年级和知识点，难以精准匹配学生需求，降低了推荐系统的实用性。

2. 策略

构建智能化资源管理体系需多管齐下：首先，建立包含专家评审、用户反馈、自动检测的三级质量评估机制，淘汰低质量资源；其次，参照 IMS QTI 等国际标准制定资源元数据规范，统一资源描述格式，实现跨平台资源互操作；最后，运用自然语言处理（NLP）和计算机视觉技术，对资源进行语义标注和智能分类，结合学生学习画像实现“需求 - 资源”的精准匹配，显著提升资源推荐的时效性与适配度。

结束语

综上所述，人工智能驱动的个性化学习推荐系统为教育领域带来了创新变革，通过精准的个性化推荐，有望提升学生学习体验与教育质量，促进教育公平。然而，该系统在发展过程中面临数据隐私、算法偏见、资源适配等诸多挑战。通过技术创新、政策制定与多方协作，不断优化系统架构与算法，加强数据安全保护与资源管理，人工智能在教育领域的个性化学习推荐系统将发挥更大潜力，推动教育向个性化、智能化方向发展，为培养适应时代需求的创新型人才奠定基础。

[参考文献]

- [1]陈婷婷. 人工智能赋能高校思想政治教育的创新路径研究[D]. 南京信息工程大学, 2025.
- [2]王振达. 人工智能背景下中小学大规模个性化学习的实现路径[J]. 中国多媒体与网络教学学报(下旬刊), 2025, (04): 25-28.
- [3]冯冬雪. 基于人工智能技术的高校个性化教育研究[J]. 太原城市职业技术学院学报, 2025, (01): 73-76.
- [4]周鹤. 智能教育范式下人工智能技术推动教育生态系统变革研究[J]. 互联网周刊, 2024, (16): 42-44.
- [5]黄中阳. 人工智能在教育个性化学习路径设计中的角色[J]. 中国战略新兴产业, 2024, (23): 62-64.