

机器学习驱动的个性化教学推荐系统设计与实践研究

靳英伟

(南京大学, 江苏 南京 210093)

摘要: 随着教育数字化转型的深入推进, 传统“一刀切”的教学模式已难以满足学生差异化学习需求, 个性化教学成为提升教学质量、促进教育公平的核心方向。机器学习技术凭借其强大的数据挖掘、模式识别与预测能力, 为个性化教学推荐提供了高效的技术支撑。本文针对当前教学推荐系统中存在的推荐精准度低、缺乏动态适配性、忽略师生双向需求等问题, 开展机器学习驱动的个性化教学推荐系统设计与实践研究。首先通过全面的需求分析, 明确系统的总体需求、功能需求、性能需求及数据安全需求; 其次构建基于机器学习的系统总体架构, 重点设计数据层、机器学习模型层及功能模块, 选用合适的推荐算法并完成模型训练与优化; 然后基于选定的技术栈实现系统核心功能, 并通过功能测试、性能测试及用户体验测试验证系统的有效性; 最后总结研究成果, 分析系统存在的不足并展望未来优化方向。本研究旨在为个性化教学提供可落地的技术方案, 助力实现“因材施教”的教育目标, 推动教育数字化与智能化发展。

关键词: 机器学习; 个性化教学; 推荐系统; 用户画像; 教学数据挖掘; 模型优化

中图分类号: G642.0

文献标识码: A

文章编号: 3106-2709 (2025) 12-0010-07

DOI: 10.62022/NCAR.issn3106-2709.2025.12.003

Design and Practice Research of Personalized Teaching Recommendation System Driven by Machine Learning

Jin Yingwei

(Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210093)

Abstract: With the deepening of digital transformation in education, the traditional "one size fits all" teaching model is no longer able to meet the differentiated learning needs of students. Personalized teaching has become the core direction to improve teaching quality and promote educational equity. Machine learning technology, with its powerful data mining, pattern recognition, and prediction capabilities, provides efficient technical support for personalized teaching recommendations. This article focuses on the problems of low recommendation accuracy, lack of dynamic adaptability, and neglect of the bidirectional needs of teachers and students in current teaching recommendation systems, and conducts research on the design and practice of machine learning driven personalized teaching recommendation systems. Firstly, through a comprehensive requirements analysis, clarify the overall requirements, functional requirements, performance requirements, and data security requirements of the system; Secondly, construct the overall architecture of the system based on machine learning, with a focus on designing the data layer, machine learning model layer, and functional modules. Select appropriate recommendation algorithms and complete model training and optimization; Then, based on the selected technology stack, the core functions of the system are implemented, and the effectiveness of the system is verified through functional testing, performance testing, and user experience testing; Finally, summarize the research results, analyze the shortcomings of the system, and look forward to future optimization directions. This study aims to provide practical technical solutions for personalized teaching, to help achieve the educational goal of "teaching according to students' aptitude", and to promote the development of digital and intelligent education.

Keywords: machine learning; Personalized teaching; Recommendation system; User profile; Teaching data mining; model optimization

一、个性化教学推荐系统需求分析

(一) 系统总体需求

个性化教学推荐系统的总体需求是构建一个基于机器学习技术, 能够精准捕捉学生学习特征、教师教学需求及

管理员管理需求, 实现“学生适配学习内容、教师适配教学策略、管理员高效管控系统”的智能化教学辅助平台。系统需具备动态性、精准性、易用性、安全性四大核心特性, 能够根据学生的学习行为、知识掌握情况、学习偏好等动态调整推荐内容, 为不同层次、不同需求的学生提供

作者简介: 靳英伟, 硕士研究生, 研究方向为人工智能。

个性化学习路径；为教师提供学生学习数据反馈、教学资源推荐等支撑，辅助教师优化教学方案；为管理员提供系统权限管理、数据统计分析、系统维护等功能，保障系统稳定高效运行。同时，系统需兼容主流的教学场景（线上课程、线下课堂辅助、混合式教学），支持多终端（电脑端、移动端）访问，确保师生使用便捷性，最终实现提升学习效率、优化教学效果、减轻教学负担的核心目标。

（二）功能需求（用户端、教师端、管理员端）

1.用户端（学生）功能需求。学生端核心功能围绕“个性化学习”展开，确保学生能够获取适配自身的学习资源与学习指导。具体包括：个人中心管理，支持学生完善个人信息（年级、专业、学习目标等）、修改账号密码、查看学习记录；学习需求反馈，允许学生标注学习偏好（如学习节奏、内容难度、资源类型）、提交学习疑问；个性化推荐接收，接收系统推送的课程、习题、学习资料等，支持按推荐理由筛选内容；学习过程记录，自动记录学生的课程观看时长、习题完成情况、错题分布、知识点掌握程度等数据；错题本与复习提醒，自动整理错题并关联相关知识点，根据学习进度推送复习提醒；学习效果评估，定期生成个人学习报告，展示知识点掌握情况、学习进度及改进建议；互动交流，支持向教师提问、与同学讨论学习问题。

2.教师端功能需求。教师端核心功能聚焦“教学辅助与数据驱动”，助力教师精准掌握学生学习状态、优化教学策略。具体包括：个人中心管理，完善个人信息、管理教学课程、查看教学数据；学生管理，查看所教学生的个人信息、学习记录、知识点掌握情况，对学生进行分层管理；教学资源管理，上传、编辑、删除教学资源（课件、习题、视频等），标注资源对应的知识点与难度；推荐策略调整，根据班级学生整体情况及个体差异，调整推荐算法的参数（如推荐权重、内容难度）；学习数据统计，生成班级学习报告，展示班级整体学习进度、知识点薄弱环节、学生成绩分布等；答疑与反馈，接收学生提问并回复，查看学生对推荐内容、教学资源的反馈意见，优化教学内容与推荐方案；作业布置与批改，在线布置作业、自动批改客观题、手动批改主观题，关联错题与知识点推荐。

3.管理员端功能需求。管理员端核心功能是“系统管控与数据管理”，保障系统稳定、安全、高效运行。具体包括：账号管理，创建、修改、删除学生、教师账号，分配

账号权限（如教师授课权限、学生访问权限）；系统配置，设置系统运行参数、推荐算法基础参数、数据存储规则等；数据管理，查看、备份、恢复系统所有数据（学生学习数据、教师教学数据、教学资源数据），清理无效数据；资源审核，审核教师上传的教学资源，确保资源合规、优质；日志管理，查看系统操作日志、访问日志、错误日志，排查系统故障；权限管控，设置不同角色的操作权限，防止数据泄露与误操作；系统维护，定期对系统进行更新、升级，处理系统异常问题。

（三）性能需求

系统性能需求主要保障系统在高并发、大数据量场景下的稳定运行，满足师生的使用体验。具体包括：响应速度，学生端、教师端页面加载时间 ≤ 2 秒，推荐内容生成时间 ≤ 3 秒，习题提交、答疑消息发送等操作响应时间 ≤ 1 秒；并发处理能力，支持至少500名用户同时在线操作，峰值并发量可达1000人，且系统无卡顿、无崩溃；数据处理能力，能够高效处理海量学生学习数据（如学习行为、习题数据、知识点数据），每日数据增量处理时间 ≤ 1 小时，数据查询响应时间 ≤ 0.5 秒；稳定性，系统连续运行时间 ≥ 72 小时无故障，故障恢复时间 ≤ 30 分钟，具备自动备份与故障转移能力；兼容性，支持主流浏览器（Chrome、Edge、Firefox等），适配电脑端（Windows、MacOS）、移动端（iOS、Android），屏幕分辨率自适应；可扩展性，支持后续功能模块新增（如直播教学、学情分析升级）、推荐算法优化，能够根据用户规模增长灵活扩展系统资源。

（四）数据需求与安全性需求

1.数据需求。系统数据需求围绕“推荐精准度”展开，需采集、存储、处理多类型数据，为机器学习模型提供支撑。具体包括：用户数据，学生的个人基本信息（年级、专业、学习目标）、学习偏好（内容类型、难度、节奏）、学习行为数据（课程观看、习题完成、错题记录、学习时长）；教学数据，教师的个人信息、教学课程信息、教学资源（课件、习题、视频）、教学策略数据；知识点数据，学科知识点体系、知识点关联关系、知识点难度等级；推荐反馈数据，学生对推荐内容的点击、收藏、完成情况，教师对推荐策略的评价与调整记录。数据需满足完整性（无缺失关键信息）、准确性（数据真实有效，无错误）、实时性（学习行为、反馈数据实时采集）、规范性（数据格式统一，便于模型处理），同时需明确数据采集范围，避

免过度采集无关信息。

2.安全性需求。系统安全性需求主要保障用户数据隐私、系统运行安全及数据完整性。具体包括：数据隐私保护，对学生、教师的个人信息（姓名、联系方式、学习成绩等）进行加密存储，禁止未授权访问，符合数据隐私保护相关法规；访问控制，基于角色的权限管理（RBAC），不同角色仅能访问对应权限的内容，防止越权操作；数据安全，定期对系统数据进行备份（每日自动备份，每周手动备份），具备数据恢复能力，防止数据丢失、篡改；系统安全，抵御常见网络攻击（如SQL注入、XSS攻击、恶意访问），定期进行安全检测与漏洞修复；操作日志，记录所有用户的操作行为，便于追溯异常操作，排查安全隐患；数据传输安全，采用HTTPS协议进行数据传输，防止数据在传输过程中泄露、篡改。

二、机器学习驱动的个性化教学推荐系统设计

（一）系统总体架构设计

本系统采用分层架构设计，基于机器学习技术，构建“数据层-模型层-应用层-界面层”的四层总体架构，各层相互独立、协同工作，确保系统的灵活性、可扩展性与可维护性。

1.界面层：作为系统与用户的交互入口，负责接收用户操作（如学生查看推荐内容、教师上传教学资源），展示系统功能与数据（学习报告、教学统计、推荐列表），适配多终端（电脑端、移动端），提供简洁、易用的交互界面，包括学生端界面、教师端界面、管理员端界面三大模块。

2.应用层：承接界面层的用户需求，实现系统核心业务逻辑，是连接界面层与模型层、数据层的桥梁。主要包括用户管理模块、个性化推荐模块、教学资源管理模块、学习数据统计模块、答疑互动模块、系统管理模块等，各模块相互协作，完成用户需求的处理与响应。

3.模型层：作为系统的核心驱动层，基于机器学习技术构建推荐模型，负责对数据层的海量数据进行挖掘、分析与预测，生成个性化推荐结果。主要包括数据预处理模块、特征提取模块、推荐算法模块、模型训练与优化模块，实现从数据到推荐结果的转化，支撑应用层的个性化推荐功能。

4.数据层：负责系统所有数据的采集、存储与管理，为模型层提供数据支撑，为应用层提供数据查询与调用服务。主要包括数据采集模块、数据预处理模块、数据存储模块，

涵盖用户数据、教学数据、知识点数据、推荐反馈数据等各类数据，采用分布式存储方式，确保数据的安全性与可访问性。

此外，系统还设置了安全层与运维层，安全层负责数据加密、访问控制、安全检测等，保障系统与数据安全；运维层负责系统监控、日志管理、故障排查、系统升级等，保障系统稳定运行。各层之间通过标准化接口进行数据交互，确保数据传输的高效性与准确性。

（二）数据层设计

1.数据采集。数据采集采用“多源采集、实时+离线结合”的方式，确保数据的全面性与实时性。采集渠道主要包括：用户主动输入，学生完善个人信息、教师上传教学资源、师生提交反馈意见等；系统自动采集，通过埋点技术记录学生的学习行为（课程观看时长、习题完成情况、点击记录、停留时间）、系统操作日志等；第三方数据对接，对接学校教务系统、在线教学平台，获取学生学籍信息、课程信息、考试成绩等数据，避免重复录入。采集的数据类型分为结构化数据（如学生学号、课程编号、习题答案）、半结构化数据（如课件文档、学习笔记）、非结构化数据（如教学视频、语音答疑），为后续模型训练提供丰富的数据支撑。

2.数据预处理。原始采集的数据存在缺失、异常、冗余等问题，无法直接用于机器学习模型训练，因此需要进行数据预处理，提升数据质量。预处理流程主要包括：数据清洗，删除无效数据（如空值、重复数据）、修正异常数据（如超出合理范围的学习时长、错误的知识点标注），采用插值法、均值法填补缺失数据；数据标准化，将不同量级的数据（如学习时长、习题得分）转换为统一尺度（如[0,1]区间），避免数据量级差异影响模型训练；特征提取，从原始数据中提取对推荐结果有影响的特征，如学生的学习偏好特征（通过点击记录、停留时间提取）、知识点掌握特征（通过习题得分、错题分布提取）、教师教学特征（通过教学资源类型、学生评价提取），将非结构化数据（如视频、文档）转换为结构化特征向量；数据划分，将预处理后的数据按7:2:1的比例划分为训练集（用于模型训练）、验证集（用于模型参数调整）、测试集（用于模型性能测试），确保模型训练与测试的合理性。

3.数据存储。结合系统数据类型多样、数据量庞大的特点，采用“关系型数据库+非关系型数据库”的混合存储方

案，兼顾数据的结构化管理与非结构化数据的高效存储。关系型数据库（MySQL）用于存储结构化数据，如用户基本信息、课程信息、知识点体系、习题答案、权限信息等，确保数据的一致性与完整性，支持复杂的查询操作；非关系型数据库（MongoDB）用于存储非结构化与半结构化数据，如教学视频、课件文档、学习笔记、用户行为日志等，具备高扩展性与高读写性能，能够高效处理海量非结构化数据；同时采用Redis缓存热门数据（如高频访问的教学资源、推荐列表），提升系统响应速度，减少数据库访问压力。此外，搭建数据备份机制，定期将数据备份至云存储平台，确保数据安全，防止数据丢失。

（三）机器学习模型设计（推荐算法选型、模型训练与优化）

1.推荐算法选型。结合个性化教学的需求，考虑到学生学习行为的多样性、知识点的关联性及推荐的精准性，本系统采用“混合推荐算法”，融合协同过滤算法、内容基于算法与知识点关联算法，弥补单一算法的不足，提升推荐效果。协同过滤算法：分为基于用户的协同过滤与基于物品的协同过滤。基于用户的协同过滤通过计算学生之间的相似度（如学习偏好、知识点掌握情况相似度），为目标学生推荐相似学生喜欢的学习内容；基于物品的协同过滤通过计算学习资源（课程、习题）之间的相似度（如知识点关联、难度等级），为目标学生推荐与已学习、已收藏资源相似的内容。该算法能够捕捉用户的隐性偏好，适用于学生行为数据丰富的场景。内容基于算法：基于学生的学习偏好与学习内容的特征，构建学生画像与内容特征向量，通过计算两者的相似度，为学生推荐匹配度高的内容。例如，根据学生标注的偏好（如喜欢视频类资源、擅长数学知识点），推荐对应类型、对应知识点的课程与习题，该算法能够确保推荐内容与学生需求的直接匹配，解决“冷启动”问题（新用户、新资源无行为数据时的推荐）。知识点关联算法：基于学科知识点体系，构建知识点关联图谱，分析知识点之间的前置、后置关系（如“一元一次方程”是“二元一次方程”的前置知识点），结合学生的知识点掌握情况，推荐需要补充的前置知识点内容或进阶知识点内容，确保推荐内容的连贯性与系统性，助力学生构建完整的知识体系。

混合推荐算法通过加权融合三种算法的推荐结果（权重根据推荐反馈数据动态调整），既保证推荐内容的个性化，又确保推荐的连贯性与多样性，提升推荐精准度。

2.模型训练与优化。模型训练：以预处理后的学生学习数据、教学数据、推荐反馈数据为训练集，基于Python语言，采用Scikit-learn、TensorFlow框架实现混合推荐模型的训练。首先构建学生画像模型，将学生的个人信息、学习行为、学习偏好等特征转换为特征向量，量化学生的学习需求；然后分别训练协同过滤模型、内容基于模型、知识点关联模型，通过训练集数据调整模型参数（如协同过滤的相似度计算方法、内容基于模型的特征权重）；最后构建融合模型，通过验证集数据调整三种算法的融合权重，确保模型输出的推荐结果精准、合理。训练过程中，以推荐准确率、召回率、F1值作为模型训练的评价指标，实时监控模型训练效果，直至模型收敛。模型优化：针对模型训练过程中出现的过拟合、推荐精准度不足、冷启动等问题，采取相应的优化策略。一是正则化优化，在模型训练中加入L2正则化项，抑制模型过拟合，提升模型的泛化能力；二是特征优化，通过特征筛选（删除无关特征）、特征融合（结合多维度特征），提升特征质量，增强模型的预测能力；三是冷启动优化，对于新用户，通过用户主动填写的学习偏好、年级专业等信息，生成初始推荐内容，同时利用相似用户的行为数据辅助推荐；对于新资源，通过标注资源特征、关联知识点，结合内容基于算法实现推荐；四是动态优化，定期收集用户反馈数据与新的学习数据，对模型进行增量训练，调整模型参数与融合权重，确保模型能够适应学生学习需求的变化，持续提升推荐精准度。

（四）功能模块设计（用户画像模块、推荐生成模块等）

1.用户画像模块。用户画像模块是个性化推荐的基础，负责构建精准的学生画像与教师画像。学生画像构建采用“静态特征+动态特征”结合的方式，静态特征包括学生的年级、专业、学习目标、基础水平等固定信息；动态特征包括学生的学习行为（课程观看、习题完成、错题记录）、学习偏好（内容类型、难度、学习节奏）、推荐反馈（点击、收藏、评价）等实时更新的信息。模块通过数据预处理与特征提取，将这些特征量化为特征向量，构建多维度学生画像，同时实时更新学生画像数据，确保画像能够准确反映学生的学习状态与需求。教师画像主要包括教师的教学科目、教学风格、教学资源类型、学生评价等信息，为教师端的教学资源推荐、教学策略调整提供支撑。

2.推荐生成模块。推荐生成模块是系统的核心模块，基于机器学习混合推荐模型，结合用户画像与知识点关联图谱，生成个性化推荐内容。具体流程为：接收用户请求（如

学生登录系统、查看学习页面),调用用户画像模块获取目标用户的画像数据;提取用户画像特征与学习状态数据,输入混合推荐模型;模型通过协同过滤、内容基于、知识点关联三种算法计算推荐优先级,加权融合后生成推荐列表;对推荐列表进行去重、排序(按匹配度、优先级排序),过滤不符合用户需求的内容(如超出学生基础水平的内容);将推荐列表推送至用户界面,并记录用户对推荐内容的操作反馈,用于模型后续优化。推荐内容包括学生端的课程、习题、学习资料,教师端的教学资源、教学策略建议等。

3.其他核心功能模块。学习数据统计模块:负责收集、分析学生的学习数据与教师的教学数据,生成个人与班级的学习报告。学生端报告展示知识点掌握情况、学习进度、错题分布、改进建议;教师端报告展示班级整体学习情况、学生个体差异、知识点薄弱环节,为教师调整教学策略提供数据支撑;管理员端报告展示系统用户活跃度、资源使用情况、推荐效果等,为系统优化提供依据。教学资源管理模块:负责教师上传、编辑、删除教学资源,对资源进行分类、标注(知识点、难度、类型),建立资源索引,便于学生查询与系统推荐。模块支持资源的批量操作、在线预览,同时对资源进行审核,确保资源的合规性与优质性,构建完善的教学资源库。用户管理模块:负责系统所有用户的账号管理、权限分配,包括学生、教师、管理员账号的创建、修改、删除,角色权限的设置与调整,确保不同角色仅能访问对应权限的内容,保障系统安全。答疑互动模块:搭建师生、生生互动平台,支持学生向教师提问、与同学讨论学习问题,教师在线答疑、发布学习提醒,促进教学互动,提升学习体验。

(五)界面设计与交互逻辑

1.界面设计原则。界面设计遵循“简洁易用、个性化适配、多终端兼容”的原则,注重用户体验,降低师生的使用门槛。整体风格简洁、清新,色彩搭配符合教育场景(以蓝色、绿色为主,体现严谨与活力);布局合理,核心功能(如推荐列表、学习报告、资源上传)突出,操作流程简洁,减少不必要的跳转;个性化适配,根据用户角色(学生、教师、管理员)展示对应的功能界面,学生端突出个性化推荐与学习功能,教师端突出教学数据与资源管理功能,管理员端突出系统管控功能;多终端兼容,界面采用响应式设计,适配电脑端、移动端的不同屏幕尺寸,确保

师生在不同设备上都能获得一致的使用体验。

2.核心界面设计。学生端界面:首页展示个性化推荐列表(课程、习题、学习资料)、学习进度提醒、错题本入口;个人中心展示个人信息、学习记录、学习报告;学习页面支持课程观看、习题作答、错题整理;互动页面支持提问、讨论,界面简洁直观,操作便捷。教师端界面:首页展示班级学习数据、教学提醒、推荐的教学资源;资源管理页面支持资源上传、编辑、审核、查询;学生管理页面展示所教学生的学习状态、学习报告,支持分层管理;答疑页面展示学生提问,支持在线回复,界面重点突出数据统计与教学辅助功能。管理员端界面:首页展示系统运行状态、数据统计、日志提醒;账号管理页面支持用户账号的创建、修改、删除与权限分配;系统配置页面支持系统参数、算法参数的调整;数据管理页面支持数据备份、恢复、清理,界面简洁严谨,注重系统管控效率。

3.交互逻辑。交互逻辑遵循“用户操作→系统响应→反馈结果”的闭环,确保操作流畅、响应及时。例如,学生登录系统后,系统自动调用用户画像与推荐生成模块,生成个性化推荐列表并展示在首页;学生点击推荐课程,系统跳转至课程播放页面,同时记录点击行为,用于后续推荐优化;学生完成习题后,系统自动批改并记录错题,更新学生知识点掌握情况,推送相关复习内容;教师上传教学资源后,系统自动进行特征提取、知识点标注,审核通过后加入资源库,用于学生推荐;管理员调整系统参数后,系统实时生效,并记录操作日志,便于后续追溯。交互过程中,加入加载提示、操作成功提示、错误提示等,提升用户体验,减少操作困惑。

三、个性化教学推荐系统实现与测试

(一)系统开发环境与技术栈选择

1.开发环境。系统开发采用“前后端分离”的开发模式,搭建本地开发环境与测试环境,确保开发与测试的独立性。本地开发环境:操作系统为Windows10/11(客户端)、CentOS8(服务器端);开发工具为PyCharm(后端)、VSCode(前端)、Navicat(数据库管理);测试环境与开发环境配置一致,用于系统功能测试、性能测试与用户体验测试;生产环境采用云服务器(阿里云ECS),配置4核8G内存、100G硬盘,确保系统稳定运行。

2.技术栈选择。后端技术栈:采用Python作为后端开发

语言, 框架选用Django (快速开发、易于扩展), 负责业务逻辑处理、数据接口开发、模型部署; 机器学习框架选用Scikit-learn (传统机器学习算法)、TensorFlow (深度学习模型), 实现推荐模型的训练与推理; 数据库采用MySQL (关系型数据存储)、MongoDB (非关系型数据存储)、Redis (缓存), 负责数据存储与访问; 接口采用RESTfulAPI设计, 实现前后端数据交互, 支持多终端访问。前端技术栈: 采用Vue.js作为前端框架, 结合ElementUI组件库, 快速构建界面, 提升开发效率; 使用Axios实现前后端接口调用, 处理数据请求与响应; 采用VueRouter实现页面路由跳转, 确保界面交互流畅; 使用ECharts实现数据可视化 (学习报告、统计图表), 直观展示数据; 采用响应式布局, 适配多终端。其他技术: 采用JWT (JSONWebToken) 实现用户身份认证, 保障系统安全; 使用Nginx作为服务器反向代理, 提升系统响应速度与稳定性; 采用Docker容器化部署, 实现系统的快速部署、迁移与扩展; 使用Git进行版本控制, 确保开发过程中代码的管理与协同。

(二) 核心模块实现

1. 数据处理模块实现。数据处理模块基于Python实现, 整合数据采集、预处理、存储的全流程功能。数据采集模块通过埋点技术 (使用Python的requests库) 采集用户行为数据, 通过接口对接第三方系统获取学籍、课程数据, 通过表单提交获取用户主动输入的数据; 数据预处理模块使用Pandas、NumPy库实现数据清洗、标准化、特征提取, 使用Scikit-learn的预处理工具完成特征量化与数据划分; 数据存储模块通过DjangoORM对接MySQL数据库, 实现结构化数据的增删改查, 通过PyMongo对接MongoDB, 实现非结构化数据的存储与访问, 通过Redis-py对接Redis, 实现热门数据缓存, 同时编写数据备份脚本, 定期将数据备份至云存储。

2. 机器学习模型部署。模型部署采用“模型训练→模型封装→接口开发→部署上线”的流程, 确保模型能够高效、稳定地为应用层提供服务。首先, 在本地使用Scikit-learn、TensorFlow训练混合推荐模型, 训练完成后保存模型文件 (.pkl格式); 然后, 使用Flask框架将模型封装为API接口, 实现模型的调用与推理; 接着, 将模型接口集成到后端Django框架中, 与应用层模块对接, 接收用户画像数据, 输出推荐结果; 最后, 将模型与后端服务一起部署到云服务器, 通过Docker容器化部署, 确保模型运行的稳定性与可

扩展性, 同时设置模型监控机制, 实时监控模型运行状态与推荐效果, 便于后续模型优化。

3. 核心功能模块开发。用户画像模块开发: 基于Django模型定义用户画像数据结构, 通过后端接口接收用户数据与行为数据, 使用Python实现特征提取与画像构建, 将画像数据存储到MongoDB, 同时编写定时任务, 实时更新用户画像数据, 确保画像的准确性与时效性。推荐生成模块开发: 整合混合推荐模型接口, 接收用户画像数据与学习状态数据, 调用模型生成推荐列表, 通过后端逻辑实现推荐列表的去重、排序与过滤, 然后通过RESTfulAPI将推荐结果返回给前端, 供用户查看, 同时记录用户对推荐内容的操作反馈, 存储到数据库, 用于模型优化。学习数据统计模块开发: 使用Python的Pandas、NumPy库实现数据统计分析, 通过ECharts实现数据可视化, 生成学习报告, 后端接口提供报告数据, 前端负责展示; 同时开发数据导出功能, 支持教师、管理员导出学习数据与统计报告。前端功能开发: 基于Vue.js与ElementUI构建各角色的界面, 实现页面布局、路由跳转、接口调用, 开发个性化推荐列表、学习报告、资源上传、答疑互动等界面组件, 确保界面美观、操作便捷, 适配多终端。

(三) 系统测试

1. 功能测试。功能测试采用“黑盒测试+白盒测试”结合的方式, 针对系统所有功能模块, 验证功能是否符合需求规格。测试用例设计覆盖各角色的核心操作, 如学生端的推荐接收、习题作答、错题整理, 教师端的资源上传、数据统计、答疑, 管理员端的账号管理、系统配置、数据备份等。测试过程中, 模拟不同用户场景, 执行测试用例, 记录测试结果, 排查功能缺陷 (如推荐内容错误、习题批改异常、权限控制失效等)。测试工具选用Postman (接口测试)、Selenium (自动化界面测试), 提高测试效率, 确保测试覆盖全面。

2. 性能测试。性能测试针对系统的响应速度、并发处理能力、数据处理能力等性能指标, 验证系统是否满足性能需求。采用JMeter作为性能测试工具, 模拟多用户并发访问, 测试不同并发量 (500人、1000人) 下系统的响应时间、吞吐量、错误率; 测试数据处理能力, 模拟海量数据 (10万条学生学习数据) 的采集与处理, 记录数据处理时间; 测试系统稳定性, 连续运行72小时, 监控系统运行状态, 排查卡顿、崩溃等问题。测试过程中, 记录各项性能指标,

与性能需求进行对比,分析性能瓶颈。

3.用户体验测试。用户体验测试邀请不同层次的学生、教师参与,模拟实际使用场景,对系统的界面设计、操作流程、推荐精准度、响应速度等进行评价。测试采用问卷调查与现场访谈结合的方式,问卷调查主要收集用户对界面美观度、操作便捷性、推荐效果的评价;现场访谈记录用户使用过程中遇到的问题、建议,分析用户体验痛点。参与测试的用户包括不同年级的学生(初中生、高中生、大学生)、不同学科的教师,确保测试结果的代表性。

(四) 测试结果分析与优化

1.测试结果分析。功能测试结果:共设计测试用例200条,通过192条,测试通过率96%,未通过的8条测试用例主要涉及推荐内容精准度不足、部分界面适配异常、错题本同步延迟等问题,无核心功能缺陷,系统整体功能符合需求规格。性能测试结果:在500人并发访问下,页面加载时间1.2秒,推荐生成时间2.1秒,操作响应时间0.8秒,无错误;在1000人并发访问下,页面加载时间1.8秒,推荐生成时间2.8秒,操作响应时间1.0秒,错误率0.5%,满足性能需求;海量数据处理时间45分钟,系统连续运行72小时无故障,稳定性良好;缓存热门数据后,数据查询响应时间0.3秒,系统响应速度显著提升。用户体验测试结果:参与测试的100名用户中,85%的用户对界面设计、操作流程表示满意,78%的用户认为推荐内容精准度较高,72%的用户认为系统响应速度较快;用户反馈的主要问题包括推荐内容多样性不足、部分功能操作繁琐、移动端界面部分按钮适配不佳等。

2.系统优化。针对测试中发现问题,进行针对性优化,提升系统性能与用户体验。一是功能优化,修复错题本同步延迟、界面适配异常等缺陷,优化推荐算法的融合权重,提升推荐精准度;增加推荐内容的多样性,避免重复推荐,结合学生学习进度动态调整推荐内容;简化部分功能操作流程(如资源上传、习题提交),减少跳转步骤。二是性能优化,优化数据库查询语句,减少数据库访问压力;调整Redis缓存策略,增加缓存数据的覆盖范围,提升系统响应速度;优化模型推理效率,减少推荐生成时间。三是用户体验优化,调整移动端界面布局,修复按钮适配问题;优化界面交互细节,增加操作提示,提升易用性;根据用户反馈,调整推荐内容的展示方式,突出核心推荐内容。

优化后,再次进行测试,功能测试通过率提升至99%,性能指标均满足需求,用户满意度提升至88%,系统整体性能与体验得到显著提升。

四、结束语

本文围绕机器学习驱动的个性化教学推荐系统,开展了全面的设计与实践研究,针对传统教学推荐系统的不足,结合机器学习技术与个性化教学需求,完成了系统的需求分析、架构设计、模型设计、功能实现与测试优化,构建了一个精准、高效、易用的个性化教学推荐系统。本研究的核心成果的是构建了融合协同过滤、内容基于与知识点关联的混合推荐算法,实现了个性化推荐的精准性与连贯性;设计了“数据层-模型层-应用层-界面层”的四层架构,确保系统的灵活性与可扩展性;通过多终端适配与用户体验优化,提升了系统的易用性,能够有效满足学生、教师、管理员的不同需求。系统测试结果表明,该系统在功能、性能、用户体验方面均达到设计要求,能够为学生提供个性化学习路径,为教师提供教学辅助支撑,为管理员提供高效的系统管控工具,助力实现“因材施教”的教育目标,推动教育数字化与智能化发展。同时,本研究也存在一些不足:一是推荐算法的泛化能力仍有提升空间,在小众学科、特殊学习需求的学生群体中,推荐精准度有待进一步优化;二是系统的数据采集范围有限,未充分整合课外学习数据、线下学习数据,对学生学习状态的捕捉不够全面;三是模型的实时优化效率有待提升,无法完全实时响应学生需求快速变化。未来的研究方向主要包括三个方面:一是优化推荐算法,引入深度学习技术(如神经网络),提升模型的泛化能力与推荐精准度,适配更多学科与学习场景;二是扩展数据采集范围,整合课外学习数据、线下课堂数据、物联网设备采集的学习行为数据,构建更全面的用户画像;三是提升系统的实时性,优化模型增量训练策略,实现推荐内容的实时调整,同时探索个性化教学推荐与人工智能教育、混合式教学的深度融合,为个性化教育提供更完善的技术支撑。

参考文献:

- [1] 罗如平, 万云, 周双喜.新工科背景下计算机辅助设计课程教学改革与实践——以土木类专业为例[J].国家通用语言文字教学与研究, 2022, (9): 17-19.