

分类号_____密级_____
UDC _____编号_____



云南师范大学
YUNNAN NORMAL UNIVERSITY

硕士研究生学位论文

论文题目：基于反馈信息的学习资源
推荐模型及其应用研究

英文题目：Feedback-based Learning
Resource Recommendation Model and its
Application Research

学 院	信息学院		
专 业 名 称	教育技术学（理学）		
研 究 方 向	数字化学习资源与技术		
研究生姓名	郑惠珍	学号	2123410009
导 师 姓 名	孙瑜	职称	教授

2024 年 05 月 22 日

摘要

随着互联网技术的不断发展，教育产业正经历着新一轮的升级，其中“互联网+教育”模式逐渐崭露头角，成为广大学习者获取知识的新途径。然而，在信息技术不断发展的背景下，信息过载问题愈发凸显，学习资源的快速增多和杂乱无章的分布对学习者的学习构成挑战。因此，解决学习资源推荐的不匹配和学习成效的不显著问题变得格外关键。为解决这些问题，利用学习者学习过程中的反馈信息，构建一个反馈信息驱动的学习资源推荐模型，对学习者的反馈信息进行深度学习建模，从而更好地适应学习者的兴趣和特征，实现从海量学习数据中挖掘出最符合学习者需求的个性化学习资源。主要工作如下：

（1）基于学习特征分析和反馈信息分析的学习资源推荐。本研究首先对反馈信息、学习资源推荐模型、学习资源推荐系统研究现状的综述，分析学习者特征和反馈信息蕴含的基本要素，构建基于学习特征分析和基于反馈信息的资源推荐，其中利用学习者基本特征实现学习资源的初步推荐，结合学习者学习过程中产生的反馈信息实现学习课程资源的推荐，同时结合学习者在学习过程中的学习路径反馈信息，利用 AprioriAll 算法实现学习路径的推荐。

（2）基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建。综合利用基于学习者特征分析的学习资源推荐、基于反馈信息的课程资源推荐以及基于反馈信息的学习路径推荐，结合建立的学习资源库，提出基于反馈信息的学习资源推荐模型。

（3）学习资源推荐系统的设计与实现。利用所提出学习资源推荐模型，根据软件工程学原理进行系统的需求分析和可行性评估，设计系统架构、功能组件及数据库等，完成系统开发，实现微信小程序应用，以支持学习者的在线学习。

（4）基于反馈信息的学习资源推荐系统应用效果评价。基于 TAM 模型并结合李克特量表，设计调查问卷了解用户对于平台的使用评价，并利用 SPSS 对问卷结果进行综合分析。

关键词：反馈信息；学习资源推荐；推荐模型；推荐系统

Abstract

With the continuous development of Internet technology, the education industry is undergoing a new round of upgrades, among which the "Internet + Education" model is gradually emerging as a new way for learners to acquire knowledge. However, against the backdrop of the continuous development of information technology, the problem of information overload is becoming more prominent, and the rapid increase and chaotic distribution of learning resources pose challenges to learners' learning. Therefore, solving the mismatch of learning resource recommendations and the insignificance of learning effectiveness becomes particularly critical. To address these issues, leveraging feedback information from learners' learning processes, a feedback-driven learning resource recommendation model is constructed to deeply model learners' feedback information, thereby better adapting to learners' interests and characteristics, and mining the most personalized learning resources that meet learners' needs from massive learning data. The main work is as follows:

(1) Learning resource recommendation based on learning feature analysis and feedback information analysis. This study first reviews feedback information, learning resource recommendation models, and the research status of learning resource recommendation systems, analyzes the basic elements contained in learner characteristics and feedback information, constructs resource recommendations based on learning feature analysis and feedback information. Here, preliminary resource recommendation is achieved using learners' basic characteristics, and course resource recommendation is achieved by combining feedback information generated during learners' learning processes. Additionally, combining feedback information on learners' learning paths, learning path recommendations are realized using the AprioriAll algorithm.

(2) Construction of a learning resource recommendation model based on feedback information. Integrating learning resource recommendation based on learner

feature analysis, course resource recommendation based on feedback information, and learning path recommendation based on feedback information, combined with the established learning resource library, a learning resource recommendation model based on feedback information is proposed.

(3) Design and implementation of a learning resource recommendation system. Using the proposed learning resource recommendation model, conducting system requirement analysis and feasibility evaluation based on principles of software engineering, designing system architecture, functional components, and databases, completing system development, and implementing a WeChat mini-program application to support learners' online learning.

(4) Evaluation of the application effect of the feedback-based learning resource recommendation system. Based on the TAM model and combined with the Likert scale, designing a survey questionnaire to understand users' evaluation of the platform's use, and comprehensively analyzing the questionnaire results using SPSS.

Key Words: Feedback Information; Learning Resource Recommendation; Recommendation Models; Recommendation System Translation

目 录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.1.1 研究背景与意义.....	1
1.1.2 研究问题.....	2
1.2 文献综述.....	3
1.2.1 反馈信息的研究现状.....	3
1.2.2 学习资源推荐模型的研究.....	4
1.2.3 学习资源推荐系统的研究.....	6
1.2.4 研究评述.....	7
1.3 研究内容与方法.....	8
1.3.1 研究内容.....	8
1.3.2 研究方法.....	9
1.4 研究思路和创新点.....	9
1.4.1 研究思路.....	9
1.4.2 创新点.....	12
1.5 论文组织架构.....	13
第 2 章 相关概念及理论基础	14
2.1 核心概念界定.....	14
2.1.1 反馈.....	14
2.1.2 学习资源.....	15
2.2 相关理论基础.....	15
2.2.1 人本主义理论.....	15
2.2.2 反馈干预理论.....	16
2.2.3 联通主义理论.....	16
2.3 本章小结.....	16
第 3 章 学习者特征分析与学习资源推荐	17
3.1 学习者特征分析.....	17
3.1.1 静态学习者特征分析.....	17
3.1.2 动态学习者特征分析.....	21
3.2 基于学习特征分析的学习资源推荐	23
3.2.1 基于学习风格分析的学习资源推荐.....	24
3.2.2 基于认知能力分析的学习资源推荐.....	24
3.3 本章小结.....	25
第 4 章 学习资源库的构建	26

4.1 学习资源库构建的原则.....	26
4.2 知识结构的分析.....	28
4.3 学习资源库建构步骤.....	31
4.3.1 学习资源类型分类.....	31
4.3.2 学习资源难易程度的划分.....	32
4.3.3 资源库的分类和构建.....	32
4.4 本章小结.....	33
第5章 基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建	34
5.1 反馈信息的收集与分析.....	34
5.1.1 反馈信息的来源.....	34
5.1.2 反馈信息的因素分析.....	35
5.1.3 反馈信息的分类.....	37
5.2 基于反馈信息的课程资源推荐	38
5.3 基于反馈信息的学习路径推荐	41
5.4 基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建	45
5.5 本章小结.....	47
第6章 学习资源推荐系统的设计与开发	48
6.1 学习资源推荐系统分析.....	48
6.1.1 系统的需求分析.....	48
6.1.2 系统的可行性分析.....	49
6.2 学习资源推荐系统设计.....	50
6.2.1 总体架构设计.....	50
6.2.2 功能模块设计.....	51
6.2.3 数据库设计.....	52
6.3 系统实现.....	55
6.3.1 系统开发环境及平台.....	55
6.3.2 系统主要功能模块实现.....	57
6.4 系统测试.....	62
6.4.1 系统的测试环境.....	62
6.4.2 系统功能性测试.....	62
6.4.3 系统性能测试.....	65
6.5 本章小结.....	65
第7章 学习资源推荐系统应用效果评价	66
7.1 调查问卷的设计.....	66
7.2 调查问卷的收集.....	66
7.3 调查问卷的分析.....	67
7.3.1 信度分析.....	67
7.3.2 效度分析.....	67

7.3.3 指标维度分析.....	68
7.4 结果分析.....	70
7.5 本章小结.....	70
第 8 章 总结与展望	71
8.1 总结.....	71
8.2 对未来工作的展望.....	72
参考文献.....	73
附录 A Felder-Silverman 学习风格测量表.....	80
附录 B 学习资源推荐系统应用效果调查问卷.....	84

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

《中国教育现代化 2035》指出，信息化是教育现代化的重要内容，也是推进教育现代化的关键途径。随着信息技术的持续推进，教育领域正经历着知识获取与传递方式、教学互动关系等方面的根本性转变。为了适应这种变化，我们需要推动信息技术在教学、管理、学习、评价等方面的应用，全面提升教育信息化水平和师生信息素养^[1]。”教育信息化的推进带来了多方面积极的变化和影响，它扩展了学习资源渠道，使学生更便捷地获取知识和信息，同时促进了个性化教学，满足学生多样化的学习需求和兴趣特长，使教育质量得以提高，同时多样化的教学手段也激发了学生的学习兴趣。此外，教育信息化还改变了学校的管理方式和教师的角色定位，推进了教育教学的创新和改革。总体而言，教育信息化作为教育现代化的重要组成部分，推动教育的全面发展，提升教育质量和水平，促进教育体系的变革和创新，为社会的教育事业带来了新的发展机遇。

1.1.1 研究背景与意义

随着互联网技术的迅猛发展，学习资源在网络上呈现出爆发式增长，用户在面对如此庞大、多样的学习资源时，往往难以快速准确地找到符合自身需求的资源，并且传统的学习资源推荐方法主要依赖于用户的静态信息，例如兴趣爱好和学科偏好，无法应对用户兴趣和需求的动态变化，因此推荐结果的准确性和个性化程度受到限制。

基于此，本研究借助反馈信息建构学习资源推荐模型，学习者能够获得更加贴近自身学习资源。模型通过深入分析用户的学习行为和反馈信息等方面，为每位学习者提供定制化的学习建议和学习资源。这种个性化推荐提高学习者的学习体验的同时还增强了学习者对学习的主动性。基于反馈信息的模型提高了推荐的精准度，与传统方法相比，该模型实时捕捉用户兴趣变化，分析学习

者的点击、评价和收藏等反馈信息，避免了推荐结果的固化，提高学习者的满意度。同时该模型促进了学习资源的不断优化和改进，学习资源提供者可以通过分析用户的反馈信息了解到学习者对于不同资源的评价，及时调整和改进学习资源的内容和形式，确保其与学习者的需求保持一致。借助反馈机制使得推荐模型的不断升级，促使学习资源的不断优化，提高资源的质量，增强学习者的学习体验。

综上所述，基于反馈信息的学习资源推荐模型的研究在满足个性化学习需求、提高推荐精准度、促进学习资源的优化和改进等方面具有重要的研究意义，推动推荐系统技术的进步，也为教育行业提供了更好的服务和支持，促进了教育的现代化和个性化发展。

1.1.2 研究问题

《教育信息化 2.0 行动计划》是我国发起的一项重要教育改革计划，该计划强调教育改革应致力于实现个性化、灵活性、高质量、创新性、公平性和均衡性这六大核心目标^[2]。这意味着教育资源和教学方式应当适应每个学生的独特需求，提供灵活多样的学习途径，确保教育内容和交付的高品质，鼓励创新思维和方法，保障所有学生无论背景如何都能获得同等的教育机会，并且推动各个地区教育资源的平衡发展，这些原则共同构成了推进我国教育体系现代化的基本方向。显而易见，在未来的教育领域，个性化学习将占据至关重要的地位。在在线学习环境中提供更加个性化的学习体验，提升学习者的学习效率和资源使用效果，培养学习者自主学习的能力，离不开对学习过程中产生的反馈信息的有效利用和深入反思。同时借助学习技术进一步优化个性化学习过程，使得内容和学习体验更加贴合每个学习者的独特需求，需要进一步探索技术与学习策略的有效衔接，确保在这个过程中学习者能够找到适合自己的学习路径。由此，本研究共提出一下三个问题：

- 1、如何利用反馈信息构建学习资源推荐模型，使学生在课程的学习通过积极参与反馈过程来发展和充分利用反馈机会的能力？
- 2、如何设定学习资源学习路径的推荐引擎，构建有效的推荐框架？
- 3、如何测试与应用推荐模型，实现学习资源的有效推荐？

1.2 文献综述

1.2.1 反馈信息的研究现状

反馈信息在推荐系统领域扮演着关键角色,吸引了学者们的广泛关注。研究者们不同领域展开了多方面的工作,旨在提高推荐系统的效率和用户满意度。在数字经济背景下,旅游商务网站的信息生态链运行机制成为研究热点,许孝君(2023)等基于技术接受模型,使用结构方程模型验证了运行机制与用户感知之间的关系,提出旅游商务网站应该完善自身的双向沟通机制,消费激励机制并提高对用户反馈信息利用的颗粒度^[3]。姚华勇(2023)等研究提出一种基于深度强化学习且考虑用户多粒度反馈信息的对话推荐算法^[4]。於跃成(2021)等学者根据用户之间由于关注、转发等行为产生的关联,并利用概率矩阵分解技术来预测间接关联用户之间的信任度,提出了一种基于用户反馈信息可信传播的社会推荐算法^[5]。何炜俊(2021)等采用理想点法构造多目标优化函数,收集用户反馈信息,及时地更新推荐策略,提出了一种基于多臂赌博机构构建互动式推荐框架^[6]。徐曼(2021)研究认为高等学府的图书馆应当致力于更新和提升其服务理念,积极了解并适应使用者的变化需求,打造独具特色的藏书资源,并构建一个完善的用户隐私保护体系,确保对用户反馈的快速且有效响应^[7]。邹锋(2020)提出开发一种基于序列的相似性度量算法,该算法能够精确量化不同用户上下文之间的相似度,将词嵌入模型和协同过滤系统结合,利用上下文预测用户偏爱的项目列表^[8]。尚燕敏(2020)等提出一种新的混合事件推荐方法 CHS-BPR,该方法首次实现了同时使用 3 种信息来做事件推荐^[9]。梁顺攀(2019)提出均值分割方法,并使用均值分割方法改进矩阵分解推荐算法,解决隐式反馈中缺少负反馈的问题,同时引入了 word2vec 技术计算相似度,并使用得到的相似度对隐式评分矩阵进行预测填充,以达到降低隐式评分矩阵稀疏度的目的^[10]。蔡永嘉(2019)等针对社交网络中现有推荐方法仍存在冷启动问题以及未考虑用户所处的社交网络信息的情况,提出了在信任社交网络中基于图熵的个性化推荐算法(PRAGE)^[11]。张全贵(2018)等提出一种利用双深度神经网络共同学习的融合元数据及隐式反馈信息的多层次深度联合学习(MDJL)推荐方法,以解决隐式数据单纯利用隐反馈信息难以获取较好推荐性能的问题^[12]。陈明选(2018)等构建了一个基于评估大数据的学习反馈系统架构,为分析学习者状态和教学

调整提供了客观依据，是教育大数据在基础教育领域价值的体现^[13]。

国内学者们在推荐系统和学习反馈方面取得了显著的进展，但仍然需要在多源反馈整合、深度学习技术应用、隐私保护和伦理问题等方面进行深入研究，以更好地满足用户需求和推动推荐领域的持续发展。

国外的研究者们从不同角度对反馈信息进行了深入剖析。一方面研究者们致力于寻找如何使在学习过程总受挫的这部分学生从反馈教育中受益的方法。如 Young（1992）探讨了在学习中如何利用各种时空运动信息辅助知觉反馈（KR），为提高学习效果提供了新思路^[14]。另一方面，研究者们也将方向转向了学生对反馈的认知和接受。Brooks 等人（2019）通过设计学生反馈感知问卷（SFPQ），深入研究了学校学生对反馈的看法，为改善教学提供了参考^[15]。此外，Liu 等人（2019）研究了负面反馈信息的传播模型，该模型在在线社交网络中得到应用，为应对负面信息传播提供了可行的数学模型^[16]。关于学生反馈素养的研究也逐渐引起了关注，该素养被概念化为学生欣赏反馈、判断反馈和管理情绪的能力，这些能力对学生成功接受反馈信息至关重要。为了更好地理解这些信息在学习生态系统中的作用，研究者们提出了多维模型，包括参与维度、背景维度和个体维度（Chong，2020）^[17]，为学生反馈素养的培养提供了更为全面的视角。

反馈信息的研究还延伸至通信领域，研究者们关注了在不同反馈条件下的价值编码（Pischedda 等人，2020）^[18]，以及多轮对话推荐系统中用户偏好估计的问题等。这些研究不仅为我们提供了更深入了解反馈信息传递和接受的机制，也为未来设计更智能、更个性化的学习和交流系统提供了有益的启示。有关反馈信息的研究已经成为跨学科领域中备受关注的热点，各种研究方法的探索为未来的研究提供了丰富的思路和可能性。

1.2.2 学习资源推荐模型的研究

（1）学习资源推荐模型国外研究现状

在学习资源推荐领域，国外学者们采用了多种先进的算法和技术来构建个性化推荐模型。Dwivedi 等学者提出了一种基于改进的变长遗传算法的推荐模型，该模型能够有针对性地推送符合学习者特征的学习资源^[19]。De-Marcos 等学者则引入了改进的二进制粒子群算法，通过实验证明了该模型的有效性和精

确度^[20]。Fu 等学者则采用决策树算法构建推荐模型,该模型能够预测学习者的认知差异,为学习者推荐不同的活动序列^[21]。Tarus 等学者利用学科领域本体和学习情境本体,基于本体的推理算法构建了适应性学习路径推荐系统,实现了更精准的个性化推荐^[22]。Salehi 等学者提出了基于序列模式挖掘和用户协同过滤的模型,为学习者提供个性化学习资源推荐^[23]。Ruslan 等学者采用受限玻尔兹曼机构建推荐模型,首次在 Netflix 竞赛中取得了令人瞩目的成绩^[24]。Tan 等学者则应用了 Deep Q-learning 算法,实现了知识点序列的推荐,旨在最大化学习效率^[25]。这些研究展示了国外学者们在学习资源推荐领域不断探索、创新的努力,为个性化学习提供了更加智能和高效的解决方案。

综上所述,国外学者们在学习资源推荐模型的研究中,通过引入改进的遗传算法、粒子群算法、决策树算法、本体推理算法、序列模式挖掘、用户协同过滤、受限玻尔兹曼机和深度强化学习等多种技术手段,不断提高推荐模型的精准度和个性化水平,为学习资源推荐系统的设计和优化提供了丰富的经验和启示。

(2) 学习资源推荐模型国内研究现状

国内针对学习资源推荐模型研究涉及了在个性化学习资源推荐系统中运用的各种创新技术和方法,聚焦于人工智能、深度学习、大数据分析和用户行为分析等在提高推荐准确性和效率方面的应用。唐小燕(2023)等结合学习行为特征,构建高等教育个性化学习体系框架和基于半自动缓解学习资源推荐的数据稀疏问题^[26]。李浩(2020)等提出移动学习环境下用户相似度算法,构建了基于学习者时空特征的移动学习资源推荐模型,解决用户相似度计算效率较低的问题^[27]。刘敏(2019)等研究表明学习分析和个性化学习资源推荐为学习者设置了个性化学习路径,有利于提高学习者参与学习活动的积极性、提高学习者的学习成绩、改善学习者的知能结构,在一定程度上实现因材施教的教育理想,并提出了提高学习分析与个性化学习资源推荐效果的策略^[28]。张进良(2019)构建了以学习者大数据分析和学习资源大数据分析为基础、以智能推荐引擎为核心、以个性化资源服务为目的的学习资源智能推荐模型,关注对学习资源的大数据分析^[29]。李浩君(2019)等提出基于深度神经网络的学习资源推荐,准确捕捉学习者个性化需求,推荐适合资源^[30]。桂忠艳(2020)提出了一种基于行为序列分析的学习资源推荐算法解决现有数据挖掘算法在对网络学习行为数据进行分析时普遍存在模型适用性不高的问题^[31]。李浩君(2019)提出基于多目

标优化策略的在线学习资源推荐模型（MOSRAM），结合多目标粒子群优化算法，显著提高推荐精度和性能^[32]。尹婷婷（2019）等在深度学习视角下提出了一种以读者用户兴趣值为基础的图书馆馆藏资源推荐模型^[33]。王晓东（2019）等提出了一种基于知识表示和协同过滤的在线学习资源推荐模型，成功解决了冷启动和稀疏性问题^[34]。李浩君（2018）提出了基于阶段衍变双向自均衡的个性化学习资源推荐方法，通过构建新的推荐模型和采用进化状态判定的模糊自适应二进制粒子群优化算法，实现了更高匹配度和更快的推荐速度^[35]。刘忠宝（2018）研究中引入了热传导和物质扩散理论，建立了基于二部图的学习资源混合推荐模型，该模型结合了不同的推荐方法，满足了不同学习者的个性化需求^[36]。国内诸多研究展示了个性化学习资源推荐领域多样化的方法，混合模型、深度学习技术、大数据分析和上下文感知学习的整合显著提高了推荐的准确性和相关性，随着该领域的不断发展，进一步研究新兴技术的整合和对学习者行为的深入了解将对个性化学习资源推荐系统的未来发展产生重要影响。

1.2.3 学习资源推荐系统的研究

针对学习资源推荐系统的研究展示了个性化学习资源推荐系统领域的多样性和创新性。姜国义（2022）等研究提出了基于概率矩阵模型的移动学习资源推荐系统，在移动环境下实现了实时学习资源推荐^[37]。谢浩然（2022）等认为 E-Learning 领域的推荐系统关注个性化学习，发展趋势包括混合推荐、群体推荐、大规模资源利用、情感考虑、学习模型、深度学习技术^[38]。刘璇（2021）提出教师智能研修系统，通过个性化路径规划和资源推荐提高教师研修质量，为教师专业发展提供有效支持^[39]。黄志芳（2018）通过技术接受模型构建了适应性学习支持系统的影响因素模型，发现学习者对系统的感知受适应性学习路径和资源影响，为系统改进提供了依据^[40]。马莉（2017）充分考虑学习次序，提出了基于向量和 DBSCAN 算法的在线学习推荐系统^[41]。余燕芳（2017）等认为学分银行平台作为终身学习服务体系的枢纽，整合资源、解决冷启动问题，促进个性化推荐与终身教育体系信息化发展^[42]。余平（2016）等以学习资源推荐系统为例，提出情境信息建模方法，通过对当前推荐系统的推荐方式分析，详细阐述了不同实体的情境信息在资源推荐系统中的应用策略及适用的推荐方式^[43]。总体而言，当前的研究为个性化学习资源推荐系统的设计与改进提供了丰

富的思路和方法，从考虑学习者的时空环境到深入挖掘学习者的心理学特征，再到融合先进的深度学习技术，这些研究不断拓展了个性化学习推荐系统的边界，为教育技术领域的发展带来了新的机遇和挑战。

1.2.4 研究评述

随着数字经济时代的来临，个性化学习资源推荐系统在教育技术领域引起了广泛关注。国内外学者们在这一领域展开了多方面深入研究，积极探索如何通过先进的技术手段提高推荐系统的效率和用户满意度。在研究反馈信息方面，国内学者们关注了用户反馈信息的可信传播、多目标优化、学习者状态分析等，而国外学者们则着眼于学习者对反馈的认知和接受，提出了各种多维模型和算法以提高学生的学习体验。

在学习资源推荐模型方面，国内学者们借助人工智能、深度学习和大数据分析等技术，不断改进推荐算法，提高个性化推荐的准确性。例如，结合学习行为特征的个性化学习体系框架和基于半自动缓解学习资源推荐的数据稀疏问题等研究成果，为个性化学习路径的制定提供了有力支持。与此同时，国外学者们采用了改进的遗传算法、粒子群算法、决策树算法等，构建了高效的学习资源推荐模型。这些研究不仅提高了推荐模型的精准度，也为用户提供了更智能、个性化的学习体验。

在学习资源推荐系统的研究中，个性化学习路径的规划、推荐算法的创新、学习者行为的深度挖掘等问题被不断探讨。研究者们在实践中发现，学习者所处的时空环境、个性化需求以及心理学特征等因素在推荐过程中起到至关重要的作用。因此，学者们提出了各种基于大数据分析、深度学习技术、用户行为分析等的推荐模型，旨在更好地满足学习者的需求。而对于教育技术领域而言，这些研究不仅拓展了个性化学习推荐系统的边界，也为未来的发展提供了宝贵经验和启示。

然而，在个性化学习资源推荐系统的研究中，仍然存在一些挑战。首先，多源反馈信息的整合依然是一个复杂的问题，如何将来自不同来源的信息整合起来，为学习者提供更为准确和个性化的推荐仍然需要深入研究。其次，隐私保护和伦理问题也亟待解决，推荐系统需要在提供个性化服务的同时，确保用户隐私的安全。再者，深度学习技术的应用虽然取得了一定进展，但其在推荐

系统中的具体应用仍然需要更深入的探索。

综上所述，基于反馈信息的个性化学习资源推荐的研究在国内外都取得了显著进展，但仍然需要在多源反馈整合、深度学习技术应用、隐私保护和伦理问题等方面进行深入研究，以更好地满足用户需求。未来的研究方向将更加聚焦于多模态信息的整合、推荐算法的创新和深度学习技术的发展，以期为学习推荐领域的发展提供更为可靠和智能的支持。

1.3 研究内容与方法

1.3.1 研究内容

本研究分析当前有关学习资源推荐模型及应用现状，深入了解学习资源的推荐和相关应用，在结合已有推荐算法的基础上，融合反馈信息设计推荐模型，借助《初中数学》课程学习资源，设计并开发基于反馈信息的在线学习资源推荐系统，将推荐模型应用到学习资源推荐系统中，并完成系统的测试与应用，主要内容从以下几个方面展开：

（1）基于反馈信息的学习资源推荐模型的理论研究

运用文献研究法对学习资源推荐的背景和当前进展进行调研。论述有关反馈信息、学习资源推荐模型以及学习资源推荐系统的相关理论和技术知识，阐述有关学习资源推荐模型的应用。

（2）构建基于反馈信息的学习资源推荐模型

在前期研究的基础上，构建基于反馈信息的学习资源推荐模型。首先从静态学习者特征和动态学习者特征两个方面构建学习者模型，然后通过对教学大纲目标和学生反馈信息的了解构建学习资源库，包括课程知识库和试题库。在此基础上，充分利用学习者学习过程中产生的反馈信息，阐述基于反馈信息的学习资源推荐模式，利用反馈信息进行学习行为分析不断优化学习资源推荐过程。

（3）基于学习资源推荐模型对推荐系统进行设计与实现

通过分析学习资源推荐系统的需求，结合推荐模型构建资源推荐系统的框架，设计并开发系统的功能、资源推荐、系统界面、数据库等环节，并对系统

进行持续的测试、使用、调整和优化。

(4) 验证基于反馈信息学习资源推荐系统的有效性

通过调查问卷,收集数据,进行相应的数据分析,对资源推荐与学习效果、学习满意度等方面进行分析,来验证研究所设计的推荐系统的可行性和有效性。

1.3.2 研究方法

(1) 文献研究法

通过收集和整理文献,能够形成对事实的科学认识。本文中借助文献研究法对学习资源推荐服务的研究现状进行分析,了解实现推荐模型的现状,综合分析关于反馈等相关理论,构建基于反馈信息的学习资源推荐模型,文献研究法的主要作用在于为构建基于反馈信息的资源推荐模型提供研究思路上的启迪,为本研究中模型的设计与应用提供理论依据。

(2) 软件工程法

软件工程方法包括结构化方法、形式化方法和面向对象方法等软件开发方法。结构化方法主要用于划分软件生命周期的不同阶段,而面向对象方法则侧重于数据和功能,确保软件开发过程中的分析、设计、测试、编码和维护流程顺畅。本文将基于基本框架与设计、实施、分析和重新设计的迭代过程相结合,进行需求分析,在基于反馈信息构建的学习资源推荐模型的基础上,完成软件平台的设计和实施,从而为学习者推送贴近需求的学习内容。

(3) 问卷调查法

问卷调查法是指研究者根据标准化的程序,向与研究课题相关的人员发送或者邮寄问卷,然后对问卷进行搜集、整理、分析,从而得到研究结果的研究方法^[44]。运用问卷调查的方法,对所得的数据进行量化分析,得出科学的结论,使研究者能够准确地把握复杂的宏观现象与问题。

1.4 研究思路和创新点

1.4.1 研究思路

当前学习资源推荐过程面临适配度不高、推荐效率低下等问题,本研究从

学习者特征分析、借助学习过程中的反馈信息等角度更新推荐模式，构建基于反馈信息的学习资源推荐模型，通过资源推荐平台实现资源推荐模型的应用。

具体研究思路如下：

第一步：通过阅读文献，了解反馈信息、学习资源推荐系统、学习资源推荐模型的研究现状等，从而了解学习者的学习需求，为后续学习资源推荐模型的构建奠定基础。

第二步：基于学习者特征进行初步的学习资源推荐设计，分析学习资源库的构建原则和步骤，借助初中数学学习课程内容构建学习资源库，为后续学习资源模型构建奠定基础。

第三步：分析学习者在学习过程中产生的反馈信息，结合学习者在学习过程中产生的显性反馈信息和隐性反馈信息完成学习课程资源的推荐，结合学习者学习路径反馈信息利用 AprioriAll 算法实现学习路径的推荐。综合学习者特征、学习过程产生的反馈信息以及学习资源库，建构基于反馈信息的学习资源推荐模型。

第四步：依托于初中数学知识内容，设计并开发具有课程学习、单元测试等功能的在线学习平台，实现学习者的学习资源个性化推荐。并基于 TAM 模型设计调查问卷对于学习资源推荐系统的应用效果进行评价。具体研究思路如图 1.1 所示。

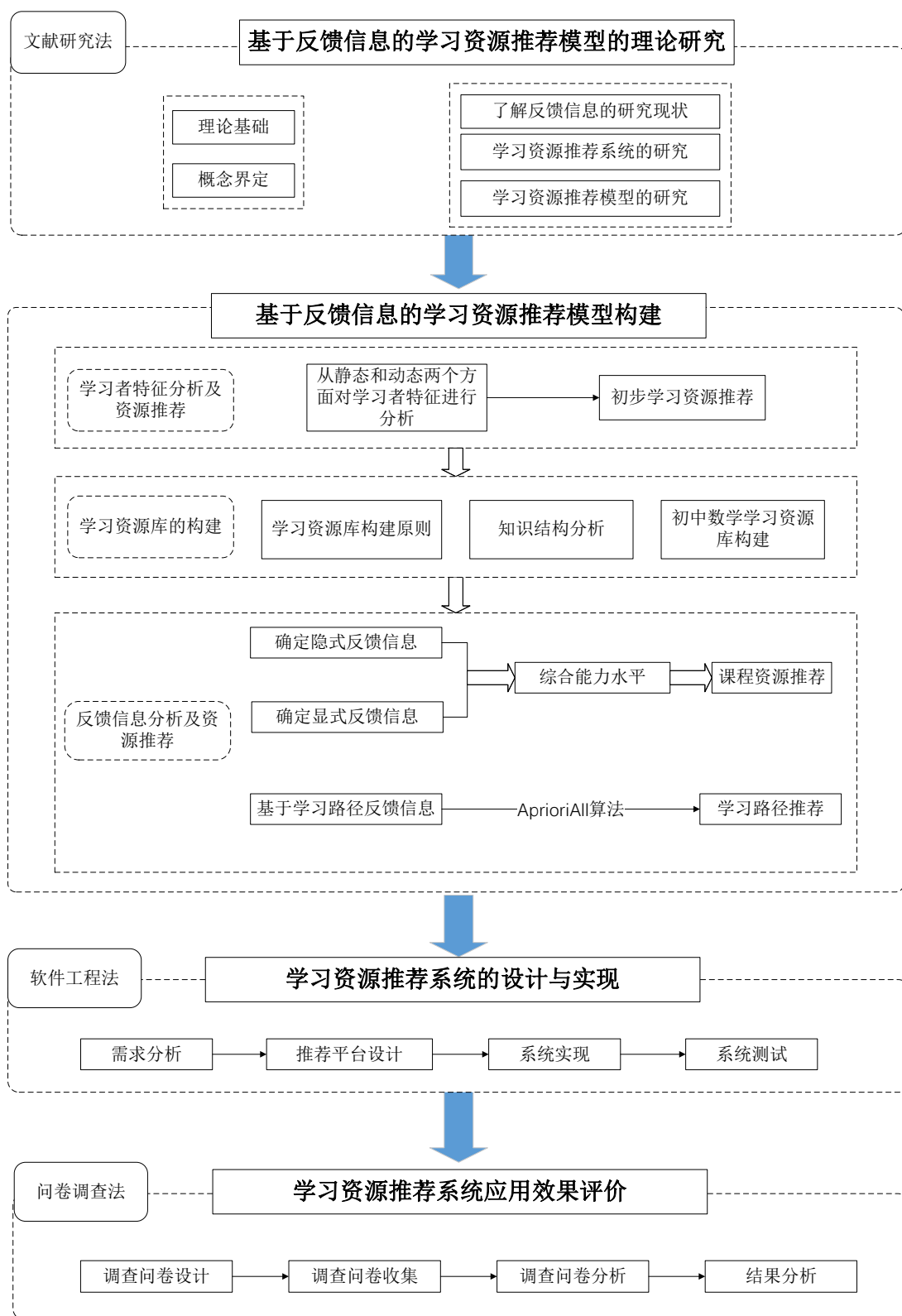


图 1.1 研究思路

1.4.2 创新点

通过学习者特征分析进行学习资源初期推荐, 分析学习者在学习过程中产生的反馈信息, 结合隐性反馈信息和显性反馈信息进行学习资源的再推荐, 基于此构建学习资源推荐模型。然后以基于反馈信息的学习资源推荐模型为主要依托进行功能模块设计, 开发在线学习平台, 在 TAM 模型的基础上设计调查问卷, 对系统的应用效果进行评价。具有以下几个方面的创新点:

(1) 选题创新。随着在线学习资源的不断增加, 一方面, 学习者往往会面临信息过载的问题, 难以从海量资源中找到符合自己需求的内容, 导致选择困难和学习效率低下, 有些推荐系统倾向于推荐用户已经熟悉的内容, 而容易忽略其他可能有价值的学习资源, 导致用户接触到的内容过于单一, 缺乏多样性, 造成信息茧房。另一方面学习资源的分布通常呈现长尾分布, 即少数热门资源占据了大部分用户的关注, 而大量的长尾资源却很少被访问, 传统的推荐系统往往偏向于推荐热门资源, 而忽略了长尾资源的推荐。对于上述问题, 通过分析用户在学习过程中的反馈信息, 系统能够准确了解用户兴趣和偏好, 从而实现个性化的学习资源推荐, 帮助用户快速找到适合自己的内容, 同时系统可以发现用户可能感兴趣但尚未接触过的长尾资源, 从而推荐给用户, 丰富用户的学习体验。由此, 利用反馈信息可以为学习资源推荐系统提供重要的数据支持和指导, 帮助系统更好地解决存在的问题, 提升推荐效果, 因此在选题上是创新的。

(2) 对学习资源推荐模型的创新。学习资源推荐模型通过利用隐式反馈和显式反馈信息, 实现了个性化推荐的进步, 分析用户的点击、浏览等隐式信息和测试成绩显性反馈信息综合评价学习者的能力水平, 基于学习者能力水平的不断变化, 挖掘出用户的偏好和兴趣, 实现更准确的个性化推荐。另一方面从用户的学习路径中提取规律, 利用 **Felder-Silverman** 风格量表, 测量学习者的学习风格, 基于学习风格将学习者分为 16 类, 借助 AprioriAll 算法分析各类型学习者学习路径变化和特点, 生成新的学习路径推荐同类型的学习者。综合利用各类反馈信息提供更精准的个性化推荐, 满足用户的个性化学习需求。

1.5 论文组织架构

本文分为八个部分对基于反馈信息的学习资源推荐模型及其应用研究进行阐述，具体内容如下：

第1章为绪论。本章阐释了依据反馈信息构建学习资源推荐模型以及相关领域研究的背景和研究现状。通过对相关文献的综合评述，概述了当前学习资源推荐服务面临的挑战，提出本研究旨在探讨的问题及其研究价值。

第2章为相关概念和理论基础。本章主要介绍了学习资源推荐系统中基于反馈信息的相关概念及其理论基础。

第3章为学习者特征分析及学习资源推荐。本章主要是对学习者的特征进行分析，并介绍基于学习者特征分析的初步学习资源推荐，为后续基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建奠定基础。

第4章为学习资源库的构建。高效的学习资源推荐服务离不开完整的学习资源库，通过基于学习资源库构建的原则，分析学习资源库构建步骤，利用初中数学这门课程内容完成学习资源库的构建，为后续模型的实现奠定基础。

第5章为基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建。一方面对反馈信息的来源、因素进行分析，确定隐性反馈信息和显性反馈信息所包含的研究因素，基于此阐述基于隐性反馈信息和显性反馈信息结合的课程资源推荐模式，另一方面利用 Felder-Silverman 风格量表，测量学习者的学习风格，基于学习风格将学习者分为 16 类，借助 AprioriAll 算法了解不同类型学习者学习路径变化和特点，生成新的学习路径推荐同类型的学习者。在不同学习资源推荐模式的基础上，结合第3章和第4章的研究构建学习资源推荐模型。

第6章为学习资源推荐系统的设计与开发。本章首先对学习资源推荐系统进行需求梳理和可行性评估，然后对系统总体架构、系统功能模块和数据库进行设计，在此基础上，完成系统开发，实现系统的各个功能模块，并进行系统测试。

第7章为学习资源推荐系统应用效果分析。基于 TAM 模型结合李克特量表设计调查问卷，基于问卷星平台进行问卷的发放和收集，然后从问卷的信度、效度和各个指标维度方面，对调查结果进行综合分析。

第8章为总结与展望。总结在构建和应用基于反馈信息的学习资源推荐模型过程中遇到的挑战与局限性，并对未来的研究方向进行展望。

第 2 章 相关概念及理论基础

2.1 核心概念界定

2.1.1 反馈

“反馈”这个术语最早出现在 20 世纪早期的系统工程中，它是指与控制 and 自动化紧密联系在一起的一个系统的自律机理^[45]。控制论中，“反馈”就是把实际的结果与预期的结果相比较，从而使控制器根据产生的误差指来调整系统的运行^[46]。管理学方面，反馈指的是有关现实与参照标准之间的差异，并以此来改变人们的行为。心理学中的反馈可以被定义为一种系统性的信息传递和接收过程，旨在促使个体认知、情感和行为的调整与提高^[47]。在教育领域中反馈的概念也在不断丰富和发展，Winner 和 Butler 认为反馈是学习者可以用来确认、添加、覆盖、调整或重组记忆的信息，无论这些信息是领域知识、还是元认知知识、是关于自我和任务的信念还是认知策略^[48]。约翰·哈蒂等学者将反馈描述为个体提供关于自身表现方面的信息，强调反馈是表现的“结果”^[49]。在这些先前的定义中，反馈被理解为学习者从各种来源理解信息并使用它来增强工作或学习策略的过程，主要强调反馈是由教师告知学生优点、缺点以及如何改进的概念，并强调了学生在理解和使用反馈信息进行后续工作中的中心作用^[50]。但这种总结性单向反馈并不能代表反馈的全部内涵^[51]。Carless 认为反馈是学习者从不同来源理解信息并使用它来提高工作质量或者学习策略的对话过程^[52]。张倩苇等人则认为当前的反馈应该是以学习者为中心，从教师向学生传递信息的单向概念转变为双边和多边的对话沟通概念^[53]。可见，在教育领域中，反馈的概念经历了从单纯“提供学习者有关其学习过程的信息”^[54]的阶段，逐渐演变为“学习者依据反馈信息不断改进的过程”^[55]，对反馈的理解不再仅仅局限于简单的外部矫正信息，而是涵盖了监控功能和反馈循环的闭环系统。总体而言虽然反馈在实践中被广泛应用，但它的确切含义并不是固定不变的，而是随着理论和实践的发展而不断演变和丰富。

本研究所理解的反馈是一种双边和多边的对话和沟通过程，在学习过程中

产生的信息用来确认、添加、覆盖、调整系统模型或重组学习者的记忆、知识、信念和认知策略，以提高推荐质量或者学习效果。

2.1.2 学习资源

目前对于学习资源的定义缺乏一个统一的标准解释，一些定义强调学习资源的功能性，例如武法提指出学习资源是学习者在学习过程中可以利用的一切条件^[56]，这种定义将学习资源视为支持学习和知识获取的工具。另一些定义则侧重于学习资源对个体认知结构和学习过程的影响。例如，王敏提出学习资源是在教学或学习系统创设的学习环境中，能影响和改变人们认知结构发生变化的一切内部和外部条件^[57]。这种观点强调学习资源不仅提供知识，还能够影响学习者的思维结构和认知过程。还有从学习资源的组成内容对其进行定义的，这种定义将学习资源定义为包括支持系统、教学材料和学习环境等多个组成部分的综合体。因此，学习资源的概念在不同背景和领域下可能有不同的侧重点。这种多样性反映了学习资源的复杂性，以及其在教育和学术研究中多种多样的角色和功能。同时，学习资源有广义和狭义之分，广义的学习资源是指学习者在学习情境中能够利用的所有元素，这包括教学教材、资料、专业人士、设备系统以及环境等。狭义的学习资源是指学习内容和学习资料^[58]。

学习资源库以一种集成和共享的方式为学习者和教师提供了多元化、多维度的学习资源，不仅为教师创造了灵活的教学环境，推动了教学模式的改革和创新，还满足了学习者多样化的信息需求，促进了优质教育资源的传播和利用。学习资源的数字化和网络化推动了教育的现代化发展，为学习者提供给了丰富的学习路径，学习资源库的建设对教育领域发展有着不可或缺的作用。

2.2 相关理论基础

2.2.1 人本主义理论

人本主义理论的理念强调学生的中心位置，认为学生是教育活动的核心。人本主义理论认为，学习是认知和情感相结合的^[59]，在学习过程中，学生不仅仅是被动吸收程序化的知识和进行技能训练，而是在教学互动中积极参与，体

验个人的情感反应和独立思考，从而内化成有意义的知识。人本主义教育理论突出了学生的自我成长、自尊和自我实现的重要性，它认为学生在教育的促进下能够独立学习，这源于他们内在的成长欲望、自尊需求和实现自我的可能性。

2.2.2 反馈干预理论

Kluger 和 DeNisi 在元分析中提出反馈干预理论^[60]。反馈干预是一个策略，其中通过有意向地向学生提供关于其个人行为的信息，旨在激发学生的内在动机，进而提高学习成效。这种干预的核心在于有效地传递信息并激活学生的内驱力，进行反馈时，所提供的内容经过精心筛选，以确保信息能够促使学生朝着预期的方向发展。学生利用反馈中的信息和既定的学习目标来自我调节，这种自我调整过程能够唤醒学生的学习热情，最终促进其学习成果的提升。

2.2.3 联通主义理论

乔治·西蒙斯于 2005 年首次提出联通主义学习理论，主张在互联网普及的背景下，学习的含义已经从单纯的知识掌握扩展到了知识的共享与创造。根据这一理论，学习者和知识构成了网络中的各个节点，它们之间相互连接，学习的核心任务转变为连接各个节点，促进信息流通和知识交换。这种观点为学习资源推荐提供了新的理论视角，强调了不仅是学习者之间的互动，也涵盖了学习者与知识点之间的互联互通。

2.3 本章小结

本章探讨了反馈和学习资源的概念，其中反馈作为信息传递机制，对学习者理解和调整至关重要，而学习资源则为学习者提供多样性和深度的学习体验。在理论基础部分，介绍了人本主义理论、反馈干预理论、联通主义理论和建构主义理论，这些理论为构建有效的学习资源推荐模型提供指导。

第3章 学习者特征分析与学习资源推荐

3.1 学习者特征分析

塞勒夫 (Self J. A.) 提出学习者模型是一组用于表示学习者认知状态的程序集合并认为如果使用更高级的编程语言, 并从多个方面构建模型, 学习者模型将能产生更好的推荐效果^[61]。同时学习者模型也是一种用于刻画和表征学习者个体状态的重要工具或框架^[62]。学习者模型依托对学习者的个人信息、学习过程信息、学习偏好、知识状态等信息的存储和分析, 可以帮助学习者更好地了解自己, 反思学习过程, 并进一步提高学习动机^[63]。本研究的学习者特征从静态学习者特征和动态学习者特征进行分析。

3.1.1 静态学习者特征分析

静态学习者特征不仅包括基本的个人信息, 如年龄、性别、学历, 还包括学习风格、学科偏好、兴趣爱好等方面的特征。这些特征是相对稳定的, 不随时间变化, 能够提供关于学习者个性、学科倾向重要线索。通过分析这些静态学习者特征, 可以更好地了解学生的学习倾向和需求。本研究中的静态学习者特征主要包括个人信息和学习风格两个方面。

(1) 个人信息

个人信息部分主要包括用户名、性别 (男、女)、手机号、密码、年级 (初一、初二、初三) 如图 3.1 所示, 系统在学习者在注册登陆时获取该维度的信息。

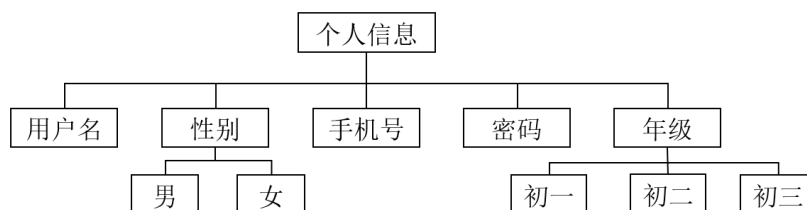


图 3.1 个人信息

(2) 学习风格^[64]

国际上主流的学习风格模型由 Reid 模型、Kolb 模型和 Felder-Silverman 模型。这些模型各具特色，但 Felder-Silverman 模型具有规范的量表，可以根据量表进行数据收集并计算^[65]，学习风格维度的分类也有助于了解学习者的学习风格信息（如表 3.1），所以在学习风格测量中使用 Felder-Silverman 量表。

表 3.1 学习风格信息

维度	类型	特点	偏向	知识点的学习顺序组织
信息感知	感悟型	偏向死记硬背，细心，喜欢学习事实	问题、事实，案例	先问题后理论 基于问题学习、基于案例学习
	直觉型	具有灵活性和创造性，擅长理解新概念，掌握抽象的数学公式	概念、公式	先理论后问题 先行组织者
信息输入	视觉性	擅长记忆所见的东西，如图片、图表、流程图、图像等	图片、视频	学习内容的呈现形式
	语言型	从书面和口头解释中获取信息	文本、视音频	
信息加工	活跃型	先做后想—在实践中直接检验自己的想法，倾向于与同伴讨论、交流	同伴讨论、留言、虚拟实验	从交流工具和学习环境方面
	沉思型	喜欢独立工作，擅长将获取的知识进行分类和再思考，找到自己的解决方案，然后再反复思考 and 重新处理问题	印象笔记等总结性工具和在线搜索工具、知识库等	
内容理解	序列型	喜欢先学习分立的知识，线性、逻辑、小步走	顺序学习、链接	逻辑顺序或者类别顺序
	综合型	喜欢先获得知识的综合	超链接、概	先整体后部分

		视图，顿悟、大步走	念图	
--	--	-----------	----	--

通过 Felder-Silverman 学习风格自评问卷测试获取学习者的学习风格，学习风格计算规则如表 3.2 所示，每道题中有两个选项，不同类型风格的每个维度分别对应着 11 道题。

表 3.2 学习风格计算规则

感悟型 M/直觉型 N			视觉型 M/语言型 N			活跃型 M/沉思型 N			序列型 M/综合型 N		
题目	A	B	题目	A	B	题目	A	B	题目	A	B
1		1	2		1	3		1	4		1
5	1		6	1		7	1		8	1	
9		1	10		1	11		1	12		1
13	1		14		1	15	1		16		1
17	1		18		1	19		1	20		1
21	1		22	1		23		1	24	1	
25		1	26		1	27		1	28		1
29		1	30		1	31		1	32		1
33		1	34		1	35		1	36		1
37	1		38	1		39	1		40		1
41	1		42	1		43	1		44		1
合计	6	5	合计	4	7	合计	3	8	合计	2	9
计算	(6-5)M		计算	(7-4)N		计算	(8-3)N		计算	(9-2)N	
类型	感悟型		类型	语言型		类型	沉思型		类型	综合型	
Output=（Max-Min）+ Letter _(max)											

由此可以将学习风格测量规则总结为以下几个方面：

- ① 学习者进行学习风格测量时，根据问卷题目中的题目选项选择其一，被选中的选项会被标记为 1。
- ② 合计时计算该选项被标记的频次。
- ③ 学习风格维度的计算:根据公式(3.1)每个风格维度包括 11 道测试题，根据合计过程计算出的数值，用大的数值 Max 减去小的数值 Min ,并在后面标记 Max 对应的学习风格类型对应的 $Letter(M/N)$.例如在感悟/直觉学习风格中，学

习者有 6M 和 5N, 就在计算栏中写上 (6-5) M (6 所对应的学习风格类型标记时 M), 表明学习者属于感悟型学习风格。

$$Output = (Max - Min) + Letter(max) \quad (3.1)$$

④ 其他四类学习风格量表中依次计算, 可以判断出学习者的学习风格为 ILS={感悟型, 语言型, 沉思型, 综合型}

⑤ 在经过大量的数据检验, Felder-Silverman 学习风格问卷的值可分为 11M、9M、7M、5M、3M、M、N、3N、5N、7N、9N、11N 等。根据实证研究, 这 12 个值划分为三个范围, 以“感悟型/直觉型”学习风格为例, 当得分范围在 11M 至 5M 的之间时, 个体表现出强烈的通过理解学习的倾向, 更喜欢从具体、实际、可观察的经验中学习, 强调实用性和结果。当在量表中获得中性分数后, 学习者倾向于调整自己的感知/直觉学习风格, 也就是说, 他们能够同时处理具体的、感性的、抽象的和直觉的信息, 而没有明显的偏好。当得分在 5N 到 11N 之间是直觉型学习者, 他们更喜欢抽象概念、理论和模型, 更关注逻辑论证和理论讨论。

可以看出, M 代表感悟型, M 前面的系数越大, 这种风格的程度越强, 因此该学生属于感悟型学习风格类型。N 前面的系数代表直觉型风格, N 前面的系数越大, 这种风格的程度越强, 因此该学生属于直觉型学习风格。当取值 $\in \{3M, M, N, 3N\}$ 时, 学生属于哪种学习风格类型并不明显, 因此定义为平衡风格。

根据 Felder-Silverman 学习风格测试可以判断学习者的学习风格, 在进行学习资源推荐时, 可以根据学习者的学习风格为学习者推荐对应的资源。其学习风格与学习资源对应关系如下:

① 感悟型/直觉型: 感悟型和直觉型属于信息感知的维度, 感悟型的学习者偏向记忆事实工作, 喜欢从问题角度出发学习知识, 因此在学习资源推荐过程中为感悟型学习者推荐一些基于问题的、事实案例类型的学习资源。直觉型学习者擅长掌握新的概念, 善于发现事物之间的内在联系, 因此在学习资源推荐过程中为该类型的学习者推荐有关理论、定理的资源。

② 视觉型/语言型: 视觉型和语言型属于信息输入维度, 主要与学习资源的媒体类型有关。对于视觉型的学习者更偏好于直观和图像化的材料, 因此为他们推荐的学习资源应主要包括图像和视频内容。而语言型的学习者更青睐于基于文字的内容, 所以为他们推荐的学习资源以文字为主导, 着重于文本材料、

书籍等。

③ 活跃型/沉思型：活跃型和沉思型属于信息加工维度，活跃型学习者喜欢团体合作和问题讨论，适合采用课前引入讨论点激发兴趣，通过资料研究获取新知识，通过案例分析解答疑难，通过练习进行知识检验，最后通过测试进行知识巩固和技能提升的学习流程。而沉思型学习者更倾向于个人独立的学习方式和深入思考，他们的学习路径可以从独立阅读材料开始，通过案例研究深化理解，接着是讨论交流以拓展视角，紧接着通过练习进行自我检验，最后通过测试来整合并评估学习成果。

④ 序列型/综合型：序列型和综合型属于内容理解维度，与学习者学习知识的习惯有关，侧重于学习资源的方式。序列型学习者喜欢先线性、小步的学习知识，因此可以基于学习者的先前选择和进展，为他们提供一个逐步学习的路径。例如，如果学习者已经学习了基础课程，系统可以推荐相关的中级课程，然后再推荐高级课程，以帮助他们建立系统的知识体系。综合型学习者更喜欢自主决定学习内容，因此在学习资源推荐中提供更多的选择，包括不同难度级别的课程、相关的学习材料、在线讨论社区等。

3.1.2 动态学习者特征分析

在学习过程中，学习者的理解和认知水平会随着学习的深入发生质的变化，这种现象通常被称为认知飞跃。这种变化不仅仅局限于认知层面，还牵涉到学习者的其他特征，有些变化能够被学习者自己察觉，但也存在一些难以察觉的变化。为了帮助学习者更敏锐地感知学习过程中的这些变化，并且引导他们的学习方向，本文通过利用学习者的反馈信息，获取他们在认知水平和兴趣偏好方面的变化情况，帮助学习者更好地了解自身的学习进展，从而指导他们更高效地学习。研究中动态学习者特征包括认知能力和学习行为。

(1) 认知能力^[66]

根据美国著名教育心理学家布鲁姆的“教育目标分类”理论，教育目标应当包括认知能力领域、动作技能领域和情感领域，其中认知能力的目标按照智力活动的复杂程度分为六个等级：识记、理解、应用、分析、综合和评价^[67]。识记指的是能够记忆并重复信息的技能，理解是用个人语言表述所学内容的能力，应用是对于知识再情境中的运用能力，分析能力则是能将复杂的知识

体系分成各个相关部分的能力，综合则是将不同知识元素融合成新的知识或模式的能力，评价是基于既有知识或标准对事物进行评判的能力。这些等级从简单到复杂，从具体到抽象逐渐增加，为教学提供了清晰的指导方针。

本研究采用练习题对学习者学完每个最小知识点后进行巩固，测试题类型涵盖选择题、填空题和解答题，每道题至少能测量“识记”、“理解”、“应用”、“分析”、“综合”、“评价”六项认知能力中的一项（在题库建立时定义题目测试的认知能力）。对于学习者的认知能力进行测量和计算具体步骤如下：

① 在学生测试中，用记录表记录学生每题的答题情况 and 对应认知能力值，答对题目认知能力值记为 1，答错记为-1，不回答则为 0。以填空题部分完成为例（如表 3.3）。

表 3.3 认知能力测试

题目	认知能力(C _{ij})					
	识记	理解	应用	分析	综合	评价
1	1	0	0	0	0	0
2	0	-1	-1	0	0	0
3	0	0	1	0	0	0
4	0	0	0	1	1	1
5	1	0	0	0	1	0

② 学习者回答完一部分题型后可以计算相应题型对应的各项认知能力的正确率矢量：

$$R_i = (r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6) \tag{3.2}$$

其中 $r_i \in [0, 1]$, $i=\{1,2,3,4,5,6\}$, r_i 表示某项认知能力的正确率：

$$r_i = \frac{C_{ij}}{(C_{ij}(1)+C_{ij}(-1))} \tag{3.3}$$

(其中 $0 \leq j \leq n$ (n 为每类题型对应数量))

$C_{ij}(1)$ 表示在本部分测试题中第 i 项认知能力答对的次数，而 $C_{ij}(-1)$ 表示答错的次数。

③ 每个最小知识点都包含选择题、填空题和解答题，形成多种题型，各自对应不同的认知能力。这样就构建了各种题型和认知能力的评价矩阵：

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{31} & \cdots & r_{36} \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

$r_{11} - r_{16}$ 表示单选题认知能力评价值, $r_{21} - r_{26}$ 表示判断题认知能力评价值, $r_{31} - r_{36}$ 表示解答题的认知能力评价值。

④由专家定义各种题型的权值 $T = (T_1, T_2, T_3)$, $T_1 + T_2 + T_3 = 1$ 。 T_1 为单选题权重 $T_1 = t_1/(t_1 + t_2 + t_3)$; T_2 为判断题权重 $T_2 = t_2/(t_1 + t_2 + t_3)$; T_3 为解答题权重 $T_3 = t_3/(t_1 + t_2 + t_3)$ 其中, t_1, t_2, t_3 代表多个学生在每一部分题型完成后的平均答题评价值。可以得到各项认知能力的最终评价结果:

$$P = T * M = (P_1, P_2, P_3, P_4, P_5, P_6) \quad (3.5)$$

⑤计算学习最小知识点后学习认知能力A:

$$A = \sum_{i=1}^6 P_i * W_i \quad (3.6)$$

W_i 为某项认知能力的权重, $W_i = \{0.14, 0.1125, 0.1625, 0.18, 0.275, 0.13\}^{[66]}$ 。

(2) 学习行为

本研究专注于学习者在学习过程中的个体行为和交互行为信息,并运用相关算法对这些行为进行深入分析。该研究的目标在于揭示这些行为背后的深层次价值,以提高在线学习的效率并激发学习者的内在动机。学习行为数据的获取依赖于学习者的实时反馈,这种实时性保证了数据的准确性和可信度。这些行为数据主要分为显性反馈信息和隐性反馈信息两类。显性反馈信息涵盖了学习者自觉参与的行为,如评分和点赞等,具有直接性和明晰性,能够直观地反映学习者的需求和偏好。然而,显性反馈的获取需要学习者的积极参与,这可能受到用户意愿和参与度的限制。相较之下,隐性反馈信息则是一种间接的、隐含的数据,包括浏览次数、停留时长、反复观看等。这些数据不依赖于用户的明示意愿,却能够间接地揭示用户的兴趣和倾向。将显性和隐性反馈信息相结合,能够更全面、深入地理解学习者的行为模式。

3.2 基于学习特征分析的学习资源推荐

通过分析学习者的个性化特征,系统能够更精准地洞察其学习偏好、学科兴趣和学习风格等方面的特征。这种个性化学习特征的深度解析为系统提供了深入理解学习者需求的基础,从而实现更智能、有针对性的学习资源推荐。这

一方法不仅提升了学习资源推荐的准确性,也为学习者提供了更贴近其学术背景和学科偏好的学习体验,促使其更高效地获取知识。

3.2.1 基于学习风格分析的学习资源推荐

在学习风格的信息加工维度上,信息加工的活跃型与沉思型风格主要倾向于学习活动顺序的选择,使得学习者可以根据他们的风格偏好获得定制化的学习路径。活跃型学习者偏好参与小组讨论和积极的团队协作,推荐给这类学习者的学习活动顺序:概述→课程资源→总结→实操→分享讨论→测试^[68]。而沉思型学习者倾向于静态学习和个人思考,更适合独立地完成学习任务,为他们推荐的学习活动顺序:概述→课程资源→分享讨论→实操→测试→总结^[68]。

在学习风格的感知维度上,感悟型与直觉型学习者的区分体现在对教材内容具体性或抽象性的偏好上。感悟型学习者倾向于通过实际操作和细节记忆进行学习,更适合使用包括具体实例的学习资料。因此,为这类学习者推荐的资源应包括详细的案例研究、实际操作的视频和具体的操作指导课件等。而直觉型学习者更偏好于理解抽象的概念及其相互关系,应提供具有理论总结和概念间联系的学习资源,如核心概念的详细阐释、概念性的综述材料等。

在学习风格的信息加工维度上,针对视觉型或言语型学习者推荐学习资源时,系统通常会考虑不同的媒体类型来适应各自的学习偏好。视觉型学习者更倾向于通过视觉元素来接收信息,因此针对此类型的学习者为其推荐课程视频内容。言语型学习者更适合接收文字信息,他们通过阅读来学习新信息。因此针对此类型的学习者为其推荐学习课件、试题和相关文档。

3.2.2 基于认知能力分析的学习资源推荐

根据 3.2.1 中认知能力小节的内容计算可得学习者对某一知识点的认知能力 A 的值,即可以获得学习者对于某一知识点的掌握情况,根据学习者对于知识点的掌握情况进行划分为 $A \in [0.8, 1]$, $A \in [0.6, 0.8)$, $A < 0.6$ 。当 A 的值在 $[0.8, 1]$ 之间时,我们认为学习者对于该知识点掌握非常好,当 A 的值在 $[0.6, 0.8)$ 之间时,我们认为学习者对于该知识点基本掌握,对于 A 的值小于 0.6 时,学习者对于某一知识点掌握较差。如果学习者学习过某一知识点测试后知识能力水平为 $[0.8, 1]$ 之间,则表明学习者掌握该知识点,则系统为学习

者推荐学习资源时就会推荐高一难度的知识点课程资源和测试题，如果学习者学习过某一知识点测试后知识能力水平为小于 0.6，则系统为学习者推荐资源时，就会为学习者推荐较低难度的课程和测试，使得学习者能够再次学习，直到掌握该知识点，如果学习者能力测试水平在 $[0.6, 0.8)$ 之间时，则由学习者自主决定是否进行下一知识点的学习，还是重新学习该知识点，进行知识的巩固。

3.3 本章小结

本章从静态和动态两个角度进行学习者特征分析，静态方面充分考虑学习者的基本信息，动态方面关注学习者在实际学习中的表现和变化，以全面了解学习者的学习习惯和需求。同时从学习风格方面，阐述系统能够为学习者进行初步推送的学习资源。总体而言，基于静态和动态两个角度的学习者特征的学习资源推荐，为学习者首次进行课程学习提供便利，同时为后续反馈信息的获取和进一步学习资源的推送奠定基础。

第4章 学习资源库的构建

通过构建学习资源的数据化资源库可以促进个性化学习系统的实施。AECT'94 定义的学习资源包括教学材料、支持系统、学习环境^[69]。本研究所使用的内容为初中数学学习阶段的课程内容，因此以初中数学学习阶段的学习资源为主要分析对象进行学习资源库的构建，初中数学学习阶段可用于辅助学习的各类材料，包括视频、教科书或者课件等文本材料、各类图形和图表资源以及练习题和测试卷等练习材料。

4.1 学习资源库构建的原则

在线学习资源的建构对实现在线学习资源推荐有着至关重要的联系，学习资源构建的质量关乎着学习者的学习成效。鉴于初中生当前的认知能力可能不足以进行科学的知识归类和细致划分，本研究对初中数学学习资源实施了难度级别的区分，旨在帮助学习者挑选与自身能力相匹配的学习材料，在对初中数学学习资源进行分类时，必须遵循一下四点：

（1）以学习者为中心的原则

传统教育注重教师对学生的灌输和传授知识，学生在这种教育环境下处于被动接受和吸收的角色。然而，我国教育改革的理念是要从这种传统模式中解放出来，培养具备独立思考、创新能力和自主学习能力的学生。在新的教育理念下，学生被视为学习的主体，教师的角色是引导者和促进者。学生被鼓励积极参与学习过程，提出问题、探究答案，倡导自主学习和探索。他们将成为自己学习的主人，有机会根据自己的兴趣和需求自主选择学习内容和学习方式。因此在初中数学学习资源设计时应充分考虑学习者的认知规律和个性发展。

（2）学习资源建构技术规范性原则

当前我国教育信息化技术标准（CRELTS）体系中所包含的数字化学习资源建设的技术规范有《学习对象元数据》（CELTS-3）、《教育资源建设技术规范》（CELTS-41）及《基础教育教学资源元数据规范》（CELTS-42）^[70]。其中《教育

资源建设技术规范》(CELTS-41) (如图 4.1) 更加适应学习资源建设,更具有可扩充性和可持续发展的目标需求^[71]。

通过整理新课标要求的初中数学知识点,我们发现初中数学的知识点内容庞大且涉及的范围广泛,因此我们在设计整体的资源库时应尽量涵盖所有的知识点,并按照一定的逻辑结构组织初中数学的知识点。由于每个学习者的学习偏好不同,导致其采用的学习方式也不尽相同,因此我们在设计初中数学的资源库时应考虑多样化的媒体资源,如我们提供了视频、文档和习题等,满足不同学习者的学习需求。

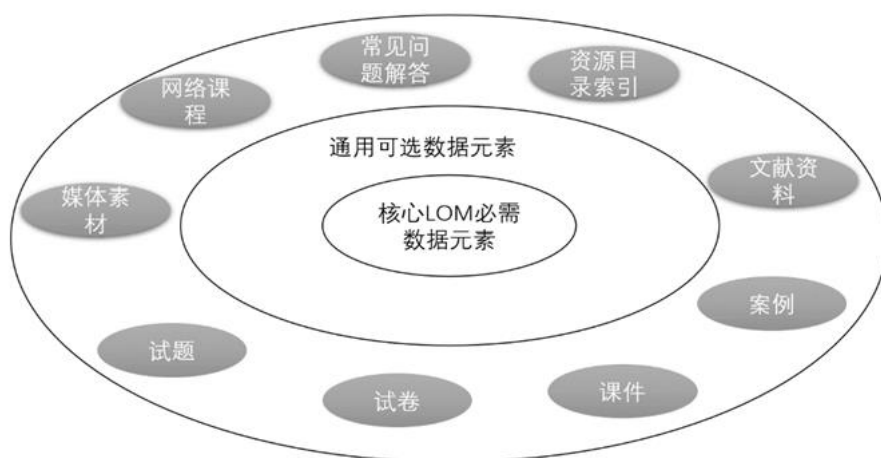


图 4.1 教育资源建设技术规范机构图

(3) 学习资源的准确性和科学性原则

初中数学学习资源库中的知识点应该基于正确的数学概念和原理,确保所呈现的知识点和解题方法是正确的,不会给学生造成误导。同时,学习资源应该符合数学的逻辑和思维方式,能够帮助学生建立科学的数学观念和清晰的数学思维框架。这就要求在设计初中数学的资源库时立足于教学大纲和新课程标准,符合新课标的学习要求,同时,对于上传者上传的资源层层把关,确保知识的准确性和科学性。

(4) 学习资源划分的标准性原则

进行学习资源的划分时应该考虑难度的差异。对于初学者或具有较低学习水平的学习者,应提供一些针对基础知识和简单概念的学习资源。这些资源应以简明易懂的方式呈现,帮助学习者建立起对基础概念的理解和掌握。对于进阶学习者或具有较高学习水平的学习者,可以提供一些更为深入和复杂的学习

资源,涵盖更多的专业知识和应用技巧,这些资源可以通过提供更多的案例研究、问题解答和挑战性任务等形式,激发学习者的思维和创造力。

4.2 知识结构的分析

构建初中数学学习资源库的关键在于明确初中数学的知识结构体系。初中数学的各个知识点并非独立存在,而是相互关联的。为了确定这种关联关系,需要对初中数学的知识结构进行分析。只有在对知识结构有清晰的认识并加以整合,才能有效地构建初中数学的学习资源库,为学生提供更针对性和系统性的学习资源。

依据《义务教育数学新课程标准(2022年版)》中的学习要求,初中数学的知识划分为数与代数、图形与几何、统计与概率及综合实践四个模块,具体如图4.2所示^[72]。

将每个模块作为一个一级知识点,共有4个一级知识点,结合初中数学人教版教材,将每个一级指点下面再划分若干二级知识点,如在数与代数这个一级知识点中又包括了有理数、整式的加减等十四个章节,将这14个章节作为二级知识点,在二级章节下又划分为若干个三级知识点。在本文中将三级知识点作为推荐单元,是学习者通过系统所获得的学习内容。以初中数学数与式知识模块为例,知识结构如图4.3所示。

通过对知识结构的细致分析,能够确切地识别各知识点之间是呈现从属关系还是并列关系,是属于同一层次还是不同层次,以及它们是否隶属于相同或不同的模块。这种分析为我们提供了一种机制,当学习者表达对特定知识点的需求时,可以依据已建立的知识结构,识别并检索出相关或同等级别的知识点,并将这些知识点及其关联的学习资源纳入系统的搜索或推荐范围之内。这样可以更准确地满足学习者的需求,提供相应的学习资源支持。

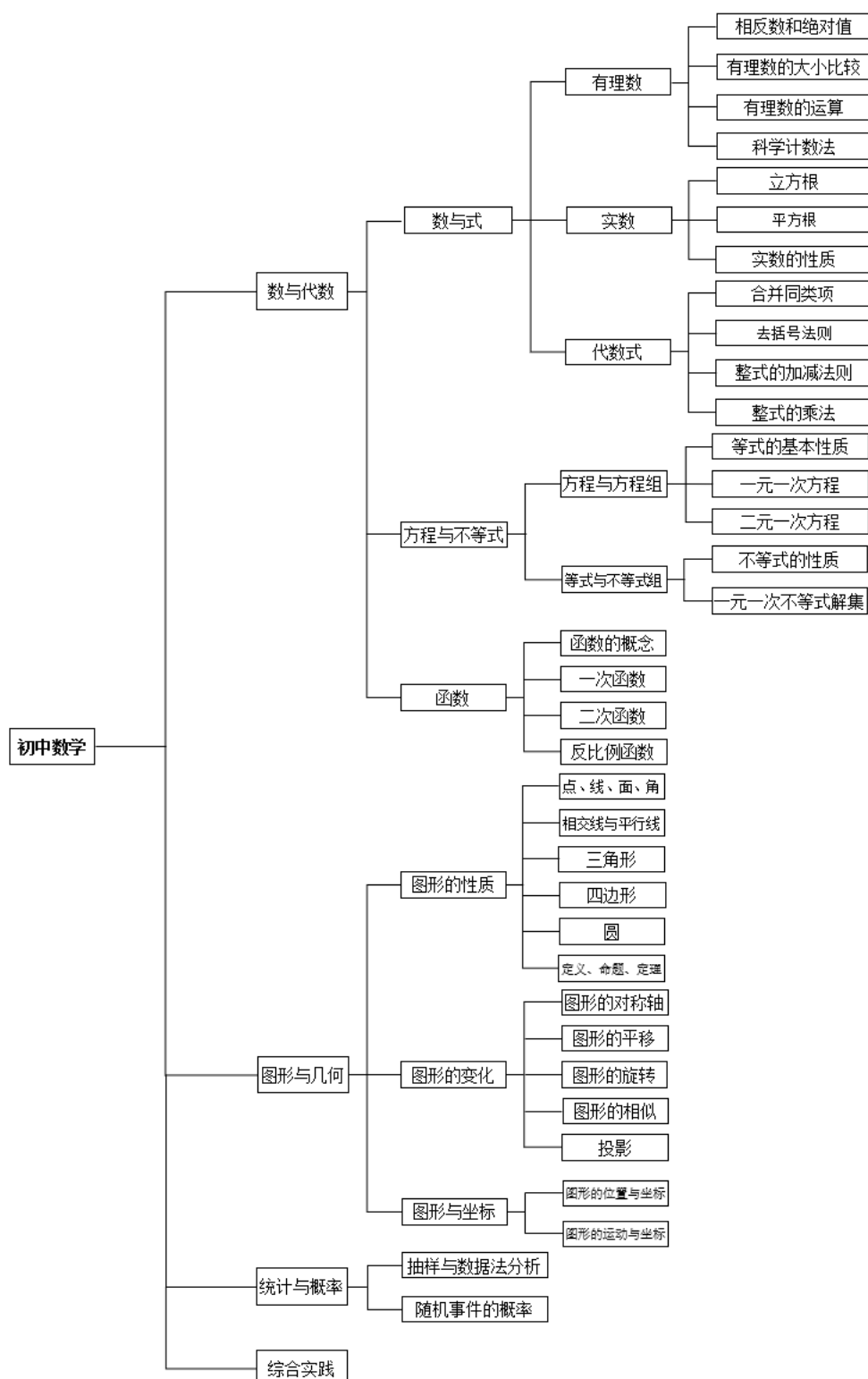


图 4.2 初中数学知识结构图

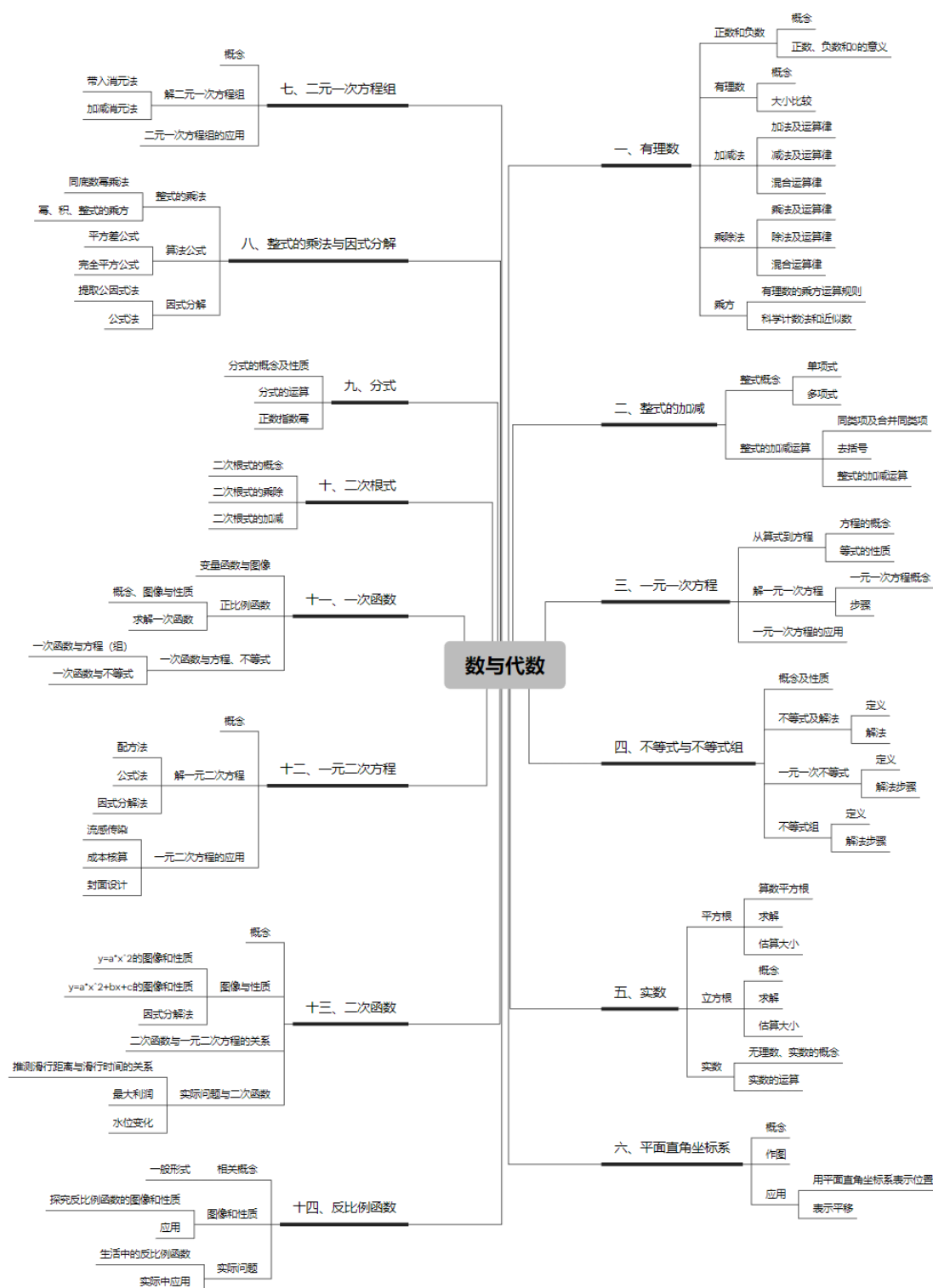


图 4.3 数与代数知识结构图

根据知识点的层次关系和模块划分来设计编码体系,以便系统能够根据编码快速调用和匹配相应的学习资源。编码可以采用层级编号或其他符号系统来表示知识点的层次关系和归属模块。通过对知识点进行编码,可以实现对学习资源的有效管理和检索,使学习者能够方便地找到并使用与所需知识点相关的学习资源。以初中数学数与代数模块为例,编码情况如表4.1所示。

表 4.1 数与代数知识编码表

一级知识点	二级知识点	三级知识点	知识点编码
数与代数	有理数	正数和负数	010101
		有理数	010102
		有理数的加减	010103
		有理数的乘除法	010104
		有理数的乘方	010105
	整式的加减	整式概念	010201
		整式的加减运算	010202
.....

知识点编码的规则是将知识按层级进行划分,其中一二位表示一级知识点的编码,即知识模块的编码;三四位表示二级知识点的编码;五六位表示三级知识点的编码。这种编码方式的目的是为了使知识体系更加有序和结构化。通过编码,可以方便地进行知识点的组织、关联和查询。

4.3 学习资源库建构步骤

4.3.1 学习资源类型分类

由于学习资源的种类非常丰富,包括教学视频、音频、图片、测试题等。为了实现更精准的推荐和有效的资源管理,对收集到的学习资源进行分类是非常重要的。通过对学习资源进行分类,可以帮助学习者更有效地获取适合自己的学习资源。学习资源的分类如表4.2。

表 4.2 学习资源分类

编码	资源类型
A	教学视频
B	课件
C	试题
D	图片

4.3.2 学习资源难易程度的划分

初中数学的知识内容包含了基本的概念和公式、空间图形以及相关知识点的应用等。各个知识点存在一定的从属关系，即使相同等级的知识点在难度上也有所差异，特别是不同知识点对应的学习资源（主要是测试题）之间。因此对学习资源进行难度等级的划分，能够更好的推荐学习资源和评估学习者的学习效果。

在学习资源推荐系统中，不同的学习者对同一知识单元难度的感知是不同的，某个知识单元对某些学习者来说可能太难，而对另一些学习者来说则太容易，同一个学习者对不同的知识单元也可能有不同难度的感知。为确保一致性，本研究将中学数学学习材料中的知识单元按难度从 0 到 n 级进行分类。0 级是最基本的概念性知识，难度最低，随着难度的增加而逐渐提高。确定知识难易程度的方法有两种：一是专家根据经验对各知识单元的难易程度进行分类；二是学生对知识单元试题的错误率。错误率越高，知识单元的难度越大。

4.3.3 资源库的分类和构建

本研究中将主要构建两类资源库，一类是媒体资源库，主要包括视频、图片等学习资源，另一类是试题资源库，主要包括测试题等。通过对学习资源进行属性标记，更加精确地描述学习资源，有效地组织、分类和检索这些资源。对于媒体资源的属性建构如表 4.3 所示，包括媒体资源编号、媒体资源名称、媒体资源类型编号、知识点编码等内容。对于测试题属性建构如表 4.4 所示，包括测试题编号、测试题类型编号、测试题内容等内容。

表 4.3 媒体资源属性

字段名	字段类型	字段描述	备注
mediaID	int	媒体资源编号	PK（主键）
mediaName	varchar(20)	媒体资源名称	
mediaTypeID	char	媒体资源类型编码	
knowledgepointID	int	知识点编码	
mediadetadata	varchar(200)	媒体资源描述	
storagepath	varchar(200)	存储路径	

表 4.4 测试题属性

字段名	字段类型	字段描述	备注
testID	int	测试题编号	PK（主键）
testTypeID	char	测试题类型编号	
testContent	varchar(200)	测试题内容	
testAnswer	varchar(200)	测试题答案	
testDegree	int	测试题难度	
testPointID	int	测试题知识点编号	

4.4 本章小结

本章首先阐述了学习资源库的构建原则，基于初中数学课程内容分析其知识结构，按照学习资源库的构建步骤完成初中数学学习资源库的构建，为后续学习资源推荐模型的设计和实现奠定基础。

第5章 基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建

5.1 反馈信息的收集与分析

5.1.1 反馈信息的来源

学习资源推荐系统中的反馈信息主要来源于学习者学习的行为数据、学习者的反馈和评价、和学习者在社交媒体或者社区的互动信息。

用户行为数据在学习资源推荐系统中发挥着重要的作用。通过对用户的浏览记录、点击行为、资源收藏和书签添加、下载记录等行为进行分析，系统可以获取用户对不同学习资源的兴趣和偏好，为用户提供个性化的学习资源推荐。用户浏览记录能够反映用户对学习资源的关注程度。通过对用户浏览记录进行深入分析，系统能够了解用户对不同学习资源的浏览频率和持续时间，从而推断用户对各个资源的兴趣度。用户

点击行为更直接地反映用户对学习资源的偏好。当用户主动点击某一资源的链接或按钮时，系统可以确定用户对该资源的兴趣程度较高，可能是因为用户主动产生了学习需求或对该资源已经有了一定了解。用户对学习资源进行收藏和添加书签也能为系统提供有价值的反馈。当用户将某一学习资源收藏或添加至书签中，意味着用户认为该资源对自身的学习具有重要的价值，并且希望能随时找到该资源进行学习。

学习者的反馈和评价：通过精心设计的问卷和调查问题，平台能够系统地收集用户对学习资源的评价、反馈和使用经验。这些数据为推荐系统提供了更为精准和个性化的用户偏好信息，从而提高了推荐的准确性。具体而言，用户调查和问卷能够帮助平台深入了解用户对学习内容、难易程度、质量等方面的看法和需求。这些信息有助于平台优化课程设计和教学资源，以满足用户的期望和需求。同时，用户反馈还可以揭示在学习过程中的痛点和困难，为平台提供改进教学的依据。

社交媒体和社区互动：用户可以通过社交媒体平台或在线学习社区与其他用户进行互动和交流，分享学习资源的心得和推荐。这些互动和讨论可以作为

一种反馈信息，用于推荐系统中的社交推荐或群体推荐。社交媒体和在线学习社区的兴起为用户提供了更多的机会与他人进行互动和交流。通过这些平台，用户可以分享学习资源的心得，了解其他人的学习经历，从中获取更多的学习灵感和动力。同时，用户也可以向其他人提问和寻求帮助，得到更多的学习支持和建议。推荐系统可以基于用户的社交互动数据构建社交网络，并根据用户之间的关系和互动行为生成个性化的推荐内容。比如，如果某个用户关注了一位在某个领域有很高影响力的专家，并与他进行了互动，那么推荐系统可以将这位专家的学习资源和推荐推送给该用户，以满足他的学习兴趣和需求。用户的群体互动和讨论也能提供更加丰富的推荐信息。推荐系统可以分析用户在社交媒体和在线学习社区中的互动行为，比较用户之间的相似性和差异性，从而生成群体推荐。群体推荐不仅可以帮助用户发现和关注与自己兴趣相关的学习资源，还可以为用户提供不同视角和观点，促进深入的学习和讨论。

5.1.2 反馈信息的因素分析

根据反馈信息来源的主体不同，将反馈信息分为内部反馈信息与外部反馈信息。内部反馈信息主要来源于学习者自身，包括学习者对于自我的评价、对于获取到的信息的信任、正确的归因、创造性解释等，外部反馈信息的来源一般是教师、同伴、家人等。董艳等人解释了比较观视角下的内部反馈模型，该模型将“比较”置于模型的中心枢纽位置，连接理论学习个体面对的任务、环境及心智，其中将外部反馈信息分为四类（如表 5.1）^[73]。

表 5.1 外部反馈信息

类型	主要内容
与任务教学相关	①教师、同伴等他人的行动②课堂内外的讨论③学科作品 ④模拟⑤维基百科⑥博客⑦视频
与工作绩效相关	①课堂笔记②标准③说明④教师评论⑥范例⑦同伴工作
与资源相关	①在线资源②往年考卷③演讲④同伴评论
与评价相关	①解决方案表②评价工具③教材内容

根据反馈信息提供即时性不同，将反馈信息分为同步反馈信息和异步反馈信息。当前技术的进步不可逆转的改变了教育的方式，在线学习已经成为一种

多功能的教学方法，同时为教学反馈的发生提供了便利，但是由于在线学习过程中，学习者和教师及其他学习者缺乏面对面的互动和交流，因此产生的情感联系的缺失也对反馈的发生和持续产生影响^[74]。在线学习过程中教师应当提供有关课程的目标，教学大纲，作业和期望的信息以及结合现实世界的案例研究、课堂教学的视频记录和专家采访、博客文章、讨论板、小组作业和同伴评价、正确答案和题目所涉及的内容等异步反馈信息来提高学习者的参与度，同时利用可以增强学习体验的资源，如虚拟白板和会议室等与学习者建立实时聊天提供同步反馈信息^[75]。借助异步反馈信息和同步反馈信息混合的模式增强学习者对知识的理解，记忆和运用。

根据反馈关注的水平不同，分为任务型反馈信息、过程型反馈信息和有关自我调节的反馈信息、有关自我水平的反馈信息^[76]。任务型反馈信息是指对任务信息的传递，根据任务自身所特有的标准来确定个体结果的信息^[77]，是对任务完成情况或执行情况的反馈。例如在线学习过程中，学习者观看学习视频，在每个知识点后面弹出一道选择题，学习者完成作答后，为其提供正确与否的即时反馈，学习者能够根据反馈结果自主选择随后的学习行为^[78]。在任务型反馈信息中针对错误的解释以及对于学习者进一步的指导将会是对学习者最有用的，但任务型反馈信息不具有迁移性，是其存在的一大问题。

过程型反馈信息是学习者开始从他们所获得的反馈信息中进行延伸性思考，反思自身面对问题时的思考过程，并将自身思考所获得的技能实施到其他情境下。过程型反馈信息又可以细分为描述型反馈信息、评价型反馈信息、提示型反馈信息。描述型反馈信息是基于客观的事实和观察为学习者提供其在学习过程中的表现和行为的信息，更加注重的是观察到的事实和具体的细节，不依赖于价值判断和主观评价，通过详尽的信息和具体的例子能够帮助学习者客观的了解自身的能力和表现，并提出针对性的建议。例如在教师评估学生的写作作业时，不是简单的告诉学习者写的好或者不好，而是向学习者指出文章的逻辑不清晰或者提供具体的案例来证明，这样的描述性反馈信息能够帮助学生理解他们需要改进的方向同时也提出了具有针对性的建议。评价性反馈信息通过按照一定的评价标准对学习者的行为、表现和结果进行评价的反馈信息。评价型反馈比描述型反馈具有更高的自我效能感^[79]。提示性反馈信息是更具有指导性的反馈信息，它与描述性反馈信息和评价性反馈信息不同，它更注重在描述基本信息的基础之上，为学习提供具体的建议和指导以促进学习者的发展。

自我调节层面的反馈信息是在学习过程中监测注意力、情绪或者动机的信息^[80]，例如提高自我评价的技能或进一步完成任务的信息。有关自我层面的反馈信息通常指学习者对于自身消极或者积极评价^[81]，很少有与任务有关的信息，自我层面的反馈信息只有在学习者自身试图去理解学习过程或者任务时才会有效，因此这些信息的价值太小，无法带来学习上的收获。Hattie 等人在其研究中也表明自我反馈的效果最差，自我调节反馈和过程反馈在促进深层次学习和掌握任务方面表现出显著效果，而任务反馈在任务信息有助于改进策略处理或加强自我调节时效果显著，但这种情况很少发生。

根据反馈信息对学习者的作用效果不同，分为积极反馈信息和消极反馈信息。积极反馈信息是对学习者的学习表现给出肯定正面的评价的信息。消极反馈信息是对学习者的学习表现给出消极否定的评价的信息。反馈并不总是对学习有积极的影响^[82]，许多反馈对于学习效果的影响具有两面性^[83]。积极反馈能够增加学习者的自我效能感，有利于学习者学习信心的增强，从而设定更高的目标，而消极的反馈会降低学习者自我效能感，从而降低学习目标水平^[84]。但也有学者指出消极的反馈可以驱动学习者的情绪调节，帮助学生意识到错误，明确与成绩相关的期望值，并能阐述如何才能取得好成绩从而对未来的成绩有所助益^[85]。

除了以上几种反馈信息外，Kulhavy 和 Stock 在对反馈内容的研究中，提出反馈信息要包含两个重要且可分离的组成部分，称为验证（Verification）和阐述（elaboration），验证部分是简单的对或错的二分判断，阐述部分不仅仅提供对或者错的判断还包含实质性信息，其根据所包含的信息类型分为任务特定的信息（task specific）、基于教学的信息（instruction-based）和教学之外的信息（extra-instructional）^[86]。任务特定的信息主要来源于问题或者任务要求，例如重述正确答案或给学习提供多个选择选项。基于教学的信息主要来自正在学习的特定课程材料信息，解释为什么某个回答是正确的，或者重现包含正确答案的教学文本。教学之外的信息主要指课堂环境之外的信息补充，例如为了解释某个含义而引用的新信息。

5.1.3 反馈信息的分类

反馈信息根据其来源和作用效果可以被划分为多个重要类别。首先，从信

息的源头来看,反馈信息被分为内部反馈和外部反馈。内部反馈源自学习者自身,包括对自身能力的评价和内在信念,而外部反馈则来自外部环境,包括教师、同伴和家庭的评价和指导。其次,反馈信息可以根据提供的时机划分为同步反馈和异步反馈。同步反馈是即时性的,通常通过实时交流方式提供,而异步反馈则是不受时间限制的,例如教学大纲、作业评价等。再者,反馈信息还可以根据其关注的方面分为任务型、过程型和自我调节层面的反馈信息。任务型反馈关注任务完成情况,过程型反馈则关注学习过程中的思考和行为,自我调节层面的反馈则与学习者的情感和动机有关。最后,反馈信息的效果可以被划分为积极反馈和消极反馈。积极反馈鼓励和认可学习者的努力,提高其自信心和学习动力,而消极反馈则督促学习者改进错误,促使其更好地理解 and 掌握知识。细致分类的反馈信息为教育者提供了更为精准和个性化的指导,帮助学习者在学术和自我认知上取得更好的发展。

用户的行为信息包括显式反馈信息和隐式反馈信息^[87],显式反馈信息是学习者对于资源的评分或者评价,能够直接反映出学习者的偏好特征。隐式反馈信息是学习者对于学习资源的点击、收藏等操作,无法直接反映出学习者的偏好特征。

5.2 基于反馈信息的课程资源推荐

学习者的学习能力会随着学习活动和课程不断学习而逐渐改变,巴莱拉等人提到当回答与特定知识相关的问题时,回答正确的学生比回答错误的学生更有能力,与学习资源互动愈多的学生往往对学习活动的理解,学习能力也更强^[88]。Bloom 模型也指出教育内容的完成与学生的认知能力成正相关^[89]。基于此,可以利用学习者学习产生的反馈信息来衡量学习者学习能力的变化。学习者的能力可以从学习过程和学习结果两个方面的反馈信息来衡量,有关学习结果反馈信息是指学习者通过测试获得的成绩,有关学习过程的反馈信息可以通过学习者学习过程中的行为信息来描述。

在1997年,Nichols 列出了一系列可以被视为隐式反馈的用户行为包括购买、浏览、重复活动等。紧接着,1998年,Oard 和 Kim 对信息过滤系统中隐式反馈技术的使用进行了探讨,基于Nichols 提出的行为清单,他们进一步归纳了三类重要的可观察的隐式反馈行为:审查、保留和参考如表4.2所示^[90]。

审查类型包括选择、持续时长、编辑磨损、重复操作和购买意向等方面。信息系统通过多样界面展示文档摘要，用户选择反映兴趣程度，阅读时长能够衡量阅读深度，编辑磨损可以比作物理磨损，能够帮助筛选有价值信息，多次交互视为重复操作。保留类型反映用户未来可能使用某对象的意图，如将网页保存为书签表示计划再次访问，索引保存涉及创建符号链接等过程，打印文件或图像表明意图长期保存信息，直接保留对象暗示用户重视该内容，用户可在保留时附加评论，为内容添加上下文。参考类中的各种互动行为促成了对象间连接的形成。消息转发建立了新旧消息间的链结；网页间的超链接和学术引用串联起了不同研究；通过复制粘贴或引用，特定文档内容被融入其他文档，构建信息部分间的桥梁，这些机制展示了信息互联的多样化方式。

表 5.2 隐式反馈行为分类表

类型	可观察到的行为
审查	选择
	持续时间
	编辑磨损
	重复操作
	购买
保留	保存一个索引或对象
	---带注释或不带注释
	---经过组织或没有经过
	组织
	打印
参考	对象与对象之间的参考（转发、回复、公布消息）
	部分与对象间的参考（超文本链接或文献参考）
	对象与部分间的参考（剪切&粘贴或引用）

按照 Oard 和 Kim 的分类标准，本研究中隐式反馈信息行为分类如表 5.3 所示。

表 5.3 隐式反馈信息

类型	隐式反馈信息
审查	观看时长 (wl)
	访问次数 (fw)
保留	加入收藏(fr)
	下载 (dl)
参考	分享(sh)
	点击文本链接(cl)

这些隐式反馈信息以不同的强度揭示了学习者对特定课程资源的关注度，进而能够辨析这些行为暗示学习者对于知识的关注程度。为每一个动作 v 赋予一个权重 Q_v ，这样，从这些行动所推理出的学习者 j 对资源 s_i 的兴趣程度 D_j (初始值为 0) 可以用式 (5.1) 计算

$$D_j = \sum_{v \in F} Q_v * f_v(s_i) \quad (5.1)$$

其中 $\sum_{v \in F} Q_v = 1$, $F = \{wl, fw, fr, dl, sh, cl\}$, Q_v 是行为 v 权重, $f_v: S \rightarrow \{0, 1\}$, $s_i \in S$, 当学习者 j 对资源 s_i 有动作 v 时 $f_v = 1$, 否则 $f_v = 0$.

学习者的测试得分作为显性反馈信息，可以在个性化推荐系统中发挥重要作用，经典测试理论表明，分数可以反映学生对知识的掌握程度，衡量学生的能力^[91]。根据第三章式 (3.5) 获得学习者经过测试得分这种显性反馈信息获得的学习者 j 对某一知识点的掌握水平 (对于公式的具体解释见第三章式 (3.6)):

$$A_j = \sum_{i=1}^6 P_i * W_i \quad (5.2)$$

基于此结合隐性反馈信息和显性反馈信息计算学习者 j 的综合能力 (K 为权重) 如下:

$$Ability_j = k * D_j + (1-k) * A_j \quad (5.3)$$

根据学习者综合能力和访问次数采用 K-means 聚类将学习者的进行分类，分为三类包括：活跃学生、潜力学生和不活跃学生。活跃学生的学习行为反馈更为频繁，学习能力始终处于较高水平；潜力学生比活跃学生的学习行为反馈少，但是能力较高，有挖掘潜力；不活跃学生学习行为反馈最少，其能力值也小，也很难挖掘其行为信息。

利用 LinUCB 算法的思想完成学习资源的推荐，LinUCB 算法是一种上下文

相关的多臂老虎机问题解决方案，旨在平衡探索未知的学习资源和利用已知的对学生有益的资源之间的权衡。算法通过将学生的特征和学习资源的特征作为上下文信息来进行学习和推荐，以此来预测每个资源对学生的潜在价值。通过以下过程实现学习资源的推荐（如图 5.1）。

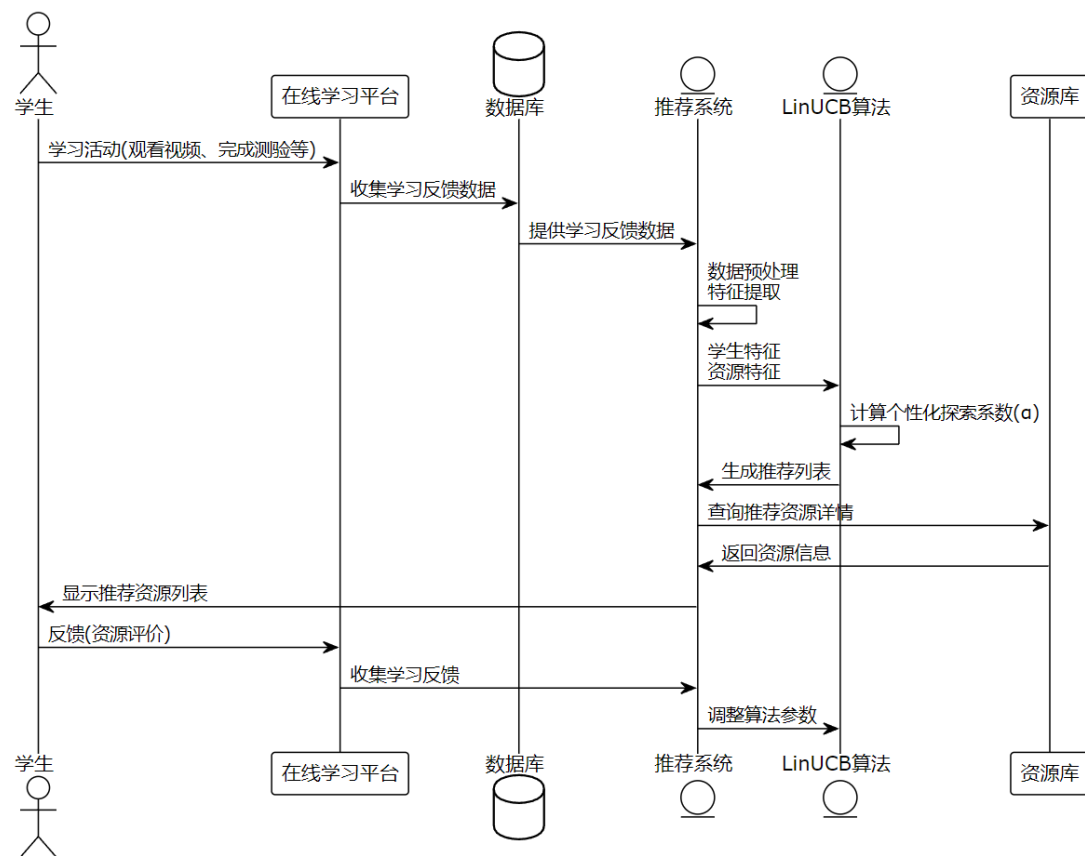


图 5.1 基于反馈信息的课程资源推荐

以初中数学学习资源为例，针对活跃型学习者在之后学习资源推荐过程可以为其推荐覆盖初中数学各个年级知识点的课程视频，以及为其提供较有难度的试题；对于潜力型学习者要监控学习者能力的变化，根据答题的表现调整练习题的难度；对于不活跃的学习者增加趣味性学习视频的推荐，提高对于应用题的推荐，推荐与他们能力差不多的练习题。

5.3 基于反馈信息的学习路径推荐

AprioriAll 算法是关联规则学习领域的一个里程碑，它基于经典的 Apriori

算法发展而来。Apriori 算法首先由 Agrawal 和 Srikant 在 1994 年提出,是挖掘布尔型数据中频繁项集和关联规则的首个成功算法,其核心原理是利用候选生成和剪枝技术来减少所需计算的项集数量。AprioriAll 算法是在 Apriori 的基础上专门为挖掘序列模式而设计的,在 90 年代中期,随着数据存储能力的提升和零售业务的数字化,业界对于更深入地理解顾客购买行为的需求迅速增长,Agrawal 和 Srikant 再次推进了这一领域的发展,于 1995 年提出了 AprioriAll 算法。这个算法特别关注序列数据,不仅仅是单独的项集,序列数据的挖掘更能反映出事件的顺序性,这对于理解顾客的购买路径、网站的点击流或其他随时时间进展的行为模式至关重要。AprioriAll 算法通过逐步构建候选序列,有效地发现了这些序列中的频繁模式。

本研究借助 AprioriAll 算法分析学习者在学习活动过程中产生学习路径反馈信息从而更新推荐给学习者的学习路径。基于反馈信息的学习路径推荐主要是针对学习者在学习过程中产生的交互反馈信息的分析,包括学习者对课程资源、案例、实操、测试等活动序列的访问时间和次数。具体如图 5.2 所示。

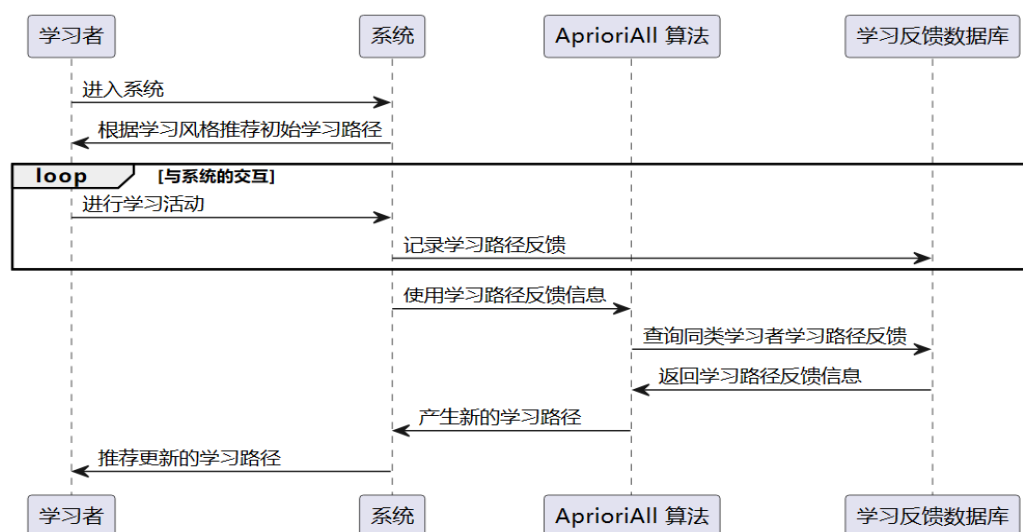


图 5.2 基于反馈信息的学习路径推荐

1、阶段一

根据 Felder-Silverman 学习风格模型,将学习者分成 16 类学习风格,每个学习者都有一个对应的学习风格类型,如表 5.4 所示。

表 5.4 学习者风格分类表

类型 1	类型 2	类型 16
活跃型	活跃型		沉思型
感悟型	直觉型	感悟型
视觉型	视觉型		言语型
序列型	综合型		序列型

为了方便后续的分析 and 处理将学习者学习过程的中反馈信息记录按照学习者和学习时间顺序进行整理，使用学习者账号（userID）作为主关键字，学习行为的时间（addtime）作为次关键字对学习记录进行排序。对于同一个学习者对同一知识点的学习访问的反馈情况，如果学习路径相同的情况，则只统计第一使用该学习路径的时间，避免重复数据对分析结果产生影响。

以第一种学习风格类型的学习者学习知识点（编码为 010101）的 5 位学习者的学习情况为例排序如表 5.5 所示。

表 5.5 学习情况排序表

类型	userID（学号）	addtime(时间)	学习路径
类型 1	01	2023-04-05	概述，课程资源 3，分享讨论
	01	2023-04-06	实操
	01	2023-04-07	课程资源 1，课程资源 2
	01	2023-04-08	总结，测试
	02	2023-04-06	课程资源 3，分享讨论
	02	2023-04-07	课程资源 2，总结
	02	2023-04-08	测试
	03	2023-04-09	分享讨论
	03	2023-04-10	实操
	03	2023-04-11	课程资源 3，总结
	03	2023-04-12	课程资源 2，测试
	04	2023-04-07	概述，课程资源 3，分享讨论
	04	2023-04-08	实操
	04	2023-04-09	课程资源 1

04	2023-04-10	课程资源 2, 测试
05	2023-04-08	概述, 课程资源 3
05	2023-04-10	分享讨论
05	2023-04-11	实操
05	2023-04-12	总结, 课程资源 1, 测试

2、阶段二^[92]

以第一种学习风格类型的学习者学习知识点（编码为 010101）的 5 位学习者的学习情况为例，找出出现频次至少 3 次的项组成大型项集{概述，课程资源 3，分享讨论，实操，课程资源 1，课程资源 2，总结，测试}，然后保留该集合包含于一个学习路径中的元素，转换为学习路径的数据库如表 5.6 所示。

表 5.6 大型项集和转换后的数据库

大型项集		转换后的数据库	
大型项集	映射	user ID	映射
概述	a	01	<(abc)d(ef)(gh)>
课程资源 3	b	02	<(bc)(fg)h>
分享讨论	c	03	<cd(bg)(fh)>
实操	d	04	<(abc)de(fh)>
课程资源 1	e	05	<(ab)cd(gfh)>
课程资源 2	f		
总结	g		
测试	h		

3、阶段三

找出数据库中找出现频率少为 3 并且置信度为 1 的频繁路径，形成路径集合，在路径集合中找出极大路径，然后将极大路径推荐给学习相同知识和具有相同学习风格的学习者具体如图 5.3：

```

:频繁项集挖掘;
partition “计算支持度” {
    :对每个n-路径计算支持度;
}
partition “计算置信度” {
    :对每个n-序列计算置信度;
    if (置信度 >= 1) then (yes)
        :保留路径;
    else (no)
        :丢弃路径;
    endif
}
partition “极大路径识别” {
    :对频繁项集进行修剪;
    :识别极大序列;
}
partition “推荐路径生成” {
    :利用极大路径生成推荐;
    :匹配学习目标和风格一致;
}
:输出推荐路径;

```

图 5.3 路径推荐

对于置信度的计算：假设频繁项 A 的支持度为 3，频繁项 B 的支持度为 4，频繁 2-路径“AB”的支持度为 3，根据计算公式：

$$C = \frac{\text{支持度}(\text{n-路径})}{\text{支持度}((\text{n-1})\text{-路径})} \quad (5.4)$$

即可以计算得路径 AB 得置信度为：

$$C_{AB} = \frac{\text{支持度}(\text{AB})}{\text{支持度}(\text{A})} = \frac{3}{3} = 1 \quad (5.5)$$

5.4 基于反馈信息的学习资源推荐模型的构建

在三、四章研究的基础上，构建学习资源推荐模型如图 5.4 所示。根据学习者登录学习资源推荐系统后风格测试的结果从学习资源库中选取适合该学习风格维度的资源形成推荐列表给学习者学习，在充分分析学习资源推荐系统获得的反馈信息后，再结合学习资源库中的课程学习资源，更新学习课程资源推荐列表。

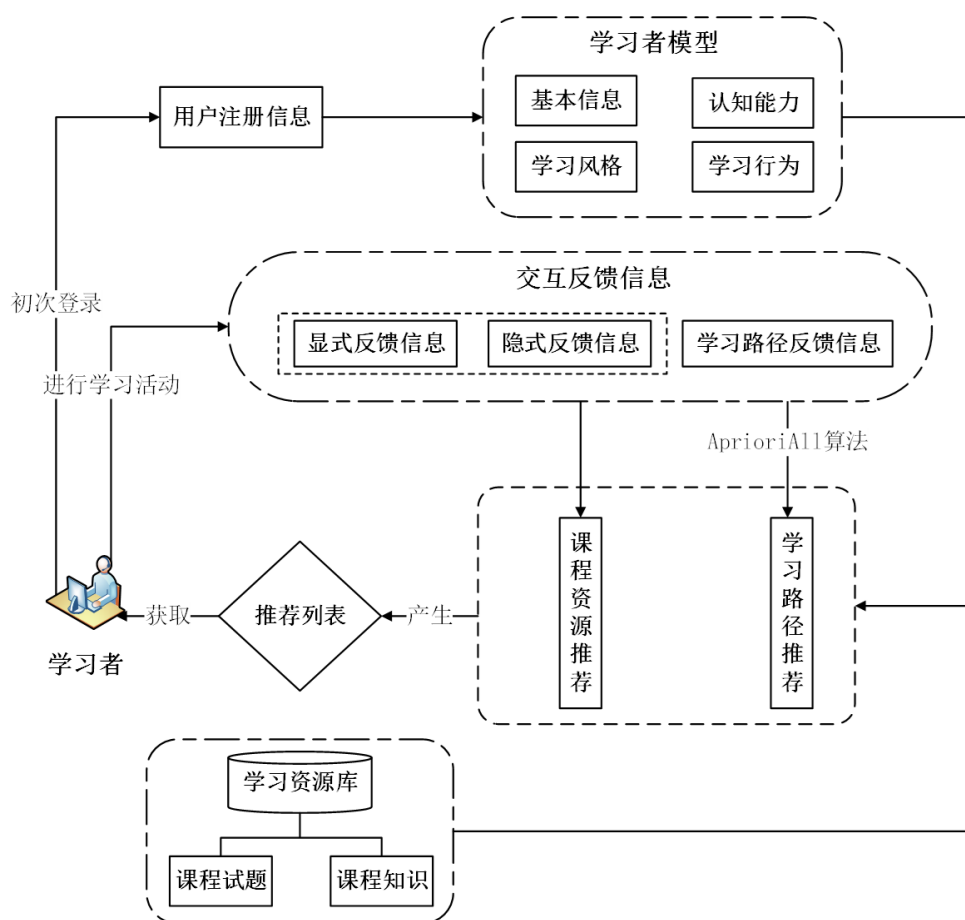


图 5.4 学习资源推荐模型

使用这种学习资源推荐模型，李同学会接收到一个根据他个人的学习偏好和风格定制的学习路径。这个路径会根据他所在的年级和通过测试确定的活跃、视觉、感悟和综合型的学习风格进行个性化推荐。对于活跃型的学习者，系统设计的路径从概述开始，然后提供视频等视觉材料，接下来是分享讨论环节，随后是实际操作，最后是测试和总结，这样的顺序能够保持李同学学习的参与度。

针对视觉型的信息加工方式，系统会倾向于推荐视频和思维导图资源，它们能够帮助李同学更好地理解 and 记忆信息。而对于感悟型学习者，系统会提供更多实操的机会，如实验、模拟操作等，让李同学在实践中学习。

在资源的排列组合上，系统会按照初一年级的知识点顺序为李同学提供资源，如果李同学没有特定选择某个知识点，系统将默认他从第一级知识点开始

学习。这样的自动化推荐和顺序化学习保证了学习内容的连贯性和系统性，同时给予了学习者一定的选择自由度。

当李同学学习完知识点时，进行测试题的测试，根据测试题的测试成绩，系统会得到李同学当前的学习能力水平，根据学习者当前的学习能力水平如果大于 0.8，则系统会为学习者推荐下一个知识点的内容，如果李同学的学习能力水平在 0.6-0.8 之间时，系统会建议学习者复习当前知识点的内容，同时也会为其推荐下一个知识点，如果李同学的学习能力水平小于 0.6，则系统为学习推荐相关的知识点，和当前知识点，直到学习者掌握当前知识点为止。

对于课程学习资源的推荐，通过李同学和其他同学借助该系统的学习反馈信息，通过 k-means 进行聚类，确定当前学习者李同学的学习活动状态为活跃型，则为其推荐学习内容和测试题时，为其推荐高出其能力水平的测试题和相关知识点的链接，帮助其能力的提升。如果李同学当前的学习活动状态为不活跃的学习者，则为学习者李同学推荐学习资源时考虑当前学习者的能力水平，为其推荐的学习测试题要与当前能力水平相适应，同时，推荐具有趣味性的学习视频和资源给该学习者。

对于学习路径的推荐，考虑到学习者活动路径的选择与推荐可能产生差异，因此基于学习风格模型，将学习者分为 16 类，通过挖掘分析学习者在学习过程中学习路径选择的变化和差异，借助 AprioriAll 算法，不断优化路径推荐，使得学习者的学习需求得到满足，同时利用该方法，如果有另一位同学小王，当小王进入学习系统时，确定的学习风格和李同学的学习风格一致，且学习的目标一致，则可以将该学习路径推荐给小王。

5.5 本章小结

本章通过对反馈信息的收集和分析，确定反馈信息的要素，结合学习过程中产生的隐性反馈信息和显性反馈信息，确定学习者的能力水平和兴趣变化，进行学习课程资源的推荐优化。利用学习过程中学习路径的反馈信息，借助 AprioriAll 算法实现学习路径推荐的优化，基于第三章和第四章进行学习资源的初步推荐和学习资源库的构建，利用基于反馈信息的课程资源推荐和学习路径推荐，构建基于反馈信息的学习资源推荐模型，满足学习者的需求变化，提升资源推荐的效果。

第6章 学习资源推荐系统的设计与开发

本章将详细介绍在上述研究的基于反馈信息的学习资源推荐模型的基础上,设计在线学习资源推荐系统,并从系统的需求分析、总体设计以及功能模块设计、系统实现等方面进行阐述。

6.1 学习资源推荐系统分析

本研究从用户需求和系统可行性两个方面进行分析,提高用户满意度,确保系统满足学习者期望,通过适应性推荐提供更智能、多样性的学习体验。

6.1.1 系统的需求分析

系统的需求分析包括系统的功能性需求分析和系统的非功能性需求分析和安全性分析^[93]。系统的功能性需求分析确定系统的主要功能,通过对系统的业务需求分析。并结合当前学习资源推荐系统的研究现状和学习资源的推荐情况设计学习资源推荐系统的功能性需求。本课题中学习资源推荐系统的功能性需求主要包括知识库、信息获取、资源推荐,学习者管理以及学习过程记录等方面,这几个功能之间相互联系,相互配合,基本包含了学习资源推荐的主要内容。

在非功能性需求分析方面,本课题研究的学习资源推荐系统应当符合可靠、可用、高效、可维护、可拓展六个方面的要求,这不仅关系到系统的性能表现,还直接影响到用户体验和系统的长期可持续发展。可靠性是指在各种环境下系统能够保持稳定可靠的运行状态。在学习资源推荐系统中,我们需要确保系统在异常情况下具备可用性和可恢复性,以应对潜在的故障或意外事件,保证系统连续稳定运行,这意味着系统需要具备应对各类故障和维护的机制,确保用户始终能够方便地访问所需信息。可用性要求系统提供高效的服务,确保用户可以在需要的时候迅速获取所需的知识资源,提高用户体验。效率性强调的是系统在受限资源条件下的快速、稳定及高效运作能力。在学习资源推荐中,这

包括对大量知识数据的高效处理和检索，以及对用户操作的快速响应。可维护性涉及系统在遇到问题时能够被迅速被诊断和修正，建立完善的系统监控和异常处理机制，确保系统运行的稳定性和可维护性。可扩展性是指系统具备可伸缩性，随着系统规模的扩充而提高性能。在学习资源推荐过程中，面对不断增长的访问量，系统需要灵活地提升功能而对原有系统的影响较小，以应对业务的扩展和变化。

在当前信息安全高度关注的背景下，必须全面加强数据、运行和使用的安全措施。在数据方面，应确保数据真实、精准、有效，通过严格授权控制未经授权的操作，以符合《中华人民共和国网络安全法》和《中华人民共和国数据安全法》的要求，保障高效平稳的系统运行。在运行安全方面，对系统硬件、软件和网络进行定期维护检测，制定安全事件处置预案，以应对潜在的安全风险，保障系统正常运行。至于使用安全，除了确保系统操作的简易性外，还必须对操作人员进行全面的培训，以减少由于操作失误导致的安全隐患。

6.1.2 系统的可行性分析

系统的可行性分析主要包括技术可行性分析、经济可行性分析和社会可行性分析三个方面。

在技术可行性分析方面，本课题研究中选择当下广泛使用的微信小程序开发者工具进行小程序的设计，使得开发者能够简便、高效的完成小程序的开发工作。同时利用 PHP 集成开发环境 PhpStorm，为后端程序的编写及接口的联接提供了稳定的编译平台。在数据管理方面采用关系型数据库 MySQL，该适用于数据结构相对固定的场景。采用广泛应用于互联网上的各种网站和应用的 web 服务器 Apache HTTP Serve 确保程序运行的稳定。

在经济可行性分析方面，本研究中前期开发工具的免费使用和硬件租赁的相对低成本都有助于降低投入。同时，由于学习者无需下载应用，便捷的使用方式有望提高用户黏性，进而带来相应的收益。这都表明在经济方面系统的投入产出比较平衡，具备潜在的经济回报。

在社会可行性分析方面，随着信息技术和网络基础设施的不断发展，网络为人们提供了更多获取信息的方式。同时社会对于整合信息、提供多样化获取方式的平台有较高需求。在教育领域，信息化趋势日益明显，学校和机构普遍

关注技术在教学中的应用。另外，用户对于个性化学习的需求逐渐增加，这为学习资源推荐系统提供了广阔的市场。

6.2 学习资源推荐系统设计

6.2.1 总体架构设计

本研究中基于学习资源推荐模型构建的学习资源推荐系统的总体架构包括支撑层、数据逻辑层、交互层、接口层和用户层，如图 6.1 所示。

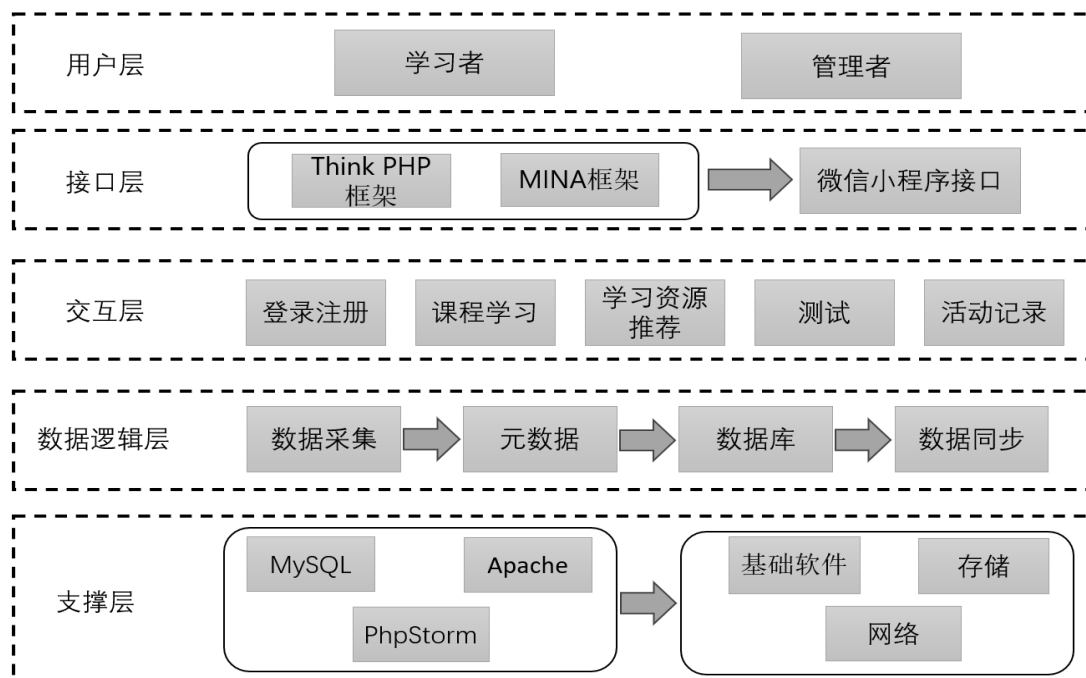


图 6.1 学习资源推荐系统总体架构

(1) 支撑层

支撑层是应用系统的基础设施，包括用于存储和管理数据的 MySQL，作为开源 Web 服务器接收 HTTP 请求并转发给应用服务器的 Apache，和专为 PHP 语言开发提供的集成开发环境，提供编辑、调试等功能的 PHP Storm。这三者共同构成支撑层，为应用系统提供数据库、Web 服务器和开发工具，确保系统正常运行。

(2) 数据逻辑层

数据逻辑层是整个系统中负责数据处理的关键组件。其主要功能包括数据的交换、存储以及数据库连接和操作。通过使用数据库访问标准接口 ODBC, 实现对数据库的连接、读取、写入等操作, 有效地管理和操作系统中的数据。在当前研究中, 数据逻辑层负责存储和处理学习者的基本信息、学习风格测试和学习行为记录以及学习课程资源、学习风格测试量表和测试题库等信息。通过对这些数据的管理和存储, 数据逻辑层确保了系统数据的完整性、一致性和可用性。总体而言, 数据逻辑层的工作流程涵盖了从数据采集、元数据处理、数据库存储到数据同步的全过程, 为系统提供了强大的数据支持。

(3) 交互层

交互层是学习资源推荐系统中关键的组成部分, 其任务是设计直观友好的用户界面, 处理用户输入信息, 并有效展示系统输出。本研究中交互层确保了用户轻松操作系统, 展现推荐结果和呈现用户个人信息, 同时学习者可以通过交互层进行注册登录、课程学习以及测试等活动。

(4) 接口层

本研究使用 MINA 框架和 ThinkPHP 框架, 通过逻辑实现交互接口, 支持用户管理、资源推荐、学习历史记录、学习社交、个性化设置、学习统计与分析、在线学习支持等功能, 以提升综合性和用户满意度。

(5) 用户层

在用户层实现分角色管理, 包括学习者和管理者。

6.2.2 功能模块设计

在需求分析基础上对学习资源推荐系统总体功能模块进行设计, 包括客户端功能模块设计和服务器端功能模块设计如图 6.2 所示。

客户端功能模块设计主要包括用户登录/注册模块、个人中心模块、学习资源推荐模块和课程学习模块, 其中登录/注册模块是学习者进入学习资源推荐系统进行学习的第一步, 用户在注册时完成学习风格测试, 然后登录系统进行学习; 个人中心模块为学习者能够管理个人信息以及查看学习记录提供方便; 学习资源模块通过学习路径推荐、课程资源推荐和试题资源推荐为学习者提供满足自身需要的学习资源; 自主学习模块涵盖了课程学习和课程搜索功能, 使学习者能够按照个性化的方式进行学习。

服务器端功能模块设计主要包括用户管理模块、学习资源管理模块，其中用户管理模块是针对用户登录注册时基本信息的管理和学习者学习过程中产生的学习记录的管理；学习资源管理模块主要涉及学习材料的管理以及学习过程中相关的测试题库等课程资源的管理。

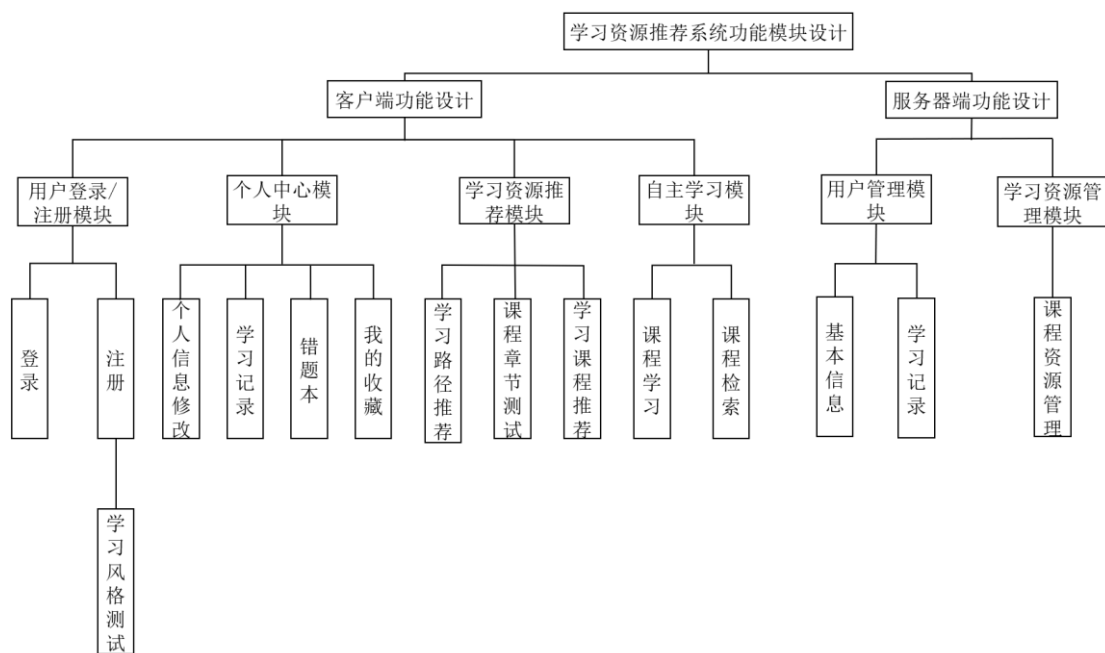


图 6.2 学习资源推荐系统功能模块设计

6.2.3 数据库设计

学习资源推荐系统的数据库设计至关重要，它直接关系到系统性能、数据管理以及推荐算法的有效实施。本研究充分利用 MySQL 数据库稳定和强大的性能的特性，以支持系统的数据存储和管理。根据对系统总体结构和功能模块的设计，确定了学习资源推荐系统中主要的数据库表，包括用户基本信息表等。这些表将存储用户的基本信息、学习历史、个性化设置等关键数据，为系统提供了坚实的数据基础，以实现高效、个性化的学习资源推荐服务。具体如下：

(1) 用户基本信息表

用户基本信息表是数据库设计的一个核心表。该表用于存储用户的基本身份信息，是系统与用户关系的基础。本研究中用户基本信息表具体如表 6.1 所示。

表 6.1 用户基本信息表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	用户ID
userName	varchar	50	NO	否	用户名
password	varchar	50	NO	否	密码
userRole	varchar	50	NO	否	用户角色
telephone	int	20	NO	否	手机号
addTime	varchar	50	Yes	否	创建时间

(2) 课程学习记录表

课程学习记录表记录了用户学习课程的相关信息。该表包括学习记录 ID、用户 ID、用户姓名、课程名、课程 ID、学习时长等字段，为系统追踪用户活动、提供推荐算法数据和用户学习历史记录提供了有效支持。

表 6.2 课程学习记录表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	学习记录ID
userID	int	50	NO	否	用户ID
userName	varchar	50	YES	否	姓名
courseID	int	20	NO	否	课程ID
courseName	varchar	50	YES	否	课程名
learningTime	float	100	YES	否	学习时长
clicks	int	20	YES	否	点击次数
lastClickTime	varchar	100	YES	否	上次点击时间
addTime	varchar	50	No	否	创建时间

(3) 测试题表

学习资源推荐系统的数据库设计中，测试题表用来存储系统中的测试题信息。该表包括测试题编号、题目内容、选项、答案等字段，为系统实现学习风格测试和个性化推荐提供了必要的数据库支持。通过该表，系统可以管理和维护丰富的测试题库，以便更好地了解用户的学习偏好和风格，从而提供更准确的学习资源推荐。

表 6.3 测试题表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	试题编号
testTypeID	int	20	NO	否	试题类型编号
testContent	varchar	200	NO	否	试题内容
testDegree	varchar	50	NO	否	试题难度
testAnswer	varchar	50	NO	否	试题答案
testPointID	int	20	NO	否	测试题知识编号
option	varchar	100	NO	否	选项
score	int	20	YES	否	分值
testType	varchar	100	YES	否	试题类型
cogeAbility	varchar	50	YES	否	认知能力
addtime	varchar	50	YES	否	创建时间

(4) 测试记录表

测试记录表用于记录用户的测试行为和结果。该表包含测试记录 ID、用户 ID、测试时间、测试分数等字段,通过这些信息系统可以跟踪用户的学习风格测试历史,为个性化推荐提供依据。测试记录表的设计考虑到与用户基本信息表和测试题表的关联,以建立起系统中各模块之间的关系,系统可以更好地了解用户的学习特点,提供更精准的学习资源推荐服务。

表 6.4 测试题记录表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	
userID	int	20	NO	否	用户ID
userName	varchar	50	NO	否	用户名
testID	int	20	NO	否	测试题编号
score	int	20	NO	否	测试题得分
testAnswer	varchar	50	NO	否	试题答案
addTime	varchar	50	Yes	否	创建时间

(5) 媒体资源学习记录表

媒体资源学习记录表是用于记录用户对媒体资源的学习行为和学习历史。该表包含用户 ID、媒体资源 ID、媒体资源类型、学习结束时间、学习时长等字段,这样的设计有助于系统更好地理解用户的学习习惯,提供更有针对性的学习资源推荐服务。

表 6.5 测试题记录表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	媒体资源ID
userID	int	200	NO	否	用户ID
mediaName	varchar	50	YES	否	媒体资源名称
mediaType	varchar	50	YES	否	媒体资源类型
mediaContent	varchar	200	YES	否	媒体资源内容
lastClickTime	varchar	100	YES	否	上次点击时间
learningTime	float	100	YES	否	学习时长
addTime	varchar	50	NO	否	创建时间

（6）学习风格表

学习风格表是用于存储用户的学习风格信息。该表包含用户 ID、学习风格类型、创建时间等字段，记录了用户在系统中进行学习风格测试时的相关信息。

表 6.6 学习风格表

字段名	数据类型	长度	允许为空	主键	说明
id	int	20	NO	是	学习者ID
style	varchar	50	NO	否	学习风格
testtime	varchar	50	NO	否	测试时间

6.3 系统实现

6.3.1 系统开发环境及平台

1、开发环境

软件开发环境是指为开发软件而配置的计算机环境，包括硬件、操作系统、编程语言和相关软件工具，支持开发人员编写、测试和部署软件应用程序。本研究开发环境的配置具体如表 6.7 所示。

表 6.7 软件开发环境

名称	说明
操作系统	Windows11

开发语言	JavaScript, WXML, WXSS、PHP 等
开发工具	PHP Storm、微信小程序开发者工具
Web 服务器	Apache 配置
数据库	MySQL
运行环境	IOS、Android、Windows

2、开发平台

针对学习资源推荐的微信小程序是依托于经典的客户端/服务器（C/S）架构进行构建，在开发阶段，有效地利用了微信小程序开发者工具的功能，以设计和实现客户端的用户界面。同时，为保证系统的稳定性及高效运行，选用了 Apache 作为服务器平台。此外，系统采用了 MySQL 数据库进行数据存储，该小程序的开发和调试过程是客户端、服务器和数据库协同工作的结果，确保了应用的顺利实施和高效性能。

微信小程序开发工具的运用：微信小程序开发工具是用于创建和管理微信小程序项目的集成开发环境（IDE）。它提供了代码编辑、实时预览、调试和发布等功能，开发者可以在其中使用 WXML、WXSS、JavaScript 进行小程序页面的设计和逻辑编写。

PHP Storm 的集成：PHP Storm 作为一种专业的 PHP 开发工具，提供了强大的代码编辑、自动完成、重构和代码质量分析等功能，在服务器端的逻辑实现、数据库连接和管理等方面，有助于提升开发效率和代码质量，

MySQL 的数据库支持：MySQL 是一种开源的关系型数据库管理系统，用于存储和管理应用程序的数据。本研究中 MySQL 被用于存储小程序的用户信息、学习记录等数据。利用 SQL 语言，能够执行对数据库的查询、插入、更新和删除等操作。

Apache 服务器的部署：Apache 是一款广泛应用的开源 Web 服务器软件，具有高度可定制性和跨平台特性，支持多种编程语言和框架的集成，与 MySQL 数据库实现高效交互，为 Web 应用程序提供了可靠的运行环境。在学习资源推荐系统中，Apache 充当小程序的服务器部署平台，负责处理客户端请求、与 PHP 进行交互，确保系统稳定运行并向用户提供所需的服务，其灵活性和强大性使其成为小程序系统的理想服务器基础设施。

6.3.2 系统主要功能模块实现

(1) 登录/注册模块

学习者进入小程序的方式包括通过微信扫码或搜索小程序名称。在初次使用前,学习者需注册账号,注册界面如图 6.3 (a),填写用户名/手机号和密码后,可进行登录(图 6.3 (b))。随后,学习者进行学习风格测试,以个性化推荐学习资源。测试结果(图 6.4)为学习者提供了了解自身学习倾向的信息,为后续的学习路径规划提供有针对性的建议。这一流程旨在提升用户体验,使学习者更好地融入小程序学习生态。

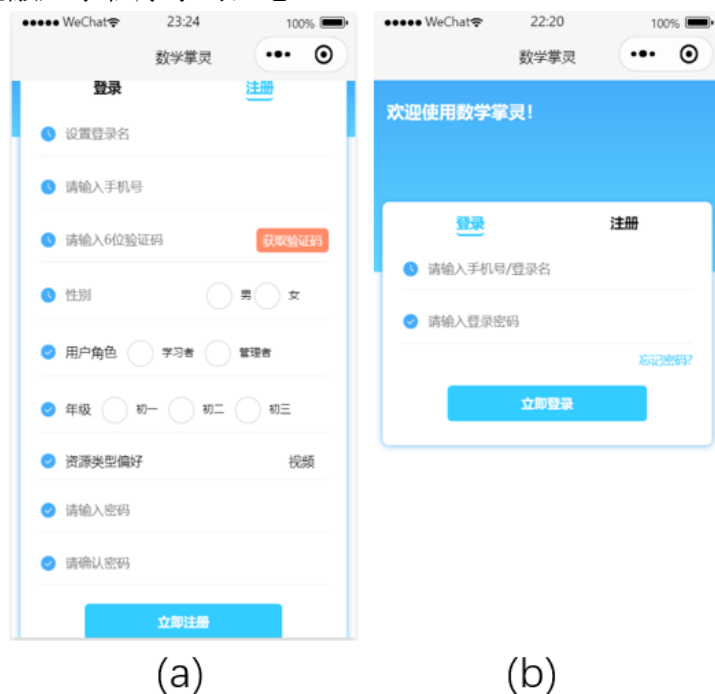


图 6.3 用户注册登录界面

(2) 个人中心模块

个人中心模块是微信小程序中用户管理与展示的核心页面,包括用户个人信息、我的收藏、我的分享、错题本、学习记录等模块如图 6.5 所示。通过登录获取用户基本信息。我的收藏和我的分享方便用户回顾与管理兴趣内容。错题本和学习记录帮助用户追踪学习进度。



图 6.4 用户测试界面

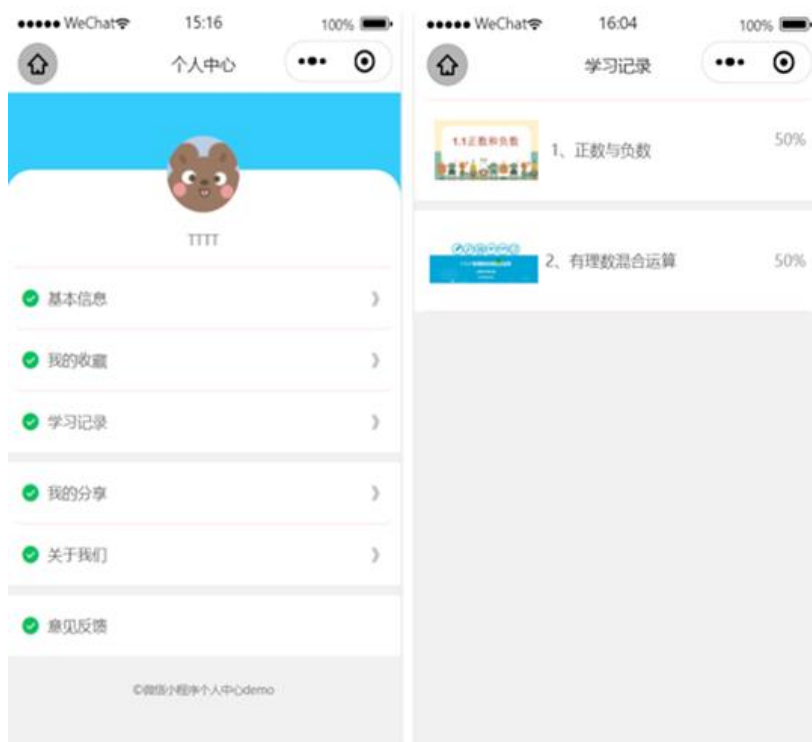


图 6.5 个人中心模块

（3）学习路径推荐模块

学习者进入系统后，系统会通过测试获得学习者的学习风格和学习偏好，结合个人基本信息，为其量身定制学习路径。例如用户 N 注册时填写自己的资源偏好为视频，学习风格测试的结果为沉思型、语言型，此时，系统会提供其学习活动序列：概述→课程资源→总结→实操→分享讨论→测试，（如图 6.6 所示），同时根据后续学习过程中学习路径反馈信息，为其推荐的学习路径也会发生变化。



图 6.6 学习路径推荐

（4）课程资源推荐模块

学习者进入系统后，系统会通过测试获得学习者的学习偏好，结合个人基本信息，为其量身定制推荐学习课程（如图 6.7 所示）。系统通过推荐算法了解学习者在学习过程中的变化情况，根据其反馈信息更新资源和测试题推荐，通过监测学习者行为和答题结果，系统调整个性化推荐模型，确保及时反映变化的兴趣和学习需求。



图 6.7 学习课程资源推荐模块

(5) 自主学习模块

该模块主要进行课程资源的学习与查找，例如用户 M 在注册界面填写的年级是初一，则登录系统后用户将接收到针对七年级的学习资源推荐，他也可以搜索特定资源或者浏览并选择推荐的课程内容。选定特定课程之后，他将被引导至课程的章节概览界面，从那里，点击任一章节即可开始相应的学习活动，如图 6.7 所示。

(6) 学习测试模块

学习测试模块在学习平台中为学习者提供全面的评估和反馈机制。通过题库，系统能够掌握学习者知识能力水平，实时反馈帮助学习者了解成绩（如图 6.8 所示）和弱点，系统根据测试结果调整资源推荐，提供有针对性的学习建议，促使学习者持续提升。这一综合性的学习测试模块旨在提高学习效果，促使学习者更有针对性地制定学习计划。

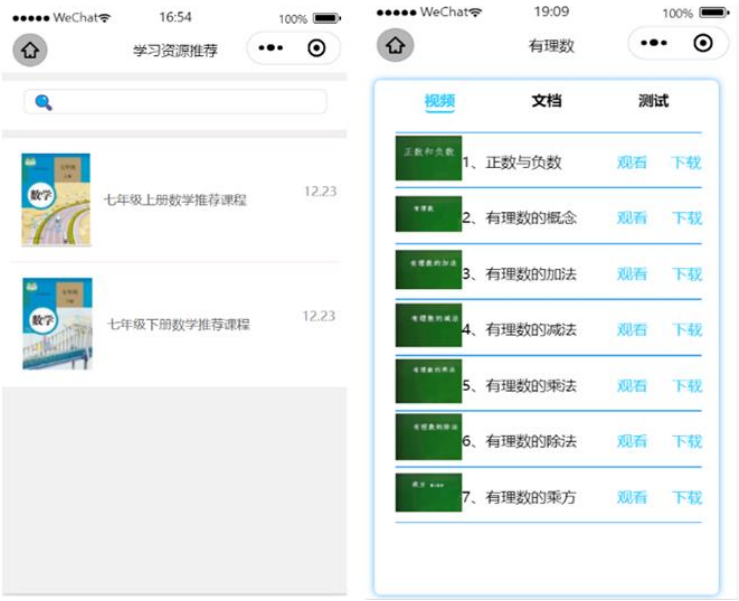


图 6.8 自主学习模块



图 6.9 学习测试模块

6.4 系统测试

进行学习资源推荐系统测试是为了确保系统的功能完整性、稳定性和兼容性，以及发现和修复潜在的缺陷和错误。通过系统测试，可以评估系统其在实际使用情况下的性能表现和资源消耗情况，确保系统能够稳定运行并与其他组件进行正确的集成和交互。同时，有效的学习资源推荐系统测试也能提升用户体验，减少后期维护成本，并为持续改进和优化提供反馈。因此，学习资源推荐系统测试是确保软件质量、提高用户满意度和降低后期维护成本的关键环节。

6.4.1 系统的测试环境

学习资源推荐系统的测试环境如表 6.8 所示。

表 6.8 测试环境

组件	型号
处理器	13th Gen Intel(R) Core(TM) i7-13620H 2.40 GHz
系统类型	Windows11 64 位
测试工具	微信开发者工具、Apache JMeter、Java、Elasticsearch 、Zookeeper 、Node.js 等
内存	16GB
数据库	MySQL

6.4.2 系统功能性测试

系统功能测试是确保系统各模块的正常运作和达到预期设计要求。通过模拟用户实际操作等功能，确保用户获得良好的推荐体验，同时保障系统的可维护性和可扩展性。测试阶段将对系统的主要功能模块进行测试。

（1）注册登录模块功能测试

用户注册登录模块的测试是为了验证系统的用户身份验证和注册功能是否正常工作，以确保用户能够顺利访问系统并享受个性化推荐服务。本研究这种注册登录模块的测试如表 6.9 和表 6.10 所示。

表 6.9 注册模块测试

测试功能	新用户注册功能测试			
前提条件	用户首次注册账号			
测试过程	用例说明	预期结果	实际结果	测试结论
1	在登录界面点击“注册”按钮	进入注册页面	进入注册页面	通过
2	注册用户名和密码为空，点击注册	提示填写用户名和密码，注册失败	提示填写用户名和密码，注册失败	通过
3	输入错误的注册验证码，点击注册	提示验证码错误，注册失败	提示验证码错误，注册失败	通过
4	两次密码不一致，点击注册	提示两次密码不一致，注册失败	提示两次密码不一致，注册失败	通过
5	所有信息填写正确，点击注册	注册成功	注册成功	通过

表 6.10 登录模块测试

测试功能	用户登录功能测试			
前提条件	系统中已存在用户账号信息			
测试过程	用例说明	预期结果	实际结果	测试结论
1	用户使用正确的账户和密码进行登录	正常登录	正常登录	通过
2	用户使用账户和密码不相匹配	登录失败	登录失败	通过
3	用户使用尚未注册的账户登录	登录失败	登录失败	通过

(2) 推荐模块功能测试

学习资源推荐模块的功能测试旨在验证学习资源推荐系统是否成功地根据

用户兴趣和需求提供个性化、多样性的学习资源。测试包括基础功能验证、个性化推荐测试、多样性的考察。通过模拟用户行为，测试系统在不同用户账户下的表现，确保推荐结果符合用户预期，从而提高推荐系统的实用性和用户满意度。具体如表 6.11 所示。

表 6.11 推荐功能模块测试

测试功能	系统推荐功能测试			
前提条件	系统中存在多种学习资源并能获取用户相关操作信息			
测试过程	用例说明	预期结果	实际结果	测试结论
1	点击推荐资源	进入资源详情页面	进入资源详情页面	通过
2	在搜索中提供关键字	显示相关的推荐资源	显示相关的推荐资源	通过
3	点击收藏	在用户的个人收藏中显示资源	在用户的个人收藏中显示资源	通过
4	点击测试按钮	进入测试页面显示相关测试题	进入测试页面显示相关测试题	通过
5	所有题目作答完成	显示得分	显示得分	通过

（3）个人中心模块功能测试

个人中心模块的功能测试旨在验证学习资源推荐系统中用户个人信息的管理是否正常、安全且符合预期。通过全面测试个人信息管理功能，确保用户能方便、安全地管理其个人信息，提升系统的用户体验和数据安全性。本研究中个人信息修改模块功能测试具体如表 6.12 所示。

表 6.12 个人中心模块功能测试

测试功能	个人信息修改功能测试			
前提条件	用户已有账户并能正常登录			
测试过程	用例说明	预期结果	实际结果	测试结论

1	点击“考试记录”	显示考试记录	显示考试记录	通过
2	点击“我的收藏”	显示已经添加至收藏的学习资源	显示已经添加至收藏的学习资源	通过
3	点击“错题本”	显示错题记录	显示错题记录	通过
4	点击密码修改	进入密码修改页面	进入密码修改页面	通过
5	点击意见反馈	能够填写意见并顺利提交	能够填写意见并顺利提交	通过

6.4.3 系统性能测试

推荐系统的性能测试是评估系统在不同负载和压力条件下的表现。测试内容包括系统响应时间、吞吐量等指标。通过模拟大量用户请求和数据交互，性能测试可以揭示系统在高负载情况下的瓶颈和性能极限，以确保系统在实际应用中具备良好的稳定性。本研究中性能测试如表 6.13 所示。

表 6.13 系统性能测试

编号	名称	说明	预期效果	实际效果	结论
1	响应时间	使用 JMeter 中一个线程组	系统响应灵敏	系统响应灵敏	通过
2	负载	启动时间 10 s,线程数 100	系统正常运行	系统正常运行	通过

6.5 本章小结

本章从实际需求出发，以一、二、三、四、五章内容为基础，设计并实现了基于反馈信息推荐模型的学习资源推荐系统，该系统不仅为学习者提供了多样的学习资源，更重要的是，它通过推荐算法，实现了个性化学习资源的智能推荐。学习者可以根据自身需求和学习习惯利用该系统进行自主学习，也可以使用系统的推荐功能进行学习，获取最匹配的学习内容。

第 7 章 学习资源推荐系统应用效果评价

7.1 调查问卷的设计

技术接受模型（Technology Acceptance Model，简称 TAM）是由 Davis 于 1989 年提出的一种用于解释和预测用户对新技术接受程度的模型^[94]。其核心要素包括感知有用性、感知易用性、态度向行为的意向、行为意向和实际使用行为。本研究在 TAM 模型的基础上结合 5 分李克特量表（1（很不同意）-5（很同意）5 个等级）设计基于反馈信息的学习资源推荐系统应用效果调查问卷。

7.2 调查问卷的收集

通过问卷星进行问卷的发放和收集，共发放问卷 110 份，回收有效问卷 89 份，有效问卷率达到 80.9%，其不同年级和性别分布情况如表 7.1 所示。由此表可知，女生的数量多于男生，初二的学生最多，初一的学生最少。

表 7.1 基本情况表

类别	选项	频数	百分比
年级	男	38	42.70%
	女	51	57.30%
性别	初一	24	26.97%
	初二	38	42.70%
	初三	27	30.34%

7.3 调查问卷的分析

7.3.1 信度分析

信度分析主要检验问卷调查或者量表数据的可靠性，通过重测信度法、复本信度法、折半信度法、Cronbach 信度系数法和 α 信度系数法等多种信度分析方法，评估问卷数据的稳定性和一致性。本研究采用克尔巴赫系数 Cronbach's α 检验问卷信度。当克尔巴赫系数大于 0.9 时，则认为量表的内部一致性非常高，信度非常可靠。当克尔巴赫系数的值在 0.7 到 0.9 之间时，则表明量表的内部一致性比较理想，信度相对可靠。当克尔巴赫系数的值在 0.6 到 0.7 之间时，虽然信度可以接受，但可能需要进一步考虑优化量表的设计。可尔巴赫系数的值小于 0.6 通常认为量表的内部一致性较差，信度不足，可以考虑删除一些与整体关联性不强的题目，以提高问卷或量表的信度^[95]。通过表 7.2 所示，本研究中各指标系数均大于 0.7，表中的数据具有良好的信度，可做进一步研究。

表 7.2 信度分析

指标分类	问题数量	Cronbach α 系数
感知易用性	4	0.740
感知有用性	4	0.788
态度意向	4	0.799
行为意向	4	0.815

7.3.2 效度分析

效度是指工具或者手段测量事物的有效程度，用来评估测量结果和问题的符合程度，当两者的符合程度越高，说明测量工具越有效^[96]。用 KMO 值判断量表信息选取的适合程度。当 KMO 值大于 0.8 时，表明量表数据特别适合选取信息，也反映出量表效度好；当 KMO 值在 0.7 至 0.8 之间时，表明量表数据适合选取信息，也反映出量表效度较好；当 KMO 值在 0.6 至 0.7 之间时，表明量表数据较为适宜进行因子分析，指示出量表的效度处于中等水平；当 KMO 值小于 0.6 时，表明数据不太适合进行因子提取，指示出该量表的效度较差。通

过表 7.3 所示，本研究中个指标 KMO 值都大于 0.7，表明量表数据适合选取信息，也反映出量表效度较好。

表 7.3 效度分析

指标	问题数量	KMO
感知易用性	4	0.753
感知有用性	4	0.821
态度意向	4	0.807
行为意向	4	0.789

7.3.3 指标维度分析

（1）感知易用性指标

感知易用性是用户在系统使用过程中对其便捷性和易用性的个人感受。通过对感知易用性指标的分析，确定用户是否结构系统所设置的功能，从分析系统所存在的问题，有利于进一步改进系统的设置。表 7.4 表明从感知易用性的角度来看，大部分用户对于系统的技术和整体功能设置比较认可，认为系统操作比较便捷，能够为学习者的学习提供便利，但同时也存在少数用户对于系统的整体操作存在疑惑，说明系统在操作、资源获取、稳定性和响应程度等方面还需要进一步改进。

表 7.4 感知易用性指标分析

指标	题号	非常不同意	不同意	一般	同意	很同意
感知易用性	T1	0	6	19	35	29
	T2	1	7	26	38	17
	T3	1	6	27	34	21
	T4	0	4	22	31	32

（2）感知有用性指标

感知有用性是指用户在系统使用过程中对其实际效用的评价。通过感知有用性分析可以充分了解用户的需求和期望，以提升用户对于系统的满意度和忠诚度。通过表 7.5 可以看出，大部分用户认可系统学习满足了他们的多样化学习需求，可以提升他们学习的兴趣，并对他们的学习产生积极的影响。同时也

存在部分用户认为通过系统学习，他们的学习体验感并不好，这可能受系统推荐的资源并不符合他们的学习习惯或者学习序列和资源并不适合该学习者的影响，说明在后期的系统改进和维护过程中还需要注意学习资源的补充和更加注重用户的体验和需求。

表 7.5 感知有用性指标分析

指标	题号	非常不同意	不同意	一般	同意	很同意
感知有用性	T1	0	7	12	43	27
	T2	0	1	27	37	24
	T3	0	8	21	35	25
	T4	0	8	28	24	29

(3) 态度意向

通过态度意向分析，可以展示用户对系统推荐的内容和使用感的认可程度。表 7.6 表明，大部分用户认为系统推荐的学习路径和资源对于自身较为符合，并且在使用系统的过程中并没有造成认知负荷，与其他系统相比具有明显的又是，同时也有少部分用户并不满意系统推荐的学习课程同时认为在学习过程中会感觉到压力 and 不安，因此，在后续的系统的改进过程中，将会不断优化系统的课程资源和习题资源，以提升用户的整体体验感。

表 7.6 态度意向指标分析

指标	题号	非常不同意	不同意	一般	同意	很同意
态度意向	T1	1	4	23	37	24
	T2	1	5	19	38	26
	T3	0	2	25	29	33
	T4	1	4	20	43	21

(4) 行为意向

通过行为意向指标分析可以体现出用户对于系统的喜爱和认可，也表明系统是否具有用户粘性，根据表 7.7 大部分用户愿意持续使用该系统并愿意将该系统推荐给其他人，这表明该系统具有良好的用户粘性，但也有部分用户不愿已持续使用和推广该系统，说明系统仍然存在不足需要进一步改进。

表 7.7 行为意向指标分析

指标	题号	非常不同意	不同意	一般	同意	很同意
行为意向	T1	0	2	27	31	29
	T2	0	10	24	31	24
	T3	0	2	18	40	29
	T4	0	2	23	35	29

7.4 结果分析

学习者对学习资源推荐系统的调查结果表明系统在技术于功能的设置方面设置较为合理、学习资源内容也算全面、整体界面设置较为合适，学习者首次进入系统学习时能够基于学习者基本特征进行在线导学，然后依据学习者在学习过程中产生的反馈信息优化推荐结果，满足学习者的学习需求。但也存在一些学习资源少等不合理之处，为解决这些问题，研究提出了两点修改建议，首先，采用图形化的方式呈现学习者的情绪变化趋势，并确保界面不仅有标题而且还有相应内容，以提供更详细和可视化的情绪分析结果。其次，设置学情记录界面，以帮助学习者更准确地掌握学习进程，并确保学习者可以轻松确定课程的结束时间。这些修改策略旨在提升系统界面的用户体验，使学习者更容易理解和使用系统的各项功能，通过综合考虑用户反馈，系统将更好地满足学习者的需求，促进在线学习的高效进行。这种以用户反馈为基础的系统改进方法有助于提高系统的用户满意度，推动学习资源推荐系统的不断优化。

7.5 本章小结

本章基于 TAM 模型结合李克特量表设计基于反馈信息的学习资源推荐系统的使用情况调查问卷，并从效度分析和信度分析角度对于问卷的整体有效性进行分析，同时对于量表的各指标维度进行分析，了解用户对于系统整体使用的感受，为后续的系统改进和优化奠定基础。

第8章 总结与展望

8.1 总结

随着信息化技术的蓬勃发展,学习资源的推荐在未来的在线学习中将会收到越来越多的关注。基于反馈信息的学习资源推荐模型突显了个性化学习的重要性,通过综合学习者学习过程的反馈信息,模型更准确地理解学习者需求,提供贴近学习者兴趣和能力水平的学习资源,这不仅提高学习效果,也促使学习者更积极参与学习,模型的更新调整使得系统能够紧密追踪学习者变化需求。本文的工作总结如下:

(1) 基于学习者特征分析的学习资源推荐、基于反馈信息的课程资源推荐和基于反馈信息的学习路径推荐。在基于学习者特征分析的学习资源推荐中,将学习者特征分为静态学习者特征和动态学习者特征,通过对学习者特征进行分析实现初步学习资源推送。在基于反馈信息的课程资源推荐中,利用 Oard 和 Kim 的隐性反馈信息分类标准,研究隐性反馈信息行为类型并结合显性反馈信息了解学习者当前综合能力水平,在此基础上利用 LinUCB 算法的思想完成学习课程资源的推荐。在基于反馈信息的学习路径推荐中,借助 AprioriAll 算法思想分析学习者在学习活动过程中产生学习路径反馈信息从而更新推荐给学习者的学习路径。

(2) 基于反馈信息的学习资源推荐模型的建构。基于知识点、学习视频以及试题等维度构建出初中数学学习资源库,并结合基于学习者特征分析、基于反馈信息的学习资源推荐构建学习资源推荐模型,不断提升学习资源推荐的准确性。

(3) 在线学习资源推荐系统的设计与开发。本研究基于软件工程原理分析系统的需求和可行性。从支撑层、数据逻辑层、交互层、接口层和用户层建构了学习资源推荐小程序的架构模型、设计客户端和服务端的功能模块并建立对应的数据库。利用微信小程序开发、MySQL 等工具开发小程序,实现学习资源推荐的功能,从功能性和性能方面对系统进行测试,基于 TAM 模型和李克特量表设计调查问卷,从用户体验的角度对系统使用效果进行分析。

8.2 对未来工作的展望

本研究分析了在线学习环境下学习资源推荐的现状，提出了一种基于反馈信息的学习资源推荐模型，基于此模型设计并开发了学习资源推荐系统。通过设计调查问卷并分析结果得证实该模型对于增进在线学习效率方面具有一定的促进作用，尽管取得了一定成效，但仍有改善空间，具体如下：

（1）在本研究中，对学习者的分析主要集中于明显的外部特征，如兴趣偏好和学习风格，但未充分考虑学习者的内在情绪和学习环境的影响。将这些因素纳入学习资源推荐过程中成为未来努力的方向。此外，构建资源库时，需要加强对知识点间逻辑结构的理解，确保资源与知识点的准确对应，未来工作也将着重优化和强化知识库的整体结构。

（2）本研究中虽然从学习者特征分析、反馈信息方面对于学习资源推荐策略进行了不同的阐述，但是在考虑反馈信息中的行为数据类型较少，也没有考虑反馈信息对学习者模型的更新作用，再后续的研究中，应当丰富反馈信息的内容同时考虑反馈信息对于学习者模型构建的作用，从而优化学习资源推荐模型。

（3）在系统应用效果研究中，评价效果抽样样本量偏少，评价指标体系不够完善，在后期的研究会进一步扩展，以获得全面、系统的评价结果。同时没有设置相应的对照试验，在今后的研究中，可以设置对照组对于学习资源推荐模型的应用效果进行更加客观的评价。

总体而言，学习资源推荐的理论模型、推荐系统及其实际应用仍有改善和优化的空间，未来的工作将致力于进一步优化学习资源推荐模型，以提升其推荐质量和效率。

参考文献

- [1] 中华人民共和国中央人民政府.中共中央、国务院印发《中国教育现代化 2035》的通知[EB/OL].[2019-02-23]. http://www.gov.cn/xinwen/2019-02/23/content_5367987.html.
- [2] 祝智庭,魏非.教育信息化 2.0:智能教育启程,智慧教育领航[J].电化教育研究,2018,39(09):5-16.
- [3] 许孝君,程光辉,钱丹丹和等.数字经济下旅游商务网站信息生态链运行机制对用户感知的影响研究[J].情报科学,2023,41(09):78-86.
- [4] 姚华勇,叶东毅,陈昭炯.考虑多粒度反馈的多轮对话强化学习推荐算法[J].计算机应用,2023,43(01):15-21.
- [5] 於跃成,谷雨,左华煜和等.基于用户反馈信息可信传播的社会推荐方法[J].江苏科技大学学报(自然科学版),2021,35(04):58-65.
- [6] 何炜俊,艾丹祥.以多臂赌博机建模的多目标互动式推荐系统[J].小型微型计算机系统,2021,42(06):1192-1198.
- [7] 徐曼.基于用户画像的高校图书馆知识推荐服务优化研究[J].出版广角,2021,(01):76-78.
- [8] 邹锋.基于社交上下文和神经网络的增量推荐算法[J].计算机工程与设计,2020,41 (10):2825-2831.
- [9] 尚燕敏,曹亚男,刘燕兵.基于异构社交网络信息和内容信息的事件推荐[J].软件学报,2020,31(04):1212-1224.
- [10] 梁顺攀,王辰,原福永和等.融合均值分割与 word2vec 的矩阵分解推荐算法[J].小型微型计算机系统,2019,40(05):978-983.
- [11] 蔡永嘉,李冠宇,关皓元.信任社交网络中基于图熵的个性化推荐算法[J].计算机应用,2019,39(01):176-180.
- [12] 张全贵,李志强,蔡丰和等.融合元数据及隐式反馈信息的多层次联合学习推荐方法[J].计算机应用研究,2018,35(12):3635-3639.
- [13] 陈明选,王诗佳.测评大数据支持下的学习反馈设计研究[J].电化教育研究,2018,39(03):35-42+61.
- [14] Young, D.E.; Schmidt, R.A., 1992. Augmented Kinematic Feedback for Motor Learning. Journal of Motor Behavior.
- [15] Cameron, BROOKS; Yangtao, HUANG; HATTIE, John; CARROLL, Annemaree; BURTON, Ro

- chelle. "What Is My Next Step? School Students' Perceptions of Feedback". *Frontiers in Education*, 2019.
- [16] Xiaoyang Liu, Daobing He, Linfeng Yang, Chao Liu. "A Novel Negative Feedback Information Dissemination Model Based on Online Social Network", *PHYSICA A: STATISTICAL MECHANICS AND ITS APPLICATIONS*, 2019.
- [17] Sin Wang Chong; "Reconsidering Student Feedback Literacy from An Ecological Perspective", *ASSESSMENT & EVALUATION IN HIGHER EDUCATION*, 2020.
- [18] D. Pischedda, S. Palminteri, G. Coricelli. "The Effect Of Counterfactual Information On Outcome Value Coding In Medial Prefrontal And Cingulate Cortex: From An Absolute To A Relative Neural Code", *BIO.NEUROSCIENCE*, 2020.
- [19] Dwivedi P, Kant V, Bharadwaj K K. Learning path recommendation based on modified variable length genetic algorithm[J]. *Education and Information Technologies*, 2018,(2):819-836.
- [20] De-Marcos L, Martínez J J, Gutiérrez J A. Particle swarms for competency-based curriculum sequencing[A]. *Emerging Technologies and Information Systems for the Knowledge Society*[C]. Berlin: Springer, 2008:243-252.
- [21] Fu L C, Yeh Y C, Hsin H Y, et al. Data mining for providing a personalized learning path in creativity: An application of decision trees[J]. *Computers & Education*, 2013,68:199-210.
- [22] Tarus J K, Niu Z, Mustafa G. Knowledge-based recommendation: A review of ontology-based recommender systems for e-learning[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2018,(1):21-48.
- [23] Salehi M, Kamalabadi I N, Ghouschi M B G. Personalized recommendation of learning material using sequential pattern mining and attribute based collaborative filtering[J]. *Education and Information Technologies*, 2014,(4):713-735.
- [24] Ruslan S, Andriy M, Geoffrey H. Restricted Boltzmann machines for collaborative filtering[A]. *Proceedings of the 24th International Conference on Machine Learning*[C]. USA: ACM, 2007:791-798.
- [25] Tan C, Han R, Ye R, et al. Adaptive learning recommendation strategy based on deep Q-learning[J]. *Applied Psychological Measurement*, 2020,(4):251-266.
- [26] 唐小燕,李斌,张承江和等.基于半自动编码器的学习资源推荐[J].*扬州大学学报(自然科学版)*, 2023,26(01):74-78.
- [27] 李浩,余雪,杜旭和等.基于学习者时空特征的移动学习资源推荐模型研究[J].*现代教育技术*, 2020,30(10):13-19.

- [28] 刘敏,郑明月.智慧教育视野中的学习分析与个性化资源推荐[J].中国电化教育,2019,(09):38-47.
- [29] 张进良,叶求财.大数据视阈下学习资源智能推荐模型构建[J].湖南科技大学学报(社会科学版),2019,22(04):178-184.
- [30] 李浩君,张征,郭海东和等.深度学习视角下的个性化学习资源推荐方法[J].现代远程教育研究,2019,31(04):94-103.
- [31] 桂忠艳,张艳明,李巍巍.基于行为序列分析的学习资源推荐算法研究[J].计算机应用研究,2020,37(07):1979-1982.
- [32] 李浩君,杨琳,张鹏威.基于多目标优化策略的在线学习资源推荐方法[J].模式识别与人工智能,2019,32(04):306-316.
- [33] 尹婷婷,曾宪玉.深度学习视角下图书馆馆藏资源推荐模型设计与分析[J].现代情报,2019,39(04):103-107+124.
- [34] 王晓东,时俊雅,李淳和等.学习资源精准推荐模型及应用研究[J].河南师范大学学报(自然科学版),2019,47(01):26-32+2.
- [35] 李浩君,张征,张鹏威.基于阶段衍变双向自均衡的个性化学习资源推荐方法[J].模式识别与人工智能,2018,31(10):921-932.
- [36] 刘忠宝,李花,宋文爱和等.基于二部图的学习资源混合推荐方法研究[J].电化教育研究,2018,39(08):85-90.
- [37] 姜国义,刘海波,杨倩倩和等.基于 E-Learning 的移动学习推荐系统研究[J].武汉大学学报(工学版),2022,55(07):747-754.
- [38] 谢浩然,陈协玲,郑国城和等.人工智能赋能个性化学习:E-Learning 推荐系统研究热点与展望[J].现代远程教育研究,2022,34(03):15-23+57.
- [39] 刘璇,崔永鹏.非线性学习视域下教师智能研修系统设计与应用研究[J].中国电化教育,2021,(09):97-103.
- [40] 黄志芳,梁云真,万力勇.适应性学习支持系统用户使用行为及影响因素实证研究[J].电化教育研究,2018,39(01):42-48+67.
- [41] 马莉,薛福亮.一种基于向量的在线学习推荐系统架构[J].情报科学,2017,35 (07):56-59.
- [42] 余燕芳,韩世梅.学分银行平台的知识汇聚与个性化推荐系统应用研究[J].中国远程教育,2017,(03):45-51.
- [43] 余平,管珏琪,徐显龙和等.情境信息及其在智慧学习资源推荐中的应用研究[J].电化教育研究,2016,37(02):54-61.

- [44] 郑晶晶. 问卷调查法研究综述[J]. 理论观察, (10):102-103.
- [45] 伍绍杨, 彭正梅. 迈向更有效的反馈: 哈蒂“可见的学习”的模式[J]. 开放教育研究, 2021, 27(04):27-40.
- [46] BURKE, D., PIETERICK, J., EBRARY, I. Giving Students Effective Written Feedback. New York: Open University Press, 2010, pp. 21-22.
- [47] Jing, ZHOU. Feedback valence, feedback style, task autonomy, and achievement orientation: Interactive effects on creative performance. *Journal of Applied Psychology*, 1998, vol. 83, no. 2, pp. 261-276. DOI: 10.1037/0021-9010.83.2.261.
- [48] Butler, D. L., & Winne, P. H. (1995). Feedback and self-regulated learning: A theoretical synthesis. *Review of Educational Research*, 65(3), 245-274.
- [49] HATTIE, J. & TIMPERLEY, H. The power of feedback. *Review of Educational Research*, 2007, 77(1), 81-112.
- [50] CARLESS, D., BOUD, D. The development of student feedback literacy: Enabling uptake of feedback. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 2018, 43(8), 1315-1325.
- [51] 蔡旻君, 郭婉璐, 娄颜超. 在线学习过程中如何实施有效的反馈——基于自我调节学习理论的在线反馈探讨[J]. 电化教育研究, 2020, 41(10):82-88.
- [52] Carless, D. (2006). Differing perceptions in the feedback process. *Stud. High. Educ.* 31, 219-233. doi: 10.1080/03075070600572132
- [53] 张倩苇, 冯瑞茹, 曾艳婷. 国际高等教育领域的反馈素养研究[J]. 教育导刊, 2023, (07):16-25.
- [54] Sadler R. Formative assessment and the design of instructional systems[J]. *Instructional Science*, 1989(18):119-144.
- [55] DAWSON, P., HENDERSON, M., MAHONEY, P., et al. What makes for effective feedback: staff and student perspectives. *Assessment & Evaluation in Higher Education*, 2018, pp. 1-12.
- [56] 武法提. 网络教育应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003:15.
- [57] 王敏. 网络汉语学习资源的调查研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2007.
- [58] 高利明. 学习资源的开发利用与评估[J]. 现代教育技术, 2001, (01):25-29+76.
- [59] 乔桥. 浅谈同伴互评在高中英语写作教学中的应用[J]. 中学生英语, 2022(06):46-47.
- [60] Kluger, Avraham N.; DeNisi, Angelo. The effects of feedback interventions on performance: A historical review, a meta-analysis, and a preliminary feedback intervention theory. [J]. *Psychological Bulletin*, 1996(2).
- [61] Self J A. Student models in computer-aided instruction[J]. *International Journal of Man-Machine Studies*

- tudies,1974(2):261-276.
- [62] 刘清堂,吴林静,刘嫚和等.智能导师系统研究现状与发展趋势[J].中国电化教育,2016,(10):39-44.
- [63] 万海鹏,王琦,余胜泉.基于学习认知图谱的适应性学习框架构建与应用[J].现代远程教育,2022,(4):73-82.
- [64] 姜强,赵蔚,杜欣.基于 Felder-Silverman 量表用户学习风格模型的修正研究[J]. 现代远程教育,2010,(01):62-66.
- [65] 欧阳昭相,王俊.智慧教育环境下一种开放学习者模型设计研究[J].云南师范大学学报(自然科学版),2021,41(05):33-38.
- [66] 谢忠新,王林泉,葛元.智能教学系统中认知型学生模型的建立[J].计算机工程与应用,2005(03):229-232.
- [67] 罗伯特 M 加涅.学习条件[M].北京:人民教育出版社,1985.
- [68] 宋银李. 面向自适应学习的在线学习资源推荐系统的应用[D]. 云南师范大学, 2022.
- [69] 张琳.基于资源聚合技术的虚拟学习社区设计与实现[D].湖北师范大学,2017.
- [70] 肖辉, 龚薇. 基于 P2P 的社区型资源共享模型[J]. Proceedings of 2010 Second International Conference on E-Learning, E-Business, Enterprise Information Systems, and E-Government (EEEE 2010) Volume 2, 2010-09-04.
- [71] 何克抗.我国数字化学习资源建设的现状及其对策[J].电化教育研究,2009,30(10):5-9.
- [72] 中华人民共和国教育部.(2022).义务教育数学新课程标准(2022 年版).北京师范大学出版社.
- [73] 董艳,吴佳明,赵晓敏和等.学习者内部反馈的内涵、机理与干预策略[J]. 现代远程教育研究,2023,35(03):55-64.
- [74] 蔡旻君,郭婉璐,娄颜超. 在线学习过程中如何实施有效的反馈——基于自我调节学习理论的在线反馈探讨[J].电化教育研究,2020,41(10):82-88.
- [75] BUCĂȚA, George; BABOȘ, Alexandru. Advantages and Disadvantages of Onsite Learning Compared to Online Learning. Scientific Bulletin, 2023, 28(1).
- [76] 张志平. 在线测试中反馈时机与内容对小学生学业成绩的影响[D]. 华中师范大学, 2020.
- [77] 吴爽.反馈对初中生学习效果的影响[D].东北师范大学,2021.
- [78] 韩晓玲,孙博文,李逢庆.在线学习视频弹题反馈对学习效果的影响研究[J].远程教育杂志,2020,38(06):62-72.
- [79] 汤健,周鑫雪,余美华.反馈信息类型与效价对公众科学志愿者参与表现激励效应的实验研究

- [J].图书情报工作,2021,65(09):51-61.
- [80] Wisniewski B, Zierer K, Hattie J. The Power of Feedback Revisited: A Meta-Analysis of Educational Feedback Research. *Frontiers in Psychology*. 2020;10.
- [81] Brophy, J. (1981). Teacher praise: A functional analysis. *Review of Educational Research*, 51, 5-32.
- [82] Hattie, J., & Timperley, H. (2007). The power of feedback. *Review of Educational Research*, 77, 81–112. doi:10.3102/003465430298487.
- [83] KLUGER, A.N. & DENISI, A. Feedback interventions: Towards the understanding of a double-edged sword. *Current Directions in Psychological Science*, 1998, 123(7), 145-168.
- [84] 杨春.反馈类型对大学生学习成绩的影响:自我调节学习的中介作用[D].东北师范大学,2016.
- [85] (Grundmann, F., Scheibe, S., & Epstude, K. (2021). When Ignoring Negative Feedback Is Functional: Presenting a Model of Motivated Feedback Disengagement. *Current Directions in Psychological Science*, 30(1), 3–10. <https://doi.org/10.1177/0963721420969386>
- [86] Kulhavy, R. W., & Stock, W. A. (1989). Feedback in written instruction: The place of response certainty. *Educational Psychology Review*, 1(4), 279–308.
- [87] Koren Y. Factorization meets the neighborhood: A multifaceted collaborative filtering model. In: *Proc. of the 14th ACM Int'l Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining*. New York: ACM, 2008. 426–234. [doi: 10.1145/1401890.1401944]
- [88] Ballera, M., Lukandu, I. A., and Radwan, A. (2014). “Personalizing e-learning curriculum using: reversed roulette wheel selection algorithm,” in *2014 International Conference on Education Technologies and Computers (ICETC) (IEEE)*, Lodz, 91–97. doi: 10.1109/ICETC.2014.6998908
- [89] Testa, S., Toscano, A., and Rosato, R. (2018). Distractor efficiency in an item pool for a statistics classroom exam: assessing its relation with item cognitive level classified according to Bloom's taxonomy. *Front. Psychol.* 9:1585. doi: 10.3389/fpsyg.2018.01585
- [90] Kim J, Oard D W, Romanik K. Using implicit feedback for user modeling in internet and intranet searching[J]. 2000.
- [91] Liu, H., and Bian, Y. (2021). Model selection for cognitive diagnostic analysis of the reading comprehension test. *Front. Psychol.* 12:3275. doi: 10.3389/fpsyg.2021.644764
- [92] Klačnja-Milićević, Aleksandra, et al. “E-Learning Personalization Based on Hybrid Recommendation Strategy and Learning Style Identification.” *Computers & Education*, vol. 56, no. 3, Apr. 2011, pp. 885–899, <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2010.11.001>.
- [93] 包天祥. 基于 HBase 和微服务的全民健身系统设计与实现[D].南京邮电大学,2020.

参考文献

- [94] Davis F D. Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology[J]. MIS quarterly, 1989: 319-340.
- [95] 吴明隆.结构方程模型 AMOS 的操作与应用[M].重庆:重庆大学出版社.2010.
- [96] 黄志芳.面向 E-Learning 的适应性学习路径推荐研究[D].华中师范大学,2015.

附录 A Felder-Silverman 学习风格测量表

问题	选项
1、为了较好地理解某些事物，我首先	A 试试看
	B 深思熟虑
2、我办事喜欢	A 讲究实际
	B 标新立异
3、当我回想以前做过的事情，我的脑海中大多会出现	A 一幅画面
	B 一些话语
4、我往往会	A 明了事物的细节但不明其总体结构
	B 明了事物的总体结构但不明其细节
5、在学习某些东西时，我不禁会	A 谈论它
	B 思考它
6、如何我是一名教师，我比较喜欢教	A 关于事实和实际情况的课程。
	B 关于思想和理论方面的课程
7、我比较偏爱的获取信息的媒体是	A 图画、图解、图形及图像。
	B 书面指导和言语信息
8、一旦我了解了	A 事物的所有部分，我就能把握整体
	B 事物的整体，我就知道其构成部分
9、在学习小组中遇到难题时，我通常会	A 挺身而出，畅所欲言
	B 往后退让，倾听意见
10、我发现比较容易学习的是	A 事实性内容
	B 概念性内容
11、在阅读一本带有许多插图的书时，我一般会	A 仔细观察插图
	B 集中注意文字
12、当我解决数学题时，我常常	A 思考如何一步一步求解
	B 先看解答，然后设法得出解题步骤
13、在我修课的班级中	A 我通常结识许多同学

附录 A Felder-Silverman 学习风格测量表

	B 我认识的同学寥寥无几
14、在阅读非小说类作品时，我偏爱	A 那些能告诉我新事实和教我怎么做 的东西
	B 那些能启发我思考的东西
15、我喜欢的教师是	A 在黑板上画许多图解的人
	B 花许多时间讲解的人
16、当我在分析故事或小说时	A 我想到各种情节并试图把他们结合 起来去构想主题
	B 当我读完时只知道主题是什么，然 后我得回头去寻找有关情节
17、当我做家庭作业时，我比较喜欢	A 一开始就立即做解答
	B 首先设法理解题意
18、我比较喜欢	A 确定性的想法
	B 推论的想法
19、我记得最牢是	A 看到的東西
	B 听到的东西
20、我特别喜欢教师	A 向我条理分明地呈现材料
	B 先给我一个概貌，再将材料与其他 论题相联系。
21、我喜欢	A 在小组中学习
	B 独自学习
22、我更喜欢被认为是	A 对工作细节很仔细
	B 对工作很有创造力
23、当要我到一个新地地方去时，我 喜欢	A 要一副地图
	B 要书面指南
24、我学习时	A 总是按部就班，我相信只要努力， 终有所得
	B 我有事完全糊涂，然后恍然大悟
25、我办事时喜欢	A 试试看
	B 想好再做

附录 A Felder-Silverman 学习风格测量表

26、当我阅读趣闻时，我喜欢作者	A 以开门见山地方式叙述
	B 以新颖有趣地方式叙述
27、当我再上课时看到一幅图，我通常会清晰地记着	A 那幅图
	B 教师对那幅图地解说
28、当我思考一大段信息资料时，我通常	A 注意细节而忽视概貌
	B 先了解概貌而后深入细节
29、我最容易记住	A 我做到地事
	B 我想到地许多事情
30、当我执行一项任务时，我喜欢	A 掌握一种方法
	B 想出多种方法
31、当有人向我展示资料时，我喜欢	A 图表
	B 概括其结果的文字
32、当我写文章时，我通常	A 先思考和着手写文章的开头，然后循序渐进
	B 先思考和写作文章的不同部分，然后加以整理
33、当我必须参加小组合作课题时，我要	A 大家首先“集思广益”，人人贡献主意
	B 各人分头思考，然后集中起来比较各种想法
34、当我要赞扬他人时，我说他是	A 很敏感的
	B 想象力丰富的
35、当我再聚会时与人见过面，我通常会记得	A 他们的模样
	B 他们的自我介绍
36、当我学习新的科目时，我喜欢	A 全力以赴，尽量学得多学得好
	B 试图简历该科目与其他有关科目的联系
37、我通常被他人认为是	A 外向的
	B 保守的
38、我喜欢的课程内容主要是	A 具体材料（事实、数据）

附录 A Felder-Silverman 学习风格测量表

	B 抽象材料（概念、理论）
39、在娱乐方面	A 看电视
	B 看书
40、有些教师讲课时先给出一个提纲，这种提纲对我	A 有所帮助
	B 很有帮助
41、我认为只给合作的群体打一个分数的想法	A 吸引我
	B 不吸引我
42、当我长时间地从事计算工作时	A 我喜欢重复我的步骤并仔细地检查我的工作
	B 我认为检查工作非常无聊，我是在逼迫自己这么干
43、我能画下我去过的地方	A 很容易且相当精准
	B 很困难且没有许多细节
44、当在小组中解决问题时，我更可能是	A 思考解决问题的步骤
	B 思考可能的结果及其在更广泛的领域内的应用

附录 B 学习资源推荐系统应用效果调查问卷

您好！为了更好地了解大家对学习资源推荐系统的使用体验，我们特地进行了这次问卷调查。本次问卷调查仅需几分钟，所有信息将严格保密，仅用于学术研究。您的宝贵意见将有助于我们优化系统，您的参与对我们非常重要，在此感谢您的支持与配合！

基本信息

1. 性别 [单选题] *
☐ 男
☐ 女
2. 年级 [单选题] *
☐ 初一
☐ 初二
☐ 初三
3. 是否使用过本系统？ [单选题] *
☐ 是
☐ 否

感知易用性

4. 我发现在学习资源推荐系统中导航和寻找资源很容易 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意
5. 我理解如何使用该系统不需要任何外部帮助。 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意
6. 我觉得给学习资源推荐系统提供反馈的过程很直接 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意
7. 我认为该系统的用户界面非常友好 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

感知有用性

8. 我认为系统推荐的学习路径非常符合我的学习需求 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意
9. 我相信该系统在提升我的学习体验方面非常有效。 [单选题] *
☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

10. 我同意反馈驱动的推荐系统有助于我更高效的发现相关资源 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

11. 我会使用系统推荐的资源进行学习。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

态度意向

12. 我对系统推荐的学习资源感到非常满意。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

13. 我信任系统提供的推荐。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

14. 我很可能会向寻求学习资源的其他人推荐这个系统。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

15. 我认为该系统能够理解我的学习偏好。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

行为意向

16. 我打算将来继续使用这个学习资源推荐系统。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

17. 我愿意定期提供反馈以改善系统的推荐。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

18. 我很可能会探索系统的额外功能。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意

19. 我愿意参与进一步的调查或研究来提升系统的效果。 [单选题] *

☐ 很不同意 ☐ 不同意 ☐ 一般 ☐ 同意 ☐ 很同意