



图书馆论坛

Library Tribune

ISSN 1002-1167, CN 44-1306/G2

《图书馆论坛》网络首发论文

题目: 融合 ChatGPT 与 BERT 的个性化图书分类推荐探索
作者: 郭利敏, 杨佳, 刘悦如, 付雅明
收稿日期: 2025-03-25
网络首发日期: 2025-05-23
引用格式: 郭利敏, 杨佳, 刘悦如, 付雅明. 融合 ChatGPT 与 BERT 的个性化图书分类推荐探索[J/OL]. 图书馆论坛.
<https://link.cnki.net/urlid/44.1306.G2.20250523.1318.002>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

*本文系上海市白玉兰人才计划浦江项目“基于生成式人工智能的文化遗产知识服务研究”(项目编号: 24PJJC036)

融合 ChatGPT 与 BERT 的个性化图书分类推荐探索*

郭利敏 杨佳 刘悦如 付雅明

摘要 为探讨图书馆个性化书目推荐的新路径,文章提出融合 ChatGPT 与 BERT 的“编码-分类”策略,将推荐任务转化为文本分类问题,以提升推荐方法的语义理解和可解释性,拓展大语言模型在图书馆应用的边界。基于上海图书馆开放数据构建训练集,选取 100 位读者借阅数据作为验证集,使用 ChatGPT 编码借阅意图, BERT 进行文本分类预测,并与协同过滤法进行比较。实验显示该方法在分类推荐中优于传统协同过滤,验证了推荐任务转化思路的有效性,并为语义增强与分层建模提供了可行方向。

关键词 智慧图书馆; 个性化推荐; ChatGPT; BERT

引用本文格式 郭利敏, 杨佳, 刘悦如, 等.融合 ChatGPT 与 BERT 的个性化图书分类推荐探索[J].图书馆论坛, 2025

Exploratory Research on Integrating ChatGPT with BERT for Personalized Book Classification and Recommendation

Limin Guo, Jia Yang, Yueru Liu, Yaming Fu

Abstract This study explores a novel approach to personalized bibliographic recommendation in libraries by proposing an "encoding-classification" strategy that integrates ChatGPT and BERT. The recommendation task is transformed into a text classification problem to enhance semantic understanding and explainability, thereby expanding the application boundaries of large language models in library services. A training dataset was constructed based on open circulation data from the Shanghai Library, with borrowing data from 100 readers selected as the validation set. ChatGPT was used to encode borrowing intentions, and BERT was employed for text classification-based prediction. The proposed method was compared with traditional collaborative filtering techniques. Experimental results show that the proposed strategy outperforms traditional collaborative filtering in classification-based recommendation tasks, validating the effectiveness of the task transformation approach. It also provides a feasible path for future research on semantic enhancement and hierarchical modeling.

Keywords Smart Library, Personalized Recommendation, ChatGPT, BERT

0 引言

在数字化加速发展背景下,图书馆角色正从传统的信息存储中心转型为知识传播与创新的重要枢纽^[1]。面对信息资源的急剧增长,图书馆亟须解决的核心问题之一是如何高效地引导读者从庞杂的资源中发现符合其个性化兴趣的图书^[2]。近年图书馆围绕读者兴趣驱动的资源组织方式展开探索。如纽约公共图书馆“百年百书”计划^[3]和上海少年儿童图书馆的主题书架工程均体现出用户导向策略在阅读推广中的积极作用。推荐系统的引入为缓解信息过载、提升读者发现效率提供了路径^[4]。在社交^[5]、电商^[6]、视频^[8]等领域中,基于内容、协同过滤及其融合形式的推荐方法已被广泛应用,并向复杂环境下的高阶建模演进^[39]。在图书推荐场景中,相较于一般商品,图书更具语义复杂性与情境多样性,对推荐模型的语义理解和推理能力提出更高要求。预训练模型技术的兴起为理解用户偏好与挖掘文本语义关联提供了新的可能性。例如, Bert4Rec 模型采用双向 Transformer 编码器对用户的历史交互序列进行建模,捕捉长期依赖关系,提升了个性化推荐的准确性。RecPrompt 等新兴方法通过引入预训练语言模型,将推荐任务转化为自然语言理解中的文本分类问题,在冷启动环境中表现出优越的泛化能力。在此基础上,一些研究进一步提出将大型语言模型作为“个性化理解器”,将用户历史行为转化为上下文提示词,借助其强大的语言建模和语义推理能力,实现复杂的阅读需求捕捉与个性化匹配^[40-43]。本文在这一研究背景下,提出融合 ChatGPT 与 BERT 的图书推荐方式:通过构建“编码-分类”式框架,将推荐问题转化为“文本理解-类别预测”的过程。其中, ChatGPT 模型负责将用户的历史借阅行为编码为具有

语义深度的描述，BERT 模型则执行多类别分类任务，实现对潜在阅读兴趣的精准识别。该方法不仅能够提升推荐系统对复杂语义的理解能力，为图书馆个性化服务提供了一种面向未来的技术路径。

1 文献综述

随着图书馆馆藏资源和数字内容急剧增长，读者面临的信息选择困难日益突出，推荐系统作为缓解信息过载的重要技术，被引入图书馆服务中以提升用户信息获取效率^[11]。相关研究可分为 3 类路径：一类从服务模式与宏观策略层面展开探讨推荐系统对图书馆服务生态的影响与组织转型^[12]；一类聚焦于算法设计与技术实现，强调模型性能与数据驱动机制^[13]；一类注重系统设计与落地可行性，探讨推荐系统在图书馆的应用潜力与可操作性。这些研究共同构建图书馆推荐系统的理论与实践基础，但在语义理解方面仍存在拓展空间。

1.1 推荐系统核心方法概述

依据推荐算法的信息来源和方法可以将传统推荐系统分为基于内容的推荐系统^[14]、基于协同过滤的推荐系统^[15]以及混合推荐系统^[16]三类。基于内容的推荐通过分析用户的显性（如评分、评论）与隐性行为（如浏览、搜索）提取兴趣特征，再与项目属性进行匹配，具备模型简单、可解释性强、对新项目冷启动友好等优点。但此类方法在复杂语义建模与新用户偏好捕捉方面存在局限。基于协同过滤方法则基于“用户-项目交互矩阵”。通过挖掘用户之间或项目之间的行为相似性实现推荐，主要包括基于用户、基于项目和基于模型三种形式。该方法不依赖项目内容，能有效捕捉用户群体偏好，但对稀疏数据敏感，难以处理冷启动问题和图书语义复杂性。混合推荐系统则综合上述两类方法，通过加权融合、模型集成、特征融合等策略协调各自优势。一方面，基于内容的机制提供图书本体匹配基础；另一方面，协同过滤强化用户行为信号挖掘。二者结合有助于提升推荐系统在多样用户画像与多类型图书资源下的稳定性与精准性，为图书馆实现个性化与智能化服务提供更优解。

1.2 预训练语言模型在推荐系统中的演进

近年来深度学习技术的发展为推荐系统带来全新建模范式，尤其在特征抽取和非线性交互建模方面展现出显著优势。典型方法如深度神经网络（DNN）建模用户与项目的复杂关系^[17]；图神经网络（GNN）通过融合节点特征与拓扑结构增强社交推荐效果^[4]；而 DeepCoNN 借助卷积神经网络对用户与项目评论进行并行建模，提升了评分预测的上下文感知能力^[18]；BERT4Rec 进一步引入 Transformer 双向架构对用户行为序列进行建模^[19]，在新闻^[20]、药物^[21]等多个领域中取得显著成效。

随着大型语言模型快速演进，推荐系统迈入“预训练+提示”驱动新阶段。此类模型通过大规模语料训练，具备强大的语义建模与生成能力。提示学习（Prompt Learning）机制成为连接预训练模型与推荐任务的关键技术路径。例如，ChatGPT 可作为“用户历史行为解释器”，将借阅序列转换为自然语言提示，结合其上下文推理能力，实现多轮偏好推断与内容匹配^[40]。引入上下文学习（In-Context Learning, ICL）摆脱了传统模型对静态参数的依赖，实现了更灵活的个性化推荐生成^[24]。已有研究拓展了大语言模型在推荐系统中的应用边界。如 Tallrec^[25]、M6-rec^[26]、PALR^[27]通过结合序列建模和语义表示，实现“零样本”或“少样本”场景下的泛化推荐能力；Chat-Rec^[28]强调推荐理由的可解释性与自然语言生成机制，提升了用户信任与系统交互性。这些进展标志着推荐系统从“静态建模”走向“对话式推理”。

对图书馆而言，大型语言模型不仅能增强图书语义理解与推荐生成能力，更为服务的交互性与智能化带来变革可能。结合图书馆特有的书目分类体系、元数据结构与借阅语境，预训练模型有望推动图书推荐从“推荐什么”走向“为什么推荐”的转变，从而助力读者达成更具启发性与目的性的知识获取过程。

2 研究方法

个性化图书推荐系统的关键在于精准刻画用户的阅读偏好。已有研究表明用户借阅行为能够反映其对不同主题图书的兴趣,如非虚构类、幽默类、通俗历史^[29-31]。通过分析用户的借阅行为数据,可以发现长期兴趣特征与阅读路径演变,为推荐系统提供建模基础。

传统推荐方法,如协同过滤依赖于用户或物品间的相似性,常受限于数据稀疏与冷启动问题;而基于内容的推荐方法虽然能利用图书的文本特征进行匹配,但在刻画复杂语义关系和推断潜在兴趣方面能力有限。近年随着大语言模型发展,推荐系统研究呈现出从“浅层匹配”向“深层语义建模”的转向趋势^[41-42]。

本研究提出将 ChatGPT 与 BERT 相结合,构建“编码-分类”结构的图书分类推荐框架,以实现用户兴趣的语义建模与分类推荐的高效匹配。具体而言,系统首先将用户历史借阅行为(包括图书标题、借阅日期)组织为结构化的提示词,作为输入提供给 ChatGPT。ChatGPT 基于这些提示生成一段凝练、连贯的总结性文本,用以表达用户的阅读兴趣偏好。这一过程相当于将用户借阅序列进行“语言化重构”,输出可解释的自然语言表示。例如,对于一名长期阅读历史类和心理学类图书的用户,ChatGPT 可输出如“该用户偏好阅读深度探讨历史事件与人类心理的非虚构图书”。与传统的向量式兴趣表示相比,这种语言化表示不仅具有更强的语义清晰度和可解释性,也便于与后续语言模型直接集成。在分类阶段,系统将上述自然语言生成结果作为输入,接入 BERT 分类模型,预测用户可能感兴趣的图书分类号(如中国图书馆分类法中的 K、B、C 等类目)。由于 BERT 具备优秀的上下文建模能力,可实现对用户语言化兴趣摘要与图书分类之间的深度语义映射,从而提高推荐的准确性和针对性。

该推荐系统由 ChatGPT 编码器与 BERT 分类器两部分构成。如图 1 所示,其本质上将个性化图书推荐任务转化为“文本生成+文本分类”的组合问题,借助预训练语言模型的强大表征与推理能力,实现从行为到偏好、再到推荐类别的完整语义链条。这一方法借鉴了 RecPrompt、Bert4Rec 等实践经验,在解决冷启动、兴趣抽象表达、语义匹配等问题上展现出良好的适应性和扩展性。此外,与传统推荐模型相比,该方法在可解释性和灵活性方面具有显著优势。系统不仅可输出用户阅读偏好的自然语言描述,还能明确展现其与推荐分类之间的推理路径,增强用户对推荐结果的理解与接受度。该方法具备良好的动态适应能力,通过更新借阅行为输入,可实时调整推荐内容,更好地满足用户兴趣演变的需求。

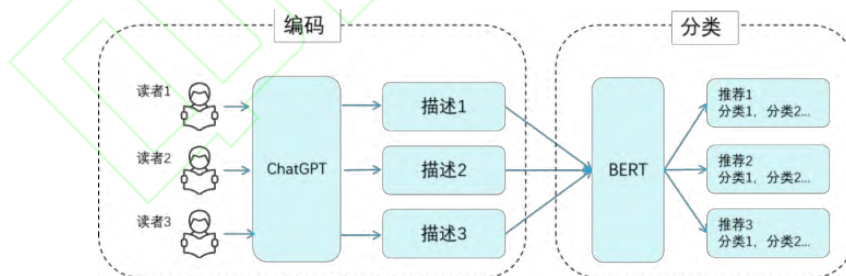


图 1 融合 ChatGPT 与 BERT 的个性化图书分类推荐框架

3 实验与效果

3.1 数据集与模型

为验证提出“编码-分类”框架的可行性与效果,选用上海图书馆开放数据竞赛提供的真实数据集作为实验数据^[32]。该数据包含书目数据 354 万余条、读者数据 10 万余条、以上两者产生的流通数据 623 万余条。这些流通数据涵盖读者在 2019 年全年内的图书借阅记录。作为验证集,选取 2020 年第一季度 100 位读者的实际借阅记录,确保实验过程具备时序逻辑与应用可参考性。

在构建分类器数据集方面,借助 ChatGPT 结合读者历史的借阅行为进行语义总结,生成一段浓缩其阅读兴趣的“偏好摘要”文本,作为分类任务的输入。输出标签则选用书目中

图分类法的分类号。为避免长尾效应导致类别分布失衡，仅保留四级分类，并进行去重处理。每条样本统一保留前 10 个分类标签，若不足则补齐“<PAD>”，确保训练样本格式一致性。通过训练“阅读偏好总结”与“中图分类法分类号”的映射关系来实现读者阅读兴趣特征与中图分类法的模式对应，数据示例如表 1 所示。

表 1 分类器数据集示例		
书籍	偏好总结（输入）	分类号（标签）
围棋实战技法必读 - 2019.01.03 围棋布局大全 - 2019.01.03 浙江玩全攻略 - 2019.01.03	用户的借阅历史显示出浓厚的兴趣领域，主要集中在围棋、象棋等棋类书籍，以及中国历史、旅游、文化等方面。借阅书籍频率较高，主题涵盖围棋技法、象棋布局、历史人物传记，.....	G891;K928;... ... <PAD>

在模型选择方面，选用 ChatGPT-4o 作为编码器，以其强大的自然语言处理能力来分析和总结读者的借阅历史，提取出高层次的用户特征。相比传统的统计建模或嵌入平均方法，ChatGPT 在语境融合、概念整合与可解释性方面具有显著优势，特别适用于图书推荐等对语义归纳要求较高的任务。分类器方面则选择 Bert-Base-Chinese 模型^[33]，模型在海量中文语料上训练，具备良好的上下文建模能力，适用于处理偏好摘要这类由大语言模型生成的高语义表达文本。在多标签图书分类任务中，BERT 可有效学习输入语义与中图法标签之间的映射关系，其 Transformer 架构对于处理图书多类别、多标签、多义性的分类任务具备天然优势。具体的参数如表 2 所示。

表 2 BERT 具体参数				
序列长度	Batch_size	优化器	学习率	Epcho
512	32	Adam	1e-4	30

3.2 编码器设计与提示词模板构建

为提升偏好建模的语义质量与结构化程度，在编码器模块中引入了提示词工程，通过定制化的提示结构，引导 ChatGPT-4o 对读者的历史借阅行为进行语义压缩与抽象总结，从而生成可用于分类预测的“偏好摘要”文本。该偏好摘要不仅具备可解释性，还兼具统一格式性，便于与后续的 BERT 分类模型进行衔接。本研究设计的提示词模板主要由 4 个部分构成：角色任务引导语、结构化指令与输出格式要求，具体提示词模板如图 2 所示。

角色与任务介绍	You are a Reading Habits Analyst AI, an expert in analyzing and evaluating users' reading histories. You specialize in identifying patterns and providing insightful feedback on users' reading habits.
指令	<p>#GOAL: I want you to review a user's borrowing history from the library, evaluate their reading habits.</p> <p>#TASK: 1. I will provide you with a list of books the user has borrowed, including titles, authors, and borrowing dates. 2. You will analyze this information to identify key patterns in the user's reading habits. 3. Based on your analysis, provide a brief evaluation of their reading preferences. 4. Assign a creative label that best describes the user's reading habits. The label should be unique and reflect the user's personality and interests.</p> <p>#READING HISTORY: - "Sapiens: A Brief History of Humankind" by Yuval Noah Harari (Borrowed: 2024-01-15) - [...]其他历史记录)</p> <p>#EVALUATION CRITERIA: - Frequency of borrowing books - Genres and topics of interest - Consistency in reading habits - Diversity in book selection</p>
输出	<p>#OUTPUT: Provide your analysis and label assignment in the following format: - Evaluation: "Whoa, look at you go! You are very interested in both classic literature and contemporary non-fiction. The selection shows a balance between fictional narratives and analytical texts, indicating a well-rounded reading habit."</p>

图 2 提示词模板设计

角色任务引导语，采用自然语言对模型赋予任务角色和目标，引导其以“图书馆阅读行为分析师”身份，根据借阅记录识别用户阅读主题与兴趣取向，并以结构化语言生成一段偏好总结。该指令整合了身份语境与任务目标，激发模型的主题识别与抽象归纳能力。

结构化指令，共设置目标、任务、阅读历史和评估标准 4 条指令。目标指令旨在审核读者的借阅历史，评估其阅读习惯，通过明确具体的任务目标来指导 AI 完成任务的方向；任务指令用以帮助 AI 进行任务分解，通过对于每一步骤的明确指引帮助 AI 完成复杂的分

析过程；阅读历史指令则是通过 few-shot^[34]的方式为 AI 提供少量的分析样本，这里包含书名、作者和借阅日期，以辅助 AI 进行针对性的分析；评估标准指令则是为 AI 明确具体的评估维度，要求 AI 来分析和理解读者的阅读行为。

输出格式要求采用 one-shot^[35]方式，明确指导大模型生成所需的内容和格式。这不仅帮助大模型理解整个流程的闭环，还通过特定的响应格式简化了后续任务的处理。此外，对于格式不符合要求的响应，将其视为异常任务并在此阶段进行忽略处理，从而确保系统的稳定性和推荐结果的准确性。

上述提示词模板具备高度的结构引导性与生成可控性，能够有效提升大语言模型在语义建模任务中的表现。首先，提示词融合了角色背景与任务目标，引导模型以“图书馆阅读行为分析师”的身份完成阅读兴趣归纳任务，从而强化其在语义抽象与内容组织方面的聚焦能力。其次，通过对输出格式的明确规范，抑制了生成过程中常见的语言漂移与结构噪声，确保生成结果在内容表达与格式规范上的一致性。此外，该模板具备良好的可扩展性，适用于大规模用户行为数据的自动处理，可为语义推荐系统构建低成本、高质量的训练语料。另外本研究采用英文作为提示词语言，其原因主要包括以下两点：一方面，目前 ChatGPT 在英文语境下的理解力与响应稳定性相对更优，尤其是在控制输出结构、遵循指令格式等方面表现更为可靠；另一方面，英文提示词在模型训练语料中占据更高比例，因此能够激活更深层次的语言模式和任务表征能力。在平时日常的实验中也观察到，英文提示词在生成内容的一致性、规范性与可解释性方面明显优于中文提示词。

3.3 实验结果分析

为确保评估结果的真实性与时效性，选取 2020 年第一季度 100 位读者的实际借阅记录作为测试集，构建“预测兴趣 → 实际借阅”验证机制。由于部分用户借阅行为超出模型最大输入长度限制，最终有效测试用户数为 96 人。在评估方式上，采用多标签分类常用的五项指标，包括总体准确率、样本平均准确率、精确率、召回率与 F1 值，分别衡量模型在全局层面、用户个体层面以及预测标签覆盖性与准确性的综合表现，确保从多维度客观反映推荐效果。总体准确率为所有预测标签中，正确预测标签的总数占总预测标签数的比例，体现全局预测命中能力；样本平均准确率为对每位用户分别计算预测准确率后求平均，衡量模型在各用户之间的均衡性；召回率与精确率为分别反映模型对真实标签的覆盖能力与预测标签的纯度；F1 值为综合考量精确率与召回率的调和平均，衡量模型整体分类性能。实际的预测结果如表 3 所示，同时将这 96 位读者用笔者单位基于协同过滤的推荐系统的推荐数据做同样的验证数据如表 4 所示。由实验结果看出，整体趋势从大类到细分类目，总体呈下降趋势，在大类上的表现结果良好，但随着分类层级加深，性能逐渐下降，尤其在召回率与 F1 分数方面存在明显落差。相较于现行推荐系统而言准确率整体有提升，说明本方案具有一定的可行性。整体表现趋势与文献自动分类的相关工作有一定的相似性，也从侧面表明将读者的推荐任务转换成文本分类问题具有一定的可行性。

表 3 不同类目的测试结果

类目级别	总体准确率	平均每样本准确率	召回率	F1
大类	0.588	0.619	0.561	0.552
2 级类目	0.404	0.447	0.344	0.362
3 级类目	0.270	0.287	0.249	0.273
4 级类目	0.281	0.300	0.267	0.286

表 4 现行协同过滤推荐系统测试结果

Rank	总体准确率	平均每样本准确率	召回率	精确率	F1
大类	0.353	0.413	0.818	0.464	0.567
2 级类目	0.252	0.317	0.694	0.362	0.459
3 级类目	0.176	0.235	0.568	0.279	0.363
4 级类目	0.134	0.210	0.505	0.261	0.329

3.4 实验局限及改进方向

本研究的核心目标在于初步验证将图书推荐任务转化为文本分类问题的可行性。在解码器的训练与评估数据选取方面,实验尚未进行深入的参数优化和精细化处理。尽管如此,相较于传统推荐方法,本研究方案在准确率等关键指标上仍表现出一定的优势,初步验证了基于读者历史借阅记录,采用“编码-分类”策略进行个性化图书推荐的可行性。

然而,受限于实验规模与研究重点,当前模型尚未在大规模数据集上充分验证,对读者兴趣的动态变化建模也较为有限。未来研究可在以下方面拓展:其一,扩展样本规模并丰富特征工程,以提升模型的泛化能力;其二,引入时间序列分析与深度学习方法,动态构建可实时更新的用户兴趣画像,从而增强模型在真实应用场景中的适应性与持续性能。

在分类体系建模方面,考虑到图书分类结构呈现出从大类到四级分类的层级结构,后续考虑采用“分层分类”策略:即先对图书进行大类划分,再在更细颗粒度上逐层细化至二级、三级乃至四级类别。该策略不仅能降低一次性全类别分类的复杂度,还可以结合各层级的语义特征差异,设计更具针对性的模型结构,从而在效率与精度之间取得更优平衡。

在编码器设计方面,可通过微调大语言模型,构建更契合图书馆阅读场景的定制化模型,以进一步增强用户兴趣的表达能力。同时,探索引入基于人类反馈的强化学习机制,鼓励和引导读者参与模型迭代训练过程,从而增强模型的个性化表达能力与用户黏性。

需要说明的是,当前测试集是从完整数据集中随机抽取 100 位读者构建,样本规模有限。这一设计选择主要基于本研究以方法可行性验证为首要目标,故优先采用了轻量级、小样本测试策略,以评估模型在实际借阅行为的基础有效性。然而,测试集的代表性与多样性相对不足,可能影响实验结论的推广性与模型稳定性评价。因此,后续研究可在大规模、分层抽样的基础上进一步提升实验设计的科学性与结论的广泛适用性。

最后,在实验评估方面,当前评估主要依赖静态指标,缺乏来自真实用户的主观反馈。后续研究会尝试引入用户调查、行为跟踪等方法,获取第一手使用反馈,以全面评估推荐结果的可接受性与实用性,从而提升系统在实际应用中的服务价值与可信度。

4 研究价值

在信息资源激增与读者需求日益多元化的双重背景下,如何高效利用先进的自然语言处理技术来优化图书馆的资源组织与个性化推荐服务,是图书馆亟待解决的问题。本研究将 ChatGPT 与 BERT 相结合,把“个性化图书推荐”任务转化为“文本分类”问题,为图书馆智慧服务提供了新的技术路径。

首先,在用户建模方面,通过大语言模型对读者历史借阅数据进行分析 and 语义生成,实现了用户兴趣表达的语义丰富性和泛化能力。这种语言化表示不仅增强了推荐系统对用户行为的理解深度,还具备一定的数据脱敏功能,在保障读者隐私下的行为分析与兴趣建模提供了可行性和新的技术路径。

其次,针对传统推荐方法在冷启动以同质化问题,本研究引入大语言模型生成个性化阅读兴趣描述,并利用 BERT 对生成结果进行文本分类,以实现潜在兴趣的匹配。理论上,大语言模型亦可支持与用户的自然语言交互,主动获取兴趣偏好,以缓解冷启动场景下的推荐困难。相比协同过滤与基于内容的推荐算法,本文方法在捕捉个体化差异、提升多样性与精度方面具有一定的优势,增强了推荐服务的实用性。

本文拓展了深度学习在图书馆推荐系统中的应用边界。当前相关研究多聚焦于电商、社交媒体等领域,图书馆场景下的应用相对薄弱,主要受限于用户数据的维度和规模以及结构化成本不足。本文通过将用户兴趣与图书分类体系映射为结构化文本分类任务,丰富了语义技术在图书馆智能服务中的落地路径,并为应对复杂分类结构下的推荐难题提供了新的思路。

本文从图书馆知识组织体系的动态演化角度,探讨大语言模型对中文分类法的适配与重构潜力。面对交叉学科与边缘主题的快速增长,静态分类体系存在语义联通与动态更新方面的滞后性。引入具备上下文建模与语义理解能力的大语言模型,有望在用户兴趣与分类体系之间建立动态的语义桥梁,提升分类结构的适应性与扩展性,特别适用于非主流知识路径的挖掘与引导。

最后,图书馆作为公共知识空间,其智能化推荐不仅需关注“推荐什么”,更需明确“为何推荐”。本文提出的“编码-分类”推荐策略具备生成推荐理由的能力,借助编码器生成的个性化语义总结,可为推荐结果提供逻辑解释,有助于提升推荐系统的可解释性与读者信任度。此外,该方法支持自动生成个性化标签,具备在阅读推广、主题服务等场景中的拓展潜力。初步实践表明,该方法在实际读者服务中具有良好效果,如表 5 所示的个性化标签示例已被用于试点推广活动,并获得相关部门同事的积极反馈。

表 5 阅读偏好与个性化标签

偏好总结 (编码)	个性化标签 (解码)
用户的借阅历史显示出浓厚的兴趣领域,集中在围棋、象棋等棋类书籍,以及中国历史、旅游、文化等方面。借阅书籍频率较高,主题涵盖围棋技法、象棋布局、历史人物传记,以及各地旅游攻略,展现了对策略思维和文化深度的追求。书单中国棋类书籍尤为突出,说明用户对该领域有深入的兴趣。此外,旅游和地域文化相关书籍如“北京美丽乡村休闲攻略”与“上海故事”表明用户对探索和体验不同地方的生活与历史有浓厚的热情。整体上,阅读习惯持续且多元化,偏好深度分析与文化审美相结合的主题。	棋艺与旅行大师
用户的阅读范围极其广泛,涉及哲学、历史、文学、艺术、数学、科学与文化研究等领域,展现了强烈的学术兴趣和文化敏感性。借阅记录包含经典与当代作品,并以跨学科、跨文化的著作为主,如哲学经典、文学杰作、历史解析,以及科学与艺术的结合。这种多样化的阅读习惯体现了用户对思想深度、文化多样性和知识广度的追求。其阅读方式系统且持续,表现出深厚的学术底蕴和求知精神。	多元智识探险家
用户的阅读习惯表现出浓厚的浪漫主义情怀和对日常生活细腻观察的喜好。从借阅的书目中可以看出,用户非常喜欢现代都市言情小说、浪漫爱情主题,同时也对古典文学、音乐随笔以及温暖治愈系的书籍情有独钟。这些书籍展现出对感情故事的细腻感知以及对文学艺术的浓厚兴趣。用户的阅读频率高,集中在短时间内大量阅读,体现了强烈的求知欲和沉浸式的阅读体验。整体风格温暖、柔和而充满诗意。	浪漫治愈系阅读家
用户的阅读记录中展现出浓厚的推理、悬疑、犯罪与法医学主题的兴趣,尤其是在探讨心理学、案件重构和推理艺术方面表现突出。同时,涉及一些关于都市文化与生活方式的书籍,显示出对社会现象和人性探索的好奇。此外,用户也阅读了一些散文、励志与生活感悟类书籍,体现了对文学和情感表达的欣赏。整体阅读偏好兼具悬疑解谜、社会观察与人文思考于一体,兼具理性与感性特质。	悬疑追迹者
你的阅读习惯反映出你对儿童科普、启蒙教育以及有趣的生活知识有较大的兴趣,尤其注重培养儿童的认知能力和兴趣。你似乎注重启蒙性的知识内容,同时也不乏对科学、动物和自然的好奇心。	小小启蒙探险家

5 结语

随着大语言模型在自然语言处理领域的持续突破,其在推荐系统中的应用也日益深化,特别是在个性化语义建模与上下文感知推荐方面展现出广阔前景。本文提出的“编码-分类”策略,验证了融合 ChatGPT 与 BERT 用于图书分类推荐的可行性,为构建可解释、高泛化的推荐系统提供了基础。

本研究的实验尽管证明了此方法的可行性,但仍存在局限性。首先,当前模型在用户行为建模方面存在一定程度的简化,主要依赖历史借阅记录进行语义编码,尚未整合搜索意图、用户评论、标签使用等多源异构行为数据。考虑到图书馆读者行为的实际情况,单一维度的建模不足以全面反映其兴趣特征。其次,尽管 ChatGPT 在语义生成与上下文理解方面表现优异,其输出仍存在一定的随机性,导致语义一致性与推荐稳定性难以完全控制,特别是在多轮交互和多语言环境下的表现仍需进一步系统评估。

未来研究可从几个方面拓展:在模型层面,引入结构化提示词与分层分类机制,提升读者兴趣的刻画能力及多层级分类精度;在数据融合方面,融合图书封面、摘要、目录等多模态资源,并结合视觉 Transformer (ViT) 等方法增强语义表达;在用户建模方面,融入时间序列与因果推理机制,构建动态兴趣图谱,并结合强化学习实现策略实现个性化推荐策略的自适应优化;在应用实践中,该方法有望拓展至阅读推广、个性化导读、主题书单生成等多个服务场景,通过问卷调查等用户调研手段获取反馈,以评估系统的可用性与用户满意度。该方法亦可与中图法等知识组织体系深度融合,促进“推荐即检索”的智慧图书馆服务模式落地与优化。

参考文献

- [1] ONUNKA O, ONUNKA T, FAWOLE A A, et al. Library and information services in the digital age: Opportunities and challenges[J]. *Acta Informatica Malaysia*, 2023, 7(1): 113-121.
- [2] LIN X, SUN Y, ZHANG Y, et al. Application of AI in Library Digital Reading Promotion Service[C]//2023 IEEE International Conference on Integrated Circuits and Communication Systems (ICICACS). IEEE, 2023: 1-6.
- [3] 陈琼. 纽约公共图书馆少儿推荐书目服务分析及启示[J]. *图书馆研究与工作*, 2019(6): 52-55.
- [4] FAN W, MA Y, LI Q, et al. A graph neural network framework for social recommendations[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 34(5): 2033-2047.
- [5] HE X, LIAO L, ZHANG H, et al. Neural collaborative filtering[C]//Proceedings of the 26th international conference on world wide web. 2017: 173-182.
- [6] FAN W, DERR T, ZHAO X, et al. Attacking black-box recommendations via copying cross-domain user profiles[C]//2021 IEEE 37th international conference on data engineering (ICDE). IEEE, 2021: 1583-1594.
- [7] FAN W, ZHAO X, CHEN X, et al. A comprehensive survey on trustworthy recommender systems[J]. *arXiv preprint arXiv:2209.10117*, 2022.
- [8] 秦川, 祝恒书, 庄福振, 等. 基于知识图谱的推荐系统研究综述[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(7): 937-956.
- [9] HE X, DENG K, WANG X, et al. Lightgcn: Simplifying and powering graph convolution network for recommendation[C]//Proceedings of the 43rd International ACM SIGIR conference on research and development in Information.
- [10] ZHENG L, NOROOZI V, YU P S. Joint deep modeling of users and items using reviews for recommendation[C]//Proceedings of the tenth ACM international conference on web search and data mining. 2017: 425-434. Retrieval. 2020: 639-648.
- [11] WU J, FAN W, CHEN J, et al. Disentangled contrastive learning for social recommendation[C]//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management. 2022: 4570-4574.
- [12] 陈丹, 柳益君, 罗焯, 等. 基于用户画像的图书馆个性化智慧服务模型框架构建[J]. *图书馆工作与研究*, 2019(6): 72-78.
- [13] 杜丰瑞, 岳铁骐, 张彤阳, 等. 基于认知升级理论的高校图书馆智慧推荐服务研究[J]. *图书情报工作*, 2023, 67(12): 39-49.
- [14] PAZZANI M J. Content-Based Recommendation Systems[J]. 2007
- [15] SU X. A Survey of Collaborative Filtering Techniques[J]. 2009.
- [16] ADOMAVICIUS G, TUZILIN A. Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions[J]. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 2005, 17(6): 734-749.
- [17] HE X, LIAO L, ZHANG H, et al. Neural collaborative filtering[C]//Proceedings of the 26th international conference on world wide web. 2017: 173-182.
- [18] ZHENG L, NOROOZI V, YU P S. Joint deep modeling of users and items using reviews for recommendation[C]//Proceedings of the tenth ACM international conference on web search and data mining. 2017: 425-434.
- [19] SUN F, LIU J, WU J, et al. BERT4Rec: Sequential recommendation with bidirectional encoder representations from transformer[C]//Proceedings of the 28th ACM international conference on information and knowledge management. 2019: 1441-1450.
- [20] WU C, WU F, HUANG Y, et al. Personalized news recommendation: Methods and challenges[J]. *ACM Transactions on Information Systems*, 2023, 41(1): 1-50.
- [21] DONGRE S, AGRAWAL J. Deep-learning-based drug recommendation and adr detection healthcare model on social media[J]. *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2023, 10(4): 1791-1799.
- [22] 郭利敏, 付雅明. 以大语言模型构建智慧图书馆: 框架和未来[J]. *图书馆杂志*, 2023, 42(11): 22-30, 133.
- [23] CHEN Z, MAO H, LI H, et al. Exploring the potential of large language models (llms) in learning on graphs[J]. *ACM SIGKDD Explorations Newsletter*, 2024, 25(2): 42-61.
- [24] DONG Q, LI L, DAI D, et al. A survey on in-context learning[J]. *arXiv preprint arXiv:2301.00234*, 2022.
- [25] BAO K, ZHANG J, ZHANG Y, et al. Tallrec: An effective and efficient tuning framework to align large language model with recommendation[C]//Proceedings of the 17th ACM Conference on Recommender Systems. 2023: 1007-1014.
- [26] CUI Z, MA J, ZHOU C, et al. M6-rec: Generative pretrained language models are open-ended recommender systems[J]. *arXiv preprint arXiv:2205.08084*, 2022.
- [27] YANG F, CHEN Z, JIANG Z, et al. Palr: Personalization aware llms for recommendation[J]. *arXiv preprint arXiv:2305.07622*, 2023.
- [28] GAO Y, SHENG T, XIANG Y, et al. Chat-rec: Towards interactive and explainable llms-augmented recommender system[J]. *arXiv preprint arXiv:2303.14524*, 2023.
- [29] CECILIO J D, CATEDRILLA G M B, ASOR J R. Application of Apriori Algorithm in One State University's Library Book Borrower Records for Efficient Library Shelving[J]. *J. Softw.*, 2023, 18(4): 172-184.

- [30]MUELLER K L, HANSON M, MARTINEZ M, et al. Patron preferences: Recreational reading in an academic library[J]. The Journal of Academic Librarianship, 2017, 43(1): 72-81.
- [31]GALYANI-MOGHADDAM G, TAHERI P. Public library circulation records: What do they reveal about user's reading preferences?[J]. Journal of Librarianship and Information Science, 2021, 53(2): 328-337.
- [32]上海图书馆. 开放数据竞赛 [EB/OL]. [2025-01-07] <https://opendata.library.sh.cn/opendata>.
- [33]HUGGINGFACE. google-bert/bert-base-chinese [EB/OL].[2025-01-07] <https://huggingface.co/google-bert/bert-base-chinese>.
- [34]WANG Y, YAO Q, KWOK J T, et al. Generalizing from a few examples: A survey on few-shot learning[J]. ACM computing surveys (csur), 2020, 53(3): 1-34.
- [35]O'MAHONY N, CAMPBELL S, CARVALHO A, et al. One-shot learning for custom identification tasks; a review[J]. Procedia Manufacturing, 2019, 38: 186-193.
- [36]郭利敏. 基于卷积神经网络的文献自动分类研究[J]. 图书与情报, 2017(6):96-103.
- [37]张雨丹. 基于《中国图书馆分类法》的文献自动化深层分类的研究和实现[J]. 图书馆杂志, 2024, 43(3):61-74.
- [38]罗鹏程, 王继民, 聂磊. 基于生成式大语言模型的文献资源自动分类研究[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(12):174-182.
- [39]SARMA D, MITTRA T, HOSSAIN M S. Personalized book recommendation system using machine learning algorithm[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2021, 12(1).
- [40]Wu Y, Xie R, Zhu Y, et al. Personalized prompt for sequential recommendation[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3376-3389.
- [41]HUANG S, YANG H, YAO Y, et al. Deep adaptive interest network: personalized recommendation with context-aware learning[J]. arXiv preprint arXiv:2409.02425, 2024.
- [42]ZHANG S, YAO L, SUN A, et al. Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives[J]. ACM computing surveys (CSUR), 2019, 52(1): 1-38.
- [43]LIU D, YANG B, DU H, et al. Recprompt: A prompt tuning framework for news recommendation using large language models[J]. CoRR, 2023.

作者简介 郭利敏, 杨佳, 硕士, 上海图书馆/上海科学技术情报研究所副研究馆员; 刘悦如 (通信作者, monikalyr@tongji.edu.cn), 硕士, 同济大学图书馆副研究馆员; 付雅明, 博士, 上海大学文化遗产与信息管理学院助理研究员。

收稿日期 2025-03-25

(责任编辑: 肖玲)