

数据分析与知识发现  
*Data Analysis and Knowledge Discovery*  
ISSN 2096-3467, CN 10-1478/G2

## 《数据分析与知识发现》网络首发论文

题目：基于知识图谱和读者画像的图书推荐检索研究  
作者：陈玲洪，潘晓华  
网络首发日期：2023-03-20  
引用格式：陈玲洪，潘晓华. 基于知识图谱和读者画像的图书推荐检索研究[J/OL]. 数据分析与知识发现.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.g2.20230317.1312.006.html>



**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与《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。

# 基于知识图谱和读者画像的 图书推荐检索研究

陈玲洪<sup>1</sup>, 潘晓华<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(浙江工业大学图书馆 杭州 310014)

<sup>2</sup>(浙江大学滨江研究院 杭州 310053)

**摘要:** [目的]通过将知识图谱和读者画像技术应用于图书推荐检索, 针对数据稀疏和冷启动问题, 提高图书推荐检索的精准度。[应用背景]应用于浙江工业大学图书馆管理系统, 涵盖2020年5月至2022年5月期间的借阅数据, 包含220636条借阅记录, 60162本图书、15916个读者。[方法]通过构建读者-图书知识图谱, 结合图书主题模型和读者画像分别对图书之间的语义关联和读者偏好进行建模, 挖掘读者-读者、读者-图书以及图书-图书背后的语义关联, 针对性的改善数据稀疏和冷启动问题。[结果]实验结果表明, 相较于对比的协同过滤算法, 本文所提出的方法精准度提升达到了15.1%, 且在冷启动环境下的召回率达到了51.44%。[结论]基于知识图谱和读者画像的图书检索技术能有效改善数据稀疏和冷启动问题, 具有较好的应用前景。

**关键词:** 知识图谱; 读者画像; 个性化推荐

**分类号:** G252

## Research on Recommendation and Retrieval of Books Based on Knowledge Graph and Reader Portrait

Chen Linghong<sup>1</sup>, Pan Xiaohua<sup>2</sup>

<sup>1</sup>(Zhejiang University of Technology Library, Hangzhou, 310014, China)

<sup>2</sup>(Binjiang Institute of Zhejiang University, Hangzhou, 310053, China)

**Abstract:** [Objective] Improve the accuracy of book recommendation by applying knowledge graph and reader portrait technology, aiming at the data sparseness and cold start problem. [Context] This work is applied to the library management system of Zhejiang University of Technology, including 220636 borrowing records from May 2020 to May 2022, with 60162 books and 15916 readers. [Methods] By constructing the readers-books knowledge graph, the semantic

association between books and readers' preferences are modeled by combining the book theme model and reader portrait, and the semantic association behind reader-reader, reader-book and book-book is explored. Meanwhile, the data sparseness and cold start problems are improved. **[Results]**The experimental results show that the proposed method achieves a 15.1% improvement in precision compared to the compared collaborative filtering algorithm and the recall reached 51.44% in the cold start environment. **[Conclusions]**The book retrieval technology based on knowledge graph and reader portrait can effectively improve the data sparseness and cold start problem, which has a good application prospect.

**Keywords:** Knowledge Graph; User Portrait; Recommended Retrieval

## 1 引言

随着信息技术的广泛应用,网络所包含的信息迅速增长,这带来了信息过载和信息混乱。信息过载使得社交媒体中的信息量远远大于它所能承载的量。信息混乱常常使人们在搜索信息时无法找到有用的数据。因此,如何减少信息过载和信息混乱造成的影响成为了研究热点,与推荐系统相关的研究也随之出现。同时,伴随着数据信息的爆炸式增长,数字图书馆所累积的数据规模是巨大的,数据稀疏问题也随之出现。读者阅读过的图书相对图书馆的总藏书量可谓是冰山一角,这导致在计算读者或书籍的最近邻时准确率较低,也因此造成了推荐系统的推荐质量急剧下降;而冷启动问题主要由读者冷启动和图书冷启动组成,对于新读者或新书籍,系统难以进行准确地推荐,这主要是由于没有充分利用已有数据所造成的。传统基于搜索引擎技术的图书检索系统,虽然能够提供比较高的覆盖率,但不能很好地反映当前用户本身的偏好,导致检索结果的准确率、召回率较低。亟需采用推荐系统辅助图书检索,为用户提供更为精准的图书推荐服务。

在传统的图书推荐领域,丁雪<sup>[1]</sup>提出了基于关联规则挖掘的图书智能推荐系统,并在湖北某高校图书馆集群管理系统上验证了其有效性,为图书馆的管理决策提供了有效的数据支持,但计算耗时且存在新书籍的冷启动问题。Schafer<sup>[2]</sup>等人提出了基于协同过滤的推荐系统,这种方法假设相似的读者对相同的书籍有相似的评分,需要用户对书籍的评分数据,因此仍然无法对新书籍实施有效的推荐。

Mooney<sup>[3]</sup>等人提出基于内容的图书推荐方法,根据读者过去喜欢的书籍推荐相似的书籍,这就导致了对于新用户存在的冷启动问题。

针对推荐检索系统普遍存在着数据稀疏和冷启动问题,大量学者展开研究,致力于提高推荐检索系统的实用性。徐海文<sup>[4]</sup>等人提出一种基于知识图谱的个性化推荐系统,引入知识图谱中大量的语义内容来改善数据稀疏和冷启动问题,提升推荐的精度,但忽略了用户本身包含的一些属性、偏好。王大阜<sup>[5]</sup>等人从读者的属性、行为、兴趣等标签维度构建用户画像模型,同时将读者按照不同的身份类型划分,再结合基于协同过滤、内容及属性相似度的混合推荐算法进行图书推荐,一定程度上缓解了冷启动问题,但缺少对读者和图书之间语义的挖掘。Zhu<sup>[6]</sup>等人提出了一个 MWUF( Meta Warm Up Framework )框架,分别训练推荐模型和两个元模型( meta model )来获得更好的嵌入特征,用于解决深度模型中新物品的冷启动问题。该方法虽然取得了较好的性能,但由于训练成本高,实际应用难度较大。

针对上述问题,本文将知识图谱和读者画像技术应用于图书推荐检索:通过构建读者-图书知识图谱,结合图书主题模型和读者画像分别对图书之间的语义关联和读者偏好进行建模,挖掘读者-读者、读者-图书以及图书-图书背后的语义关联。通过分析读者与读者、读者与图书、图书与图书之间的语义关系来增强推荐检索效果,相比现有单独基于知识图谱或读者画像的图书推荐检索方法,能够更为有效地解决数据稀疏和冷启动问题。

## 2 研究现状

图书检索是指根据学习和工作的需要获取相关图书、文献信息的过程。随着现代网络技术的发展,图书检索更多是通过计算机技术来完成,通常利用“全文索引+关键字匹配”的模式,无法通过语义理解掌握用户检索目的、反映用户本身的兴趣偏好,检索精度往往不高。针对这一问题,传统方法基于用户之间的相似性进行协同过滤推荐,一定程度上满足了个性化推荐的需求<sup>[7]</sup>。一些学者在基于图书馆借阅数据的传统推荐算法中引入时间上下文信息<sup>[9]</sup>,从而优化推荐效果;针对传统协同过滤算法的数据稀疏问题,一些学者采用聚类 and 填充技术对其进行改进<sup>[8]</sup>;针对冷启动问题,一些学者通过优化读者评价矩阵和相似度模型,对协

同过滤算法进行了改进<sup>[9]</sup>；也有学者通过提取并计算用户兴趣序列与传统的协同过滤推荐算法相结合，增强个性化推荐能力<sup>[11]</sup>。

近年来，基于知识图谱的检索模式已逐渐成为主流方法。基于知识图谱的推荐检索大多是通过关联推荐物品，挖掘潜在特征提升推荐检索性能<sup>[11]</sup>。知识图谱包含了实体之间丰富的语义关联，为推荐系统提供了潜在的辅助信息来源。将知识图谱引入推荐系统可以使推荐结果更精准、更多样、更可解释。基于知识图谱的推荐系统可以分为两种：基于路径的方法和基于特征嵌入的方法。基于路径的推荐方法将知识图谱视为一个异构信息网络，然后构造物品之间的基于元路径（meta-path）或元图（meta-graph）的特征，例如Zhao<sup>[11]</sup>等人提出的基于元图的推荐方法。简单地说，元路径是连接两个实体的一条特定的路径，比如“演员->电影->导演->电影->演员”这条元路径可以连接两个演员，因此可以视为一种挖掘演员之间的潜在关系的方式。这类方法的优点是充分且直观地利用了知识图谱的网络结构，缺点是需要手动设计，在实践中难以到达最优。基于特征嵌入的推荐方法为知识图谱中的每个实体和关系学习得到一个低维向量，同时保持图中原有的结构或语义信息，代表方法有TransE、TransH、TransR、TransD<sup>[11]</sup>。这类方法使用基于距离的评分函数评估三元组的概率，将尾节点视为头结点和关系翻译得到的结果。

综上，现有的方法大多通过挖掘读者与图书间的关系或进一步挖掘读者信息来改善推荐检索效果。在此基础之上，针对图书推荐问题中的数据系数和冷启动问题，本文通过将知识图谱、读者画像技术同时应用于图书检索推荐系统中，构建图书与拥有相同知识需求、兴趣偏好、阅读习惯的用户之间的关联关系，从而形成基于“读者画像”的读者-图书知识图谱，发现和预测潜在阅读需求，以改善读者访问、检索和阅读的感受，从而更好地解决检索推荐中的冷启动和数据稀疏问题。

### 3 基于知识图谱和读者画像的图书推荐检索框架

推荐算法中融入知识图谱和读者画像，通过挖掘读者与读者、读者与图书之间的语义关系，能够实现多方面的精准化推荐。本文所述推荐检索包括三种方式：相关推荐、个性化推荐和统计分析推荐。如图 1 所示，本文所构建的图书馆推荐检索框架主要由三个部分组成：知识图谱和读者画像、信息挖掘以及推荐检索。



以读者画像中的借阅信息为主，读者特征为辅，构建读者关系链，通过对相似读者的借阅信息进行统计分析，实现统计层面的热门图书推荐。在读者进行图书检索过程中，结合检索关键字与图书知识图谱，实现相关图书推荐，能够将没有任何历史数据的新资源精准地推荐给目标用户。通过节点嵌入方法提取用户特征，挖掘读者画像中借阅信息数据与图书知识图谱中相似作品之间的深层关系，实现精准的个性化推荐。本文分别使用 GraphSAGE<sup>[21]</sup>和 Node2vec<sup>[21]</sup>节点嵌入方法作为图书知识图谱中用户特征提取方法。其中，GraphSAGE (Graph Sample and aggreGatE)属于归纳式学习算法，通过聚合节点邻居的特征信息来学习目标节点本身的特征表达，对于未知的节点具有强大的泛化能力；Node2vec 是一种综合考虑深度和广度邻域的嵌入方法，是应用较为广泛的经典图嵌入算法。

对于新图书，利用图书的基础信息与语义信息，与现有图书构建图书知识图谱，解决图书冷启动问题。对于新读者，只有性别、年龄、专业等基础信息，本文利用这些基础信息计算新读者与老读者之间的相似度，构建相似读者关系网络，解决读者冷启动问题。整个检索框架围绕图书知识图谱以及读者画像，通过对图书信息和用户自身特征展开分析，采用图谱、相似度计算的方法实现相关推荐、个性化推荐和统计分析推荐。

该推荐检索框架主要有以下创新：（1）通过构建图书知识图谱和读者画像挖掘深层次图书及读者信息；（2）针对数据稀疏问题，在图书知识图谱构建过程中，引入图书主题模型以挖掘图书间深层次语义关系，加强图书间关联；（3）通过挖掘分析读者与读者、读者与图书、图书与图书之间的关系，有效改善冷启动问题，增强推荐检索效果。

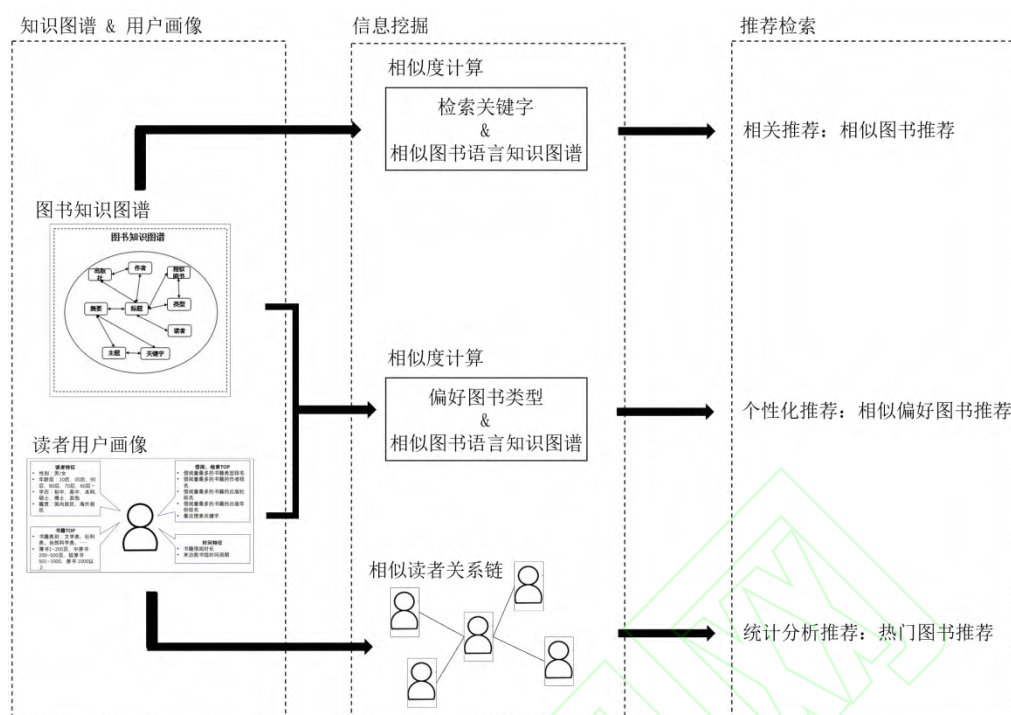


图1 推荐检索框架

Fig.1 The Framework of Recommendation Search

## 4 知识图谱构建

知识图谱的构建过程是迭代更新的信息流程，根据知识获取的逻辑，将每一轮迭代分为：信息抽取、知识融合、知识加工三个阶段<sup>[21]</sup>。

### 4.1 信息抽取

通过提取的图书间的语义信息和相互关系，形成本体化的知识表达，包含实体、关系和属性三大知识要素，涉及实体抽取、关系抽取和属性抽取三种关键技术。对于图书这类结构化数据，本文采用结构化抽取语言（Structured Extraction Language, SEL）<sup>[21]</sup>进行图书信息抽取。

### 4.2 知识融合

通过信息抽取，实现从原始数据中获取到了实体、关系以及实体的属性信息后，就需要通过知识融合对数据进行逻辑归属和冗杂/错误信息过滤，即需要实体链接和知识合并两个流程实现。

通过给定的实体指称项，通过相似度计算进行实体消歧和共指消解，确认正确实体对象后，再将该实体指称项链接到知识库中对应实体。其中实体消歧解决

同名实体产生歧义问题，共指消解解决多个指称对应同一实体对象的问题。而知识合并主要涉及“合并外部知识库”，处理数据层和模式层的冲突。

### 4.3 知识加工

通过知识融合可以消除实体指称项和实体对象之间的歧义，得到基本的事实表达。然而，要获得结构化的知识体系还需要经过知识加工的过程，包括本体构建、知识推理以及质量评估。

本体是描述客观世界的抽象模型，以形式化的方式对概念及其之间的联系给出明确定义。本文通过数据驱动的方式进行本体构建，通过实体并列相似度计算、实体上下位关系抽取，最终生成本体；知识推理可以从现有知识中发现新知识，是知识图谱构建的关键环节。本文基于逻辑推理对已有知识进行补全，例如已知（图书 A，关键词，关键词 C），（图书 B，关键词，关键词 C），可以推出（图书 A，相似图书，图书 B）；最后通过质量评估来量化知识的可信度，通过舍弃可信度较低的知识来保证图书知识图谱的质量。

如图 2 所示，本文所构建的知识图谱主要包括以下内容：读者、图书的标题、摘要、作者、出版社、图书类型、相似/相关图书等基础信息，以及从标题、摘要等半结构化语料库中提取的图书语义层面信息。

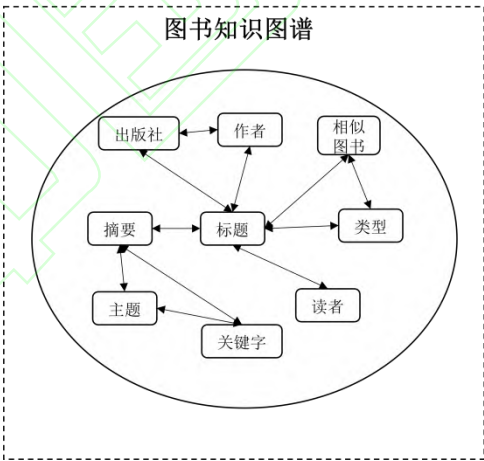


图2 图书知识图谱

Fig.2 Knowledge Graph of Books

本文基于图数据库对图书描述信息进行存储。图数据库指的是以图数据结构的形式来存储和查询数据的数据库。利用图数据库存储知识的优势在于：首先是性能上对长程关系的查询速度更快；其次善于发现隐藏关系，例如通过判



断图上两点之间是否存在连通路径，就可以发现事物间的关联，有利于知识推理等相关技术的实现。本文采用Neo4j对图书描述信息进行存储。Neo4j属于原生图数据库，是目前用的最多的图数据库，其使用的存储后端专门为图结构数据的存储和管理进行定制和优化的，在图上互相关联的节点在数据库中的物理地址也指向彼此，因此更能发挥出图结构形式数据的优势。基于Neo4j的框架下，对知识图谱的检索采用Neo4j内置的查询语言Cypher，利用match、where、return等常用关键词来查询匹配相关知识。

同时，本文根据标题、摘要等图书文本信息语料库，构建图书主题模型，挖掘图书的主题和关键字。如图 3，基于这些主题和关键字，可以快速构建基础知识图谱中的相似图书关系。主题模型是自然语言处理技术中，对类似图书馆图书摘要等文档层级的文本信息进行分析的最有效的方式之一。其本质上是一种文档层级的语义映射——找到隐藏在文档背后的主题语义。

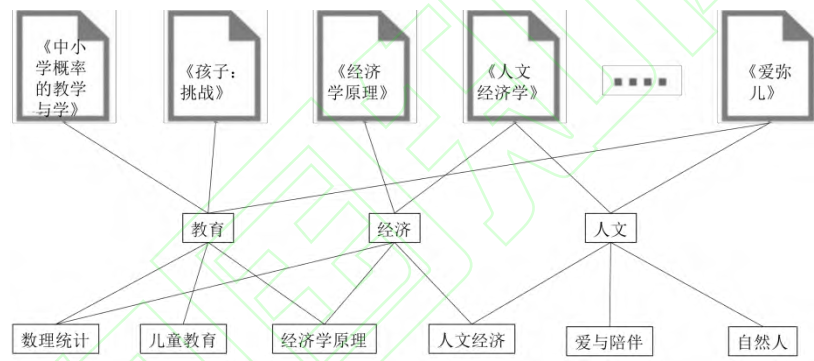


图3 图书主题模型

Fig.3 The Theme Model of Books

之后对图书中的标题、摘要等文本进行实体类的标注，然后将实体关联到知识图谱，从而获取实体的对应信息；最后对其进行概念化，理解实体背后的知识；进而理解实体之间的关系，包括实体的属性、侧面等。图 4 是本文构建的知识图谱的实际效果的部分展示。

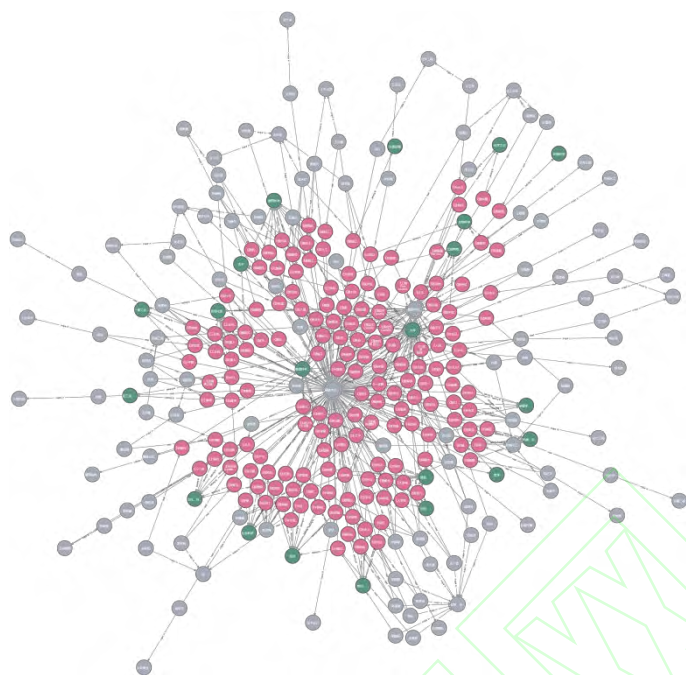


图4 知识图谱效果图（部分）

Fig.4 Knowledge Graph Rendering (Partial)

## 5 读者画像构建

本文中，读者画像的构建过程由以下几个步骤构成：

首先是基础数据的收集，图书馆读者的读者画像的构建一般是基于图书馆业务数据，如入馆记录和借阅记录等，以及读者本身所自带的一些静态特征如性别、年龄段以及学历背景等。

其次，在提取读者画像所需的基本数据后，还需要对这部分数据进行分类与加工，提取重要要素，从而形成可视化模式。并对所采集到的数据进行了行为建模，从而抽象出用户的标签。然后对标签化的流程进行开发实现，从而实现标签管理化。

最后，将计算结果、数据、接口形成服务，设计读者特征、时间特征、借阅TOP和数据偏好等指标项，进行读者画像可视化展示，如图5所示。

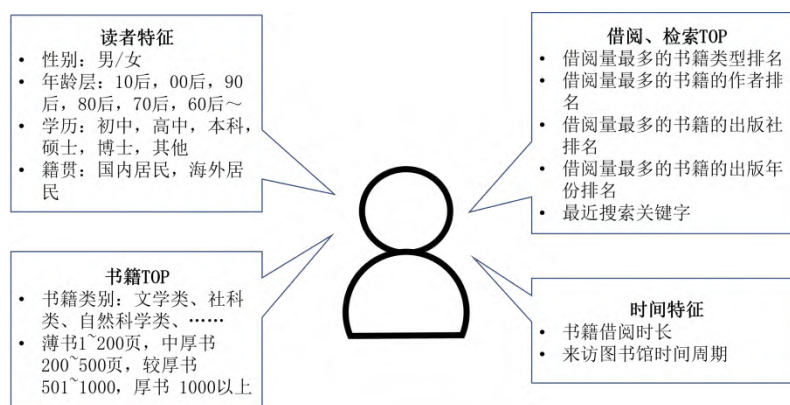


图5 读者画像

Fig.5 Reader Portrait

本文在构建读者画像过程中, 根据不同类别的使用者获得不同的信息, 同时针对线上线下的读者分析其中差异, 保证了数据的丰富性、多样性、科学性, 形成精确的读者画像。根据读者画像对读者进行形象化、精准化的分析, 并基于画像的分析结果, 针对不同的读者用户进行定制化的图书推荐以及检索结果的呈现, 最大程度提升读者的阅读体验。

如图 6 所示, 本文在实时读者画像的构建中, 通过对实时数据的不断迭代计算, 逐渐地不断完善出读者画像的全貌, 在整体架构中, 淡化离线计算的作用, 只留作归档和历史查询使用, 更多的数据通过实时计算进行输出, 最终达到对读者画像的目的。

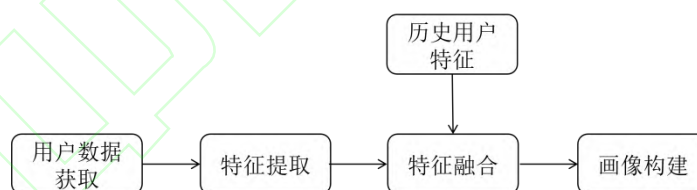


图6 画像构建过程

Fig.6 Portrait Building Process

## 6 实际应用及效果评估

### 6.1 相关推荐

如图7所示, 相关推荐主要面向读者检索图书阶段, 通过检索关键字推荐相关图书。首先, 使用余弦相似度计算检索关键字与图书知识图谱中图书关键字的

相关度，在海量的图书馆图书数据中快速检索目标图书，其中，余弦相似度通过测定二个向量的夹角余弦值来衡量它们之间的相似性，是语义相似度计算的经典方法，计算公式如下。然后，根据目标图书利用图书知识图谱，将排序的Top-k的图书推荐给读者，从而实现相关图书推荐。

$$\cos = \frac{FeatureA \cdot FeatureB}{|FeatureA| \times |FeatureB|} \tag{1}$$



图7 相关推荐检索结果

Fig.7 Relevant Recommended Search Result

### 6.2 个性化推荐

个性化推荐主要面向读者个人，根据读者的偏好图书类型，推荐相关图书。通过构建读者画像，能够清晰地发现读者的阅读偏好。一方面，在读者的检索过程中，通过计算读者的阅读偏好与检索的相关图书之间的余弦相似度，按照相似度大小进行个性化排序，如图8所示。



图8 个性化推荐检索结果

Fig.8 Personalized Recommended Search Result

另一方面，与相关推荐类似，使用余弦相似度计算读者偏好图书类型与图书知识图谱中图书关键字的相关度，并将相似度最大的top-k的图书推荐给读者，进而实现个性化推荐，如图9中的“猜你喜欢”。



图9 首页推荐

Fig.9 Home Recommendation

## 6.3 统计分析推荐

统计分析推荐是基于图书馆大数据信息的一种推荐方法。一方面，在读者的检索过程中，通过统计检索关键字相关的图书信息，对当前借阅最多的相关图书



进行热度排序，如图 10 所示；另一方面主要面向检索开始阶段。一种方法是基于图书馆大数据信息对当前借阅最多的图书进行排序，从而产生推荐。然而这一方法是无法满足广大读者的个性化需求，因此，本文采用基于用户的协同过滤方法，利用读者画像中的读者信息，挖掘读者间的深层关联，构建相似读者关系链，对相似读者群中的热门图书进行统计分析，进而产生更为精准的统计分析推荐，如图 9 中的“热门图书”推荐。



图10 统计分析推荐检索结果

Fig.10 Statistical Analysis Recommended Search Result

### 6.4 系统效果评估

本文所采用的数据集为浙江工业大学图书馆OPAC管理系统导出，涵盖2020年5月至2022年5月期间的借阅数据，包含15916个读者的220636条借阅记录，涉及60162本图书。精准率和召回率是评价一个推荐系统性能的常用指标，适用于当没有用户评分信息，或者评分信息较少的场景。本文采用准确率（Accuracy）、精准率（Precision）、召回率（Recall）、F1评分（F1 score）来评估我们的推荐效果。

实验中，我们从借阅记录中随机抽取10000条借阅记录用于推荐效果的验证。对于每个读者，我们采用不同的方法推荐排名前10的图书给用户。在计算准确率时，当有一本图书命中时我们就认定推荐成功，因此可以看到所有方法都有着较高的准确率，如表1所示。此外，我们将基于ALS（Alternating Least

Squares) 的协同过滤算法与本文所提出的融合了知识图谱与读者画像的推荐检索方法进行了对比实验。相比知识图谱, 基于协同过滤的推荐算法是经过工业界验证的相对较为成熟的一种典型方法, 具备举足轻重的地位, 至今还在大量使用。ALS算法是使用交替最小二乘求解的一个协同推荐算法, 是2008年以来应用的最为广泛的协同过滤算法之一。

由实验结果可得, 本文所提出的方法取得了更好的效果。在此基础上, 本文还进行了冷启动实验, 在计算相似度时我们去除了读者的借阅信息, 来模拟新读者场景下的冷启动问题。结果表明, 在冷启动环境下, 本文所提出的方法能够达到51.44%的召回率。

表1 推荐检索效果评估

Table1 Effectiveness Evaluation of Recommended Search				
算法	准确率(%)	精准率(%)	召回率(%)	F1分数(%)
本文方法 (基于GraphSAGE)	100	63.20	72.36	65.54
本文方法 (基于Node2vec)	100	52.85	75.72	62.65
ALS协同过滤	100	48.10	72.63	57.87
本文方法 (冷启动)	70	48.21	51.44	49.77

## 7 结语

随着信息技术的不断发展, 传统的图书推荐检索已无法满足当前需求, 因此对数据信息的充分利用, 对深层信息进行挖掘具有重要的意义。本文针对数据稀疏和冷启动问题, 在将知识图谱引入图书推荐系统的基础之上, 结合图书主题模型和读者画像分别对图书之间的语义关联和读者偏好进行建模, 挖掘读者-读者、读者-图书以及图书-图书背后的语义关联, 有效改善了数据稀疏和冷启动环境下图书推荐的精准度。本文的工作在浙江工业大学图书馆得以初步应用, 各项评估指标均优于传统图书推荐检索系统, 用户反应良好, 具有良好的推广前景。在未来的工作中, 我们将进一步完善读者画像, 挖掘更深层次的读者信息。

## 参考文献:

- [1] 丁雪. 基于数据挖掘的图书智能推荐系统研究[J]. 情报理论与实践, 2010, 33(5): 107-110. (Ding Xue. Research on the Book Intelligent Recommendation System Based on Data Mining[J]. Information Studies: Theory & Application, 2011, 33(5): 107-110.)
- [2] Schafer J B, Frankowski D, Herlocker J, et al. Collaborative Filtering Recommender Systems[J]. The Adaptive Web: Methods and Strategies of Web Personalization, 2007: 291-324..
- [3] Mooney R J, Roy L. Content-based Book Recommending Using Learning for Text Categorization[C]// Proceedings of the Fifth ACM Conference on Digital Libraries. 2000: 195-204.
- [4] 徐海文, 谭台哲. 基于知识图谱的个性化推荐系统构建[J]. 数字技术与应用, 2022, 40(3): 152-154,164. (Xu Haiwen, Tan Taizhe. Building Personalized Recommendation System Based on Knowledge Graph[J]. Digital Technology and Application, 2022, 40(3): 152-154,164.)
- [5] 王大阜, 邓志文, 贾志勇, 等. 基于用户画像的高校图书馆个性化图书推荐研究[J]. 河南师范大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 95-103. (Wang Dafu, Deng Zhiwei, Jia Zhiyong, et al. Research on Personalized Book Recommendation of University Library Based on User Profile[J]. Journal of Henan Normal University(Natural Science Edition), 2022, 50(3): 95-103.)
- [6] Zhu Yongchun, Xie Ruobing, Zhuang Fuzhen, et al. Learning to Warm Up Cold Item Embeddings for Cold-start Recommendation with Meta Scaling and Shifting Networks[C]//Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2021: 1167-1176.
- [7] 宋楚平. 一种改进的协同过滤方法在高校图书馆图书推荐中的应用[J]. 图书情报工作, 2016, 60(24): 86-91.DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2016.24.012. (Song Chuping. Application of an Improved Collaborative Filtering Method on Recommending Books in College Libraries [J]. Library and Information Service, 2016, 60(24): 86-91.DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2016.24.012)
- [8] 江周峰, 鄂海红, 杨俊. 基于时间上下文信息的借阅次数评分模型与应用[J]. 图书情报工作, 2014, 58(S2): 220-223. (Jiang Zhoufeng, E Haihong, Yang Jun. Scoring Model and Application of Borrowing Times Based on Time Context Information[J]. Library and Information Services, 2014, 58(S2): 220-223.)
- [9] 毛志勇, 赵盼盼. 基于云填充和蚁群聚类的协同过滤图书推荐算法[J]. 现代情报, 2015, 35(5): 78-82. (Mao Zhiyong, Zhao Panpan. A Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Cloud Model and Ants Clustering [J]. Journal of Modern Information, 2015, 35(5): 78-82.)
- [10] 董坤. 基于协同过滤的学科信息服务平台构建[J]. 情报理论与实践, 2012, 35(05): 77-80. (Dong Kun. Construction of the Subject Information Service Platform Based on Collaborative Filtering[J]. Information Studies: Theory & Application, 2012, 35(05): 77-80.)
- [11] 赵衍, 杨喆涵. 基于知识图谱的我国高校图书馆个性化推荐研究综述[J]. 上海管理科学, 2021, 43(5): 116-124. (Zhao Yan, Yang Zhehan. Literature Review of the Research on Personalized Recommendation of Chinese University Libraries Based on Knowledge Graph[J]. Shanghai Management Science, 2021, 43(5): 116-124.)
- [12] 吴荣, 段宏涛. 知识图谱在图书馆推荐系统中的应用研究[J]. 自动化应用, 2020(8): 71-73, 76. (Wu Rong, Duan Hongtao. Research on the Application of Knowledge Graph in Library Recommendation System[J]. Automation Application, 2020(8): 71-73, 76.)
- [13] Zhao Huan, Yao Quanming, Li Jianda, et al. Meta-Graph Based Recommendation Fusion over Heterogeneous Information Networks[J]. SIGKDD explorations, 2017(CD/ROM).
- [14] Bordes A, Usunier N, Garcia-Duran A, et al. Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data[C]// Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc. 2013.
- [15] Wang Zhen, Zhang Jianwen, Feng Jianlin, et al. Knowledge Graph Embedding by Translating on Hyperplanes[C]// National Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2014.
- [16] Lin Yankai, Liu Zhiyuan, Sun Maosong, et al. Learning Entity and Relation Embeddings for Knowledge Graph

Completion[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2015, 29(1).

[17] Ji Guoliang, He Shizhu, Xu Liheng, et al. Knowledge Graph Embedding via Dynamic Mapping Matrix[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (volume 1: Long papers). 2015: 687-696.

[18] Hamilton W, Ying Z, Leskovec J. Inductive Representation Learning on Large Graphs[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 30.

[19] Grover A, Leskovec J. Node2vec: Scalable Feature Learning for Networks[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. 2016: 855-864.

[20] 刘峤, 李杨, 段宏, 等.知识图谱构建技术综述[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(3): 582-600. (Liu Qiao, Li Yang, Duan Hong, et al. Knowledge Graph Construction Techniques[J]. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(3): 582-600.)

[21] Lu Yaojie, Liu Qingg, Dai Dai, et al. Unified Structure Generation for Universal Information Extraction[J]. arXiv preprint arXiv:2203.12277, 2022.

**通讯作者 (Corresponding author) :** 陈玲洪 (Chen Linghong) , ORCID: 0000- 0003-3891- 2059, E-mail:23788594@qq.com。

**基金项目:** 本文系教育部人文社会科学研究一般项目“基于社交媒体的阅读推广绩效评估”(项目编号: 17YJA870003)的研究成果之一。

The work is supported by General Project of Humanities and Social Sciences Research of the Ministry of Education Performance“Evaluation of Reading Promotion Based on Social Media in China ”(Grant No. 17YJA870003)

#### **作者贡献声明:**

陈玲洪: 研究命题的提出、设计和实施, 数据的获取、提供与分析, 论文起草。

潘晓华: 设计研究方案, 分析数据, 论文最终版本修订。

#### **利益冲突声明:**

所有作者声明不存在利益冲突关系。