

推荐系统领域研究现状分析*

李学超¹ 张文德^{1,2} 曾金晶^{1,3} 余芳⁴

(1.福州大学信息管理研究所 福建福州 350116)

(2.福州大学信息化建设办公室 福建福州 350116)

(3.福建农林大学图书馆 福建福州 350004)(4.集美大学图书馆 福建厦门 361021)

摘要:[目的/意义]旨在为促进推荐系统领域研究向纵深发展提供参考。[方法/过程]以 Web of Science 数据库中 1997—2017 年收录的推荐系统主题的文献数据为研究对象,借助可视化分析软件 HistCite 和 Pajek,从出版年、核心机构、核心作者、核心期刊、核心文献、引文时序等角度分析推荐系统领域的研究现状。[结果/结论]推荐系统领域是一个热门的交叉研究领域;推荐系统领域已出现一批核心机构、核心作者、核心期刊以及核心文献;推荐系统领域的研究问题日趋复杂、目标日渐多元、研究方法日益多样。

关键词:HistCite;Pajek;推荐系统;引文分析;知识图谱

中图分类号:G250.2

文献标识码:A

Adoi:10.3969/j.issn.1005-8095.2019.01.021

Analysis on Research Status of Recommender Systems

Li Xuechao¹ Zhang Wende^{1,2} Zeng Jinjing^{1,3} Yu Fang⁴

(1. Institute of Information Management, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 350116)

(2. Information Construction Office, Fuzhou University, Fuzhou Fujian 360116)

(3. Fujian Agriculture and Forestry University Library, Fuzhou Fujian 350004)

(4. Jimei University Library, Xiamen Fujian 361021)

Abstract: [Purpose/significance] The paper is to provide reference for promoting recommender systems research developing in depth and breadth. [Method/process] The paper takes the documents on recommender systems collected in Web of Science published in 1997—2017 as research objects, by the visual softwares of HistCite and Pajek, analyzes the research status from the aspects of publication year, core institutions, core authors, core journals, core documents, and citation sequences. [Result/conclusion] It is found that: (1) The field of recommender system is a hot cross-disciplinary research field; (2) A number of core institutions, core authors, core journal, and core documents have emerged in this field; (3) The research issues in the field of recommended systems are becoming increasingly complex, with increasingly diversified objectives and increasingly diverse research methods.

Keywords: HistCite; Pajek; recommender systems; citation analysis; mapping knowledge domain

0 引言

近年来,伴随信息技术的快速发展,信息量呈现指数型增长趋势。信息量的迅速增长对人们的生活产生了巨大影响。一方面,人们有越来越多的信息可供使用;另一方面,人们寻找所需的信息难度也越来越大。于是,一些辅助人们寻找所需信息的工具与方法应运而生。当前有效的工具与方法有信息检索与推荐系统,其中信息检索主要用于满足共性信息需

求,而推荐系统则主要用于满足个性信息需求^[1-3]。随着个性化信息服务的兴起,推荐系统受到了工业界与学术界的广泛关注,成果丰硕,积累了大量的研究文献。这些文献中蕴含了推荐系统的研究进展与趋向,可以为相关研究工作提供参考。知识图谱(Mapping Knowledge Domains, MKD)是一种挖掘某一研究领域进展与趋向的有效手段。奉国和等(2012)^[4]、孙鸿飞等(2014)^[5]和黄文斌等(2015)^[6]分

收稿日期:2018-08-21

* 本文系赛尔网络下一代互联网创新项目“基于 IPv6 的移动图书馆手机 APP 应用”(项目编号:NGH20150502);赛尔网络下一代互联网创新项目“融合评论标签的个性化学习资源推荐关键技术研究”(项目编号:NG20170522);福建省教育厅科技项目“微服务模式下的信息知识服务体系研究”(项目编号:JAT170335)成果之一。

作者简介:李学超(1991—),男,2016 级硕士研究生,研究方向为推荐系统。

别利用 Bicomb、CiteSpace、SPSS 等工具分析了推荐系统领域研究现状,但这些研究成果缺乏从关键文献及主流研究线索方面对推荐系统领域研究现状进行分析^[7-8],而关键文献的识别和主流研究线索的提取有助于促进推荐系统的深入研究。因此,本文利用领域关键文献跟踪与探测工具 HistCite、Pajek 分析推荐系统领域研究现状,以期为你推荐系统领域的相关研究提供参考。

1 研究数据、方法与工具

1.1 研究数据

本文以 Web of Science 数据库中的 Web of Science Core Collection 收录的以推荐系统为主题的文献数据(包括标题、主题词、关键词、摘要和引文)为源数据,时间跨度为 1997—2017 年。在本研究中,数据的采集时间为 2018 年 1 月 1 日,总共涉及到 2992 篇文献,经过剔除重复数据、无关数据,补充遗漏数据,最终得到 2939 篇文献的题录数据。

1.2 研究方法

知识图谱(MKD)是一种以知识域为对象来描绘科学知识的发展进程与结构关系的图形,具有图与

谱的双重性质(既是可视化的知识图形,又是序列化的知识谱系),可以展示知识单元或知识群之间网络、结构、互动、交叉、演化或衍生等诸多隐含的复杂关系,而这些复杂的知识关系正蕴含着新的知识的产生,可为相关研究提供指导^[7-8]。

1.3 研究工具

HistCite(History of Cite)是一款由尤金·加菲尔德领导团队设计与开发的知识图谱分析软件。HistCite 中有几个重要的参数^[9],如表 1 所示。其中,根据 LCS 可以快速定位一个领域的经典文献,而 LCR 可以快速找出最新的文献中与研究方向最相关的文献^[10]。HistCite 可以利用引文编年图进行时序分析,以揭示某研究领域的研究现状,并且标注出该领域发展过程中的一些重要文献^[11-15]。由于利用引文编年图进行引文时序分析,主要是从时序视角对引文网络结构进行可视化展示,而不能判断网络中节点的重要程度^[16-17]。因此,本文还利用了网络可视化分析软件 Pajek^[18]对 HistCite 绘制的引文编年图进行优化,即标识引文网络中的重要节点。

表 1 重要参数含义说明

英文缩写	全称	译文	含义
LCS	Local Citation Score	本地被引用频次	该文献在当前文献集中的被引频次
GCS	Global Citation Score	被引用频次	该文献在下载当时 WOS 数据库中被引频次
CR	Cited References	参考文献数	该文献引用的参考文献数量
LCR	Local Citation Score	本地参考文献数	该文献引用的参考文献中在当前的文献集中文献数量
TGCS	Total Global Citation Score	总被引用频次	该文献在下载当时 WOS 数据库中总被引频次
TLCS	Total Local Citation Score	本地总被引用频次	该文献在当前文献集中的总被引频次

2 数据分析结果

2.1 出版年分析

将 2939 篇文献的题录数据导入 HistCite,共提取 2939 个记录,这些文献的出版年跨度为 1997—2017 年,LCS、GCS、CR 总计分别为 11 974 次、47 544 次、119 786 次。推荐系统领域文献出版年分布如图 1 所示。由图 1 可以发现,推荐系统领域的发文量在逐年递增,并且其增速有加快的趋势,这表明有关推荐系统的研究仍是热门研究领域。另外,推荐系统领域的 TGCS、TLCS 变化趋势较为相似,相同时间点 TGCS 整体高于 TLCS,这表明推荐系统领域是一个交叉研究领域;TGCS、TLCS 在 1997 年、2002 年、2004 年、2010 年、2012 年分别达到了高峰,这表明这些年份的文献具有较大影响力。通过对这些年份的文献进行分析,可以发现其他研究领域(数学、机器学习、数据挖掘、信息检索、行为科学等)的研究成果在推荐

系统领域的应用会激发推荐系统领域的研究热情,促使相关研究成果大量涌现。因此,可以得知,推荐系统领域是一个热门的交叉研究领域,并且易受其他研究领域发展的影响。

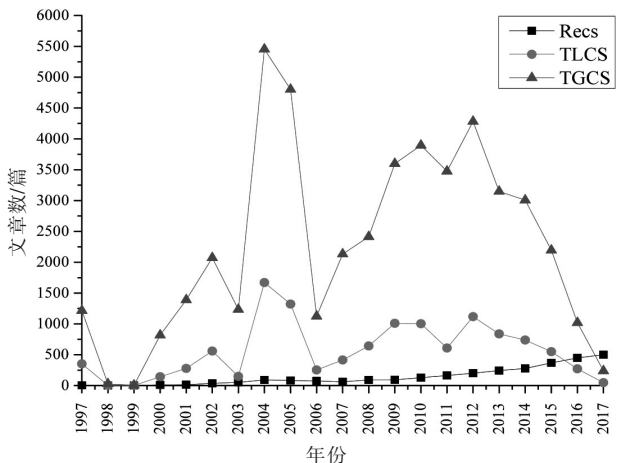


图 1 推荐系统领域文献出版年分布

2.2 核心机构分析

通过对数据集中发文机构的提取,可以发现共有 1887 家机构参与到推荐系统领域的研究工作中。按照 TLCS 对这些机构进行排序,可以得到机构发文的本地被引频次最高的 10 家研究机构,如表 2 所

表 2 机构本地被引用频次 TOP10

序号	机构	发文章量/篇	TLCS/次	TGCS/次	国家
1	明尼苏达大学	39	2214	7174	美国
2	纽约大学	1	898	2746	美国
3	俄勒冈州立大学	2	656	1780	美国
4	弗里堡大学	62	570	2330	中国
5	马德里理工大学	33	525	1138	西班牙
6	加利福尼亚大学伯克利分校	13	506	1748	美国
7	电子科技大学	73	460	1960	中国
8	雅虎研究院	6	422	1430	美国
9	中国科学技术大学	36	387	1715	中国
10	加州州立大学富勒敦分校	2	385	1105	美国

2.3 核心作者分析

通过对数据集中文献作者的提取,可以发现推荐系统领域共涉及 5960 位作者。按照 TLCS 对这些作者进行排序,可以得到作者发文总被引频次最高的 10 位作者(见表 3)。通过深入分析这些作者之间的合作关系,得出这些作者形成了 4 个合作群:第一个合作群是由明尼苏达卡尔森管理学院信息与决策科学系的 Gedas Adomavicius 和纽约大学斯特恩商学院信息、运筹与管理科学系的 Alexander S. Tuzhilin 为代表,他们合作撰写的“Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions”成为了推荐系统领域被引频次最高的文献^[19];第二个合作群由俄勒冈州立大学电子工程与计算机科学学院的 Herlocker JL 和明尼苏达大学计算机科学与工程系的 Joseph A. Konstan、Loren Terveen、John Riedl 形成,他们合作撰写的“Evaluating collaborative filtering recommender systems”成为了推荐系统评估方面的经典文献^[20];第三个合作群由马德里理工大学的 A. Hernando 和 J. Bobadilla 形成,他们合作撰写的“Recommender systems survey”成为了推荐系统领域的经典综述^[21];第四个合作群由瑞士弗里堡大学终身教授张翼成和电子科技大学周涛形成,他们合作撰写的“Recommender systems”从物理学视角对推荐系统做了很好的阐述^[22]。这表明,合作是推进推荐系统领域研究工作的常态。

2.4 核心期刊分析

通过对数据集中载文的期刊进行提取,可以发

示。由表 2 可知,国内研究机构在发文量方面贡献较大,但在学术影响力方面较弱。另外,通过对这些机构的地域分布分析得出,美国在推荐系统领域的研究工作中处于领先地位。

表 3 作者本地总被引用频次 TOP10

序号	作者	发文章量/篇	TLCS/次	TGCS/次
1	G.Adomavicius	11	1109	3351
2	A.Tuzhilin	9	1072	3265
3	JA Konstan	13	789	2541
4	JL Herlocker	1	656	1776
5	JT Riedl	1	656	1776
6	K.Terveen	1	656	1776
7	Bobadilla J	20	517	1040
8	T.Zhou	35	504	2065
9	YC Zhang	38	473	1365
10	A.Hernando	18	450	904

现共有 685 种期刊刊发了推荐系统领域的论文。按照 TLCS 对这些期刊进行排序,得到期刊刊文总被引频次排名前 10 本期刊(见表 4)。根据这些期刊所在领域可知,这些期刊涉及到多个领域,如数据挖掘、机器学习、行为科学、决策科学等。

2.5 核心文献分析

文献的被引频次在一定程度上可以表征文献的质量。如果一篇文献的被引频次越高,就可以认为该文献在该研究领域中越重要,可视其为该领域的核心文献。对推荐领域的 2942 篇文献按照 LCS 排序,得到本地被引频次 TOP10(见表 5)。这些核心文献大致可以分为综述类和推荐技术类。对这 2942 篇文献按照 LCR 进行排序,可以得到本地参考文献数 TOP10(见表 6)。由表 6 可知,推荐系统领域出现了一些新的研究趋势,如多准则推荐系统、基于信任的推荐系统、组推荐系统、模糊推荐系统等^[23-26]。

对这 2942 篇文献的 64 525 篇参考文献出现频次进行排序,可以得到参考文献出现频次 TOP10(见

表 4 期刊本地总被引用频次 TOP10

序号	期刊	发文量/篇	TLCS/次	TGCS/次	IF
1	ACM TRANSACTIONS ON INFORMATION SYSTEMS	28	1408	4226	2.312
2	EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS	234	1288	4443	3.928
3	IEEE TRANSACTIONS ON KNOWLEDGE AND DATA ENGINEERING	47	1123	3432	3.438
4	USER MODELING AND USER-ADAPTED INTERACTION	66	902	2748	3.625
5	KNOWLEDGE-BASED SYSTEMS	113	828	2251	4.529
6	INFORMATION SCIENCES	84	601	2014	4.832
7	COMMUNICATIONS OF THE ACM	6	488	1780	4.027
8	COMPUTER	2	347	1137	1.755
9	PHYSICA A-STATISTICAL MECHANICS AND ITS APPLICATIONS	52	277	969	2.243
10	DECISION SUPPORT SYSTEMS	39	263	939	3.222

表 5 文献本地总被引用频次 TOP10

序号	文献	LCS/次	GCS/次	LCR/次	CR/篇
1	Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions	898	2746	10	112
2	Evaluating collaborative filtering recommender systems	656	1776	2	62
3	Hybrid recommender systems: Survey and experiments	381	1100	3	49
4	Matrix factorization techniques for recommender systems	347	1132	0	12
5	Recommender systems	330	1125	0	1
6	Item-based top-N recommendation algorithms	202	649	2	33
7	Latent semantic models for collaborative filtering	191	499	1	26
8	Recommender system survey	190	437	67	252
9	Eigentaste: A constant time collaborative filtering algorithm	161	485	0	33
10	Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems	148	264	7	38

表 6 文献本地参考文献数 TOP10

序号	文献	LCS/次	GCS/次	LCR/次	CR/篇
1	A literature review and classification of recommender systems research	49	135	94	193
2	Recommender system application developments: A survey	190	437	67	252
3	Fuzzy Tools in Recommender Systems: A Survey	53	92	63	177
4	Improving the accuracy of collaborative filtering recommendations using clustering and association rules mining on implicit data	2	6	56	158
5	A hybrid multi-criteria recommender system using ontology and neuro-fuzzy techniques	3	3	37	45
6	Recommender systems	1	2	36	96
7	Reliability-based recommendation method to improve trust-aware recommender systems	133	273	33	325
8	Hybrid recommendation approaches for multi-criteria collaborative filtering	10	16	30	72
9	ACollaborative Location Based Travel Recommendation System through Enhanced Rating Prediction for the Group of Users	13	34	28	125
10		0	1	27	113

表 7)。由表 7 可知,除表 4 中的所列文献外,还有 B.Sarwar 等著的“Item-based collaborative filtering recommendation algorithms”、P.Resnick 等著的“GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews”、J. S.Breese 等著的“Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering”、G.Linden 等著的“Amazon.com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering”以及 Balabanovi 等著的“Fab: content-based, collaborative recommendation”,这些文献侧重于推荐技术的研发,特别是基于协同过滤的推荐技术的研发^[27-31]。

由这些具有代表性的文献可知,推荐系统领域研究的核心内容仍是有关推荐技术的研究,但推荐

系统领域研究内容的广度与深度在发生变化,不仅研究推荐技术的改进(用多准则推荐技术来改进质量),还研究如何利用推荐系统来影响行为模式。

2.6 引文时序分析

本文利用 HistCite 绘制引文编年图来进行引文时序分析,以揭示推荐系统领域的发展脉络。HistCite 有 2 种生成引文编年图的方法,一种是以 GCS 为筛选标准来生成,一种是以 LCS 为筛选标准来生成。相较于前者而言,后者可以揭示文献之间更丰富的联系^[12]。因此,本文以 LCS 作为筛选标准,设置阈值为 30,生成推荐系统领域的引文编年图(见图 2)。其中,每一个方框表示 1 篇文献,方框面积大小代表文献被引频次的多寡,方框面积越大表示该文献越受

表 7 参考文献出现频次 TOP10

序号	文献	出现频次/次
1	Toward the next generation of recommender systems:A survey of the state-of-the-art and possible extensions	898
2	Evaluating collaborative filtering recommender systems	656
3	Item-based collaborative filtering recommendation algorithms	477
4	GroupLens:an open architecture for collaborative filtering of netnews	427
5	Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering	410
6	Hybrid Recommender Systems:Survey and Experiments	381
7	Amazon.com recommendations:item-to-item collaborative filtering	351
8	Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems	347
9	Recommender Systems	330
10	Fab:content-based,collaborative recommendation	324

关注。另外,不同方框之间以连线连接,箭头则表示文献之间的引用关系,箭头指向的文献是被引文献,方框内标注的数字是指该节点文献在文献集中的序号。

由于利用引文编年图进行引文时序分析,主要是从时序视角对引文网络结构进行可视化展现,不能判断文献的重要程度。因此,本文还利用了网络可视化分析软件 Pajek 对 HistCite 筛选的这 30 篇重要文献进行路径计数分析,获得一个由 11 篇文献共同构成的引文网络主路径(在图 2 中由粗线标识)。从图 2 中粗线标识的引文可知,文献节点 2、14 和 20 所代表的文献“Recommender systems”“Automatic personalization based on Web usage mining-Web usage mining can help improve the scalability,accuracy, and flexibility of recommender systems”和“Eigentaste:A constant time collaborative filtering algorithm”为推荐系统领域中的开创性文献。其中:“Recommender systems”(1997)一文首次提出了推荐系统这一概念,并且对推荐系统在应对信息过载问题中的特殊功用做了细致阐述^[32];“Automatic personalization based on Web usage mining-Web usage mining can help improve the scalability,accuracy,and flexibility of recommender systems”(2000)则提出利用数据挖掘来作为提升推荐系统的扩展性、精确性、灵活性等性能的手段^[33];“Eigentaste:A constant time collaborative filtering algorithm”(2001)首次提出利用归一化平均绝对误差(NMAE)来评测推荐算法的评测指标^[34]。而文献节点 177 和 181 代表的“Evaluating collaborative filtering recommender systems”(2004)和“Item-based top-N recommendation algorithms”(2004)则是在前 3 篇文章的基础上拓展了推荐系统的技术手段和评测方法^[20-35]。文献节点 267 代表的“Toward the next generation of recommender systems:A survey of the state-

of-the-art and possible extensions”是推荐系统研究历程中的奠基性文献,这篇文献不仅对推荐系统进行了形式化的定义,还提出推荐技术可以分为基于协同过滤的推荐技术、基于内容的推荐技术和混合推荐技术等三大类,并对下一代推荐系统的研究路径提出了具有建设性思路^[19]。文献节点 640、657、1057、1241、1806 分别代表“Personalized recommendation via integrated diffusion on user-item-tag tripartite graphs”“Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems”“Recommender systems”“Recommender systems survey”“Recommender system application developments:A survey”。其中:“Personalized recommendation via integrated diffusion on user-item-tag tripartite graphs”提出一种利用用户-候选项-标签三重图以提升推荐的多样性、精确性、新颖性的方法^[36];“Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems”提出一种解决推荐系统显示多样性与精确性矛盾的方法^[37];“Recommender systems”比较了不同推荐算法的作用并从物理学角度对推荐系统的宏观行为进行了阐述^[22];“Recommender systems survey”揭示了推荐系统与网络开发并行开发的现状与未来应用领域选择的重要性^[38];“Recommender system application developments:A survey”从推荐方法、推荐系统软件、真实应用领域和应用平台等 4 个维度对推荐系统软件进行了分析^[39]。这些文献表明,推荐系统领域是一个动态发展的研究领域,推荐系统研究源于实践,又在实践中演进,即推荐系统研究缘起于信息过载问题的加剧,可以借助数据挖掘相关技术来解决推荐问题,可以利用信息检索等领域的评测指标来对推荐系统的推荐技术进行评测,这奠定了推荐系统的“问题-技术-评测”的基本研究范式。在此基本研究范式上,推荐系统的应用场景越来越多样,不仅有教育、旅

游、图书馆等,也有电子政务、电子商务、电子活动等;随着推荐系统应用场景的多样化,推荐系统领域又催生了不同的研究问题,不仅有领域与推荐技术的匹配问题,也有推荐技术的改进问题,还有推荐技术对用户行为的影响问题;随着推荐系统领域研究问题的拓展,推荐系统领域的研究目标也随之变化,

不仅要实现推荐的精准性,也要实现推荐的多样性,还要实现推荐的新鲜性;随着推荐系统领域研究目标的变化,推荐系统领域的研究方法也在丰富,不仅有自然科学的研究方法,也越来越多地采用社会科学的研究方法,如用户画像、数据包络、社会网络分析等^[40-42]。

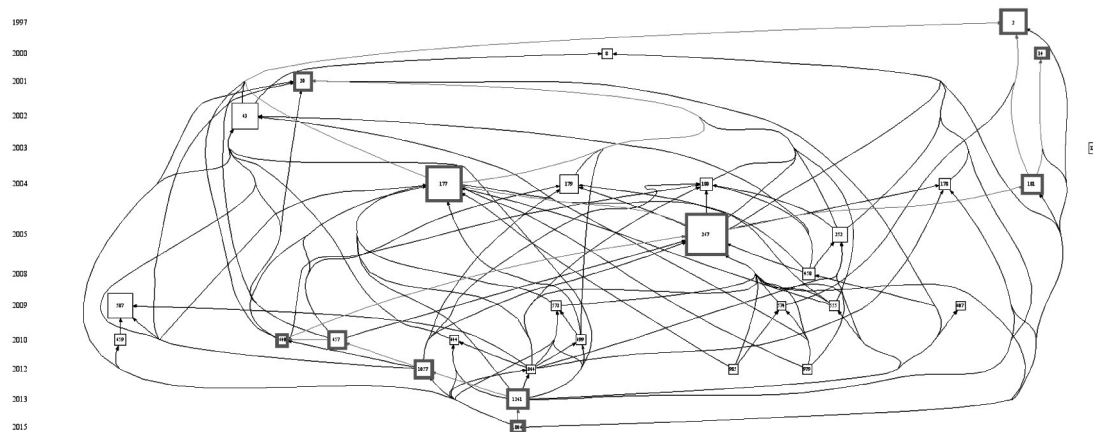


图2 引文编年图

3 结论与讨论

本文以 Web of Science 数据库中 1997—2017 年收录的以推荐系统为主题的 2939 篇文献数据为对象,借助引文可视化分析软件 HistCite,从出版年、核心机构、核心作者、核心文献、引文时序等角度出发,对推荐系统领域进行知识图谱分析,研究发现:

(1)推荐系统领域是一个热门的交叉研究领域。推荐系统是一个广受关注的热门研究领域,其研究与数学、机器学习、数据挖掘、信息检索、行为科学等多个学科密切相关,易受这些学科的影响,其中与人文社会科学(如社会学、法学、伦理学等)的融合研究将会是推荐系统领域的重要研究方向。

(2)推荐系统领域已经出现了一批核心机构、核心作者、核心期刊和核心文献。这些核心机构、核心作者、核心期刊和核心文献在支撑着推荐系统领域走向纵深发展,其中跨地区、跨机构、跨学科、跨领域的研究趋势为推荐系统领域的研究工作提供了持续的外部动力。

(3)推荐系统领域的研究问题日趋复杂、目标日渐多元、研究方法日益多样。随着应用场景的多样化,推荐系统领域的研究问题日渐复杂,不仅有领域与推荐技术的匹配问题,也有推荐技术的改进问题,还有推荐技术对用户行为的影响问题。推荐系统的研究目标日渐多元,既要实现推荐的精准性,也要实现推荐的多样性,还要实现推荐的新颖性。推荐系统

的研究方法越来越多样,不仅有自然科学的研究方法,还越来越多地采用社会科学的研究方法,例如用户画像、数据包络、社会网络分析等。这些都为推荐系统领域的研究提供了持续的内部动力。

本研究通过对推荐系统领域的研究现状进行了分析,获得了一些发现,但是本文仍存在局限。本文利用的源数据主要来自于 Web of Science Core Collection,而对 Scopus、EI 等数据库中一些有关推荐系统的研究文献未做采集。因此,在后续研究中需对数据源做进一步扩充以进一步完善研究结论。

参考文献

- [1] 刘建国,周涛,汪秉宏. 个性化推荐系统的研究进展[J]. 自然科学进展,2009,19(1):1-15.
- [2] 王国霞,刘贺平. 个性化推荐系统综述[J]. 计算机工程与应用,2012,48(7):66-76.
- [3] 弗朗西斯科·里奇. 推荐系统:技术、评估及高效算法[M]. 北京:机械工业出版社,2015.
- [4] 奉国和,梁晓婷. 国内推荐引擎学术研究知识图谱分析[J]. 情报科学,2012,30(1):144-148,160.
- [5] 孙鸿飞,武慧娟,李晨光. 基于知识图谱的个性化推荐研究热点与前沿分析[J]. 情报科学,2014,32(12):12-15,20.
- [6] 黄文彬,张惟恺,徐扬. 基于作者共引分析的推荐系统研究知识图谱构建[J]. 现代情报,2015,35(11):3-12,17.
- [7] 陈悦,刘则渊. 悄然兴起的科学知识图谱[J]. 科学研究,2005,23(2):149-154.
- [8] 陈悦,陈超美,刘则渊,等. CiteSpace 知识图谱的方

法论功能[J]. 科学学研究, 2015, 33(2): 242-253.

[9] 赵蓉英, 吴胜男, 陈瑞. 基于引证关系的知识转移模式及其实证研究: 以知识管理研究为例[J]. 情报杂志, 2013(3): 137-143.

[10] 田军. 信息可视化分析工具的比较分析: 以CiteSpace, HistCite和RefViz为例[J]. 图书馆学研究, 2014(14): 90-95.

[11] EUGENE G, PUDOVKIN A I, ISTOMIN V S. Why do we need algorithmic historiography?[J]. Journal of the American Society for Information Science & Technology, 2003, 54(5): 400-412.

[12] GARFIELD E. Historiographic mapping of knowledge domains literature [J]. Journal of Information Science, 2004, 30(2): 119-145.

[13] 冯昌扬. 基于HistCite的社交媒体领域引文脉络分析[J]. 图书馆学研究, 2015(5): 22-29.

[14] 穆亚凤, 都平平, 齐近图, 等. 基于引文分析工具的学科发展态势研究[J]. 现代情报, 2017, 37(3): 126-131.

[15] SUN Y, GRIMES S. The emerging dynamic structure of national innovation studies: a bibliometric analysis [J]. Scientometrics, 2016, 106(1): 1-24.

[16] 董克, 刘德洪, 江洪, 等. 基于主路径分析的HistCite结果改进研究 [J]. 情报理论与实践, 2011, 34(3): 113-116.

[17] LEYDESDORFF L, THOR A, BORNEMANN L. Further steps in integrating the platforms of WoS and Scopus: Historiography with HistCiteTM and main-path analysis [J]. El Profesional De La Información, 2017, 26(4): 662-671.

[18] DE NOOY W, MRVAR A, BATAGELJ V. Exploratory Social Network Analysis with Pajek: Revised and Expanded Edition for Updated Software [M]. Third Edition. New York: Cambridge University Press, 2011.

[19] ADOMAVICIUS G, TUZHILIN A. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions [J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2005, 17(6): 734-749.

[20] HERLOCKER J L, KONSTAN J A, TERVEEN L G, et al. Evaluating collaborative filtering recommender systems [J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2004, 22(1): 5-53.

[21] BOBADILLA J, ORTEGA F, HERNANDO A, et al. Recommender systems survey [J]. Knowledge-based systems, 2013(46): 109-132.

[22] LU L, MEDO M, YEUNG C H, et al. Recommender systems [J]. Physics Reports, 2012, 519(1): 1-49.

[23] NILASHI M, IBRAHIM O B, ITHNIN N. Hybrid recommendation approaches for multi-criteria collaborative filtering [J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(8): 3879-

3900.

[24] MORADI P, AHMADIAN S. A reliability-based recommendation method to improve trust-aware recommender systems [J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(21): 7386-7398.

[25] LOGESH R, SUBRAMANIASWAMY V. A Collaborative Location Based Travel Recommendation System through Enhanced Rating Prediction for the Group of Users: [J]. Comput Intell Neurosci, 2016(2): 28.

[26] KERMANY N R, ALIZADEH S H. A hybrid multi-criteria recommender system using ontology and neuro-fuzzy techniques [J]. Electronic Commerce Research & Applications, 2017(21): 50-64.

[27] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]. Hong Kong: ACM, 2001: 285-295.

[28] RESNICK P, IACOVOU N, SUCHAK M, et al. GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews [C]. North Carolina: ACM, 1994: 175-186.

[29] BREESE J S, HECKERMAN D, KADIE C. Empirical analysis of predictive algorithms for collaborative filtering [C]. Wisconsin: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 1998: 43-52.

[30] LINDEN G, SMITH B, YORK J. Amazon. com Recommendations: Item-to-Item Collaborative Filtering [J]. IEEE Internet Computing, 2003, 7(1): 76-80.

[31] BALABANOVIC M, SHOHAM Y. Fab: content-based, collaborative recommendation [J]. Communication of the Acm, 1997, 40(3): 66-72.

[32] RESNICK P, VARIAN H R. Recommender systems [J]. Communications of the ACM, 1997, 40(3): 56-58.

[33] MOBASHER B, COOLEY R, SRIVASTAVA J. Automatic personalization based on web usage mining [J]. Communications of the ACM, 2000, 43(8): 142-151.

[34] GOLDBERG K, ROEDER T, GUPTA D, et al. Eigen-taste: A constant time collaborative filtering algorithm [J]. information retrieval, 2001, 4(2): 133-151.

[35] DESHPANDE M, KARYPIS G. Item-based top-n recommendation algorithms [J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2004, 22(1): 143-177.

[36] ZHANG Z K, ZHOU T, ZHANG Y C. Personalized recommendation via integrated diffusion on user-item-tag tripartite graphs [J]. Physica A Statistical Mechanics & Its Applications, 2009, 389(1): 179-186.

[37] ZHOU T, PARISI G. Solving the apparent diversity-accuracy dilemma of recommender systems [J]. Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America, 2010, 107(10): 4511.

[38] BOBADILLA J, ORTEGA F, HERNANDO A. Rec-

ommender systems survey[J]. Knowledge-Based Systems, 2013, 46(1):109-132.

[39] LU J, WU D, MAO M, et al. Recommender system application developments [J]. Decision Support Systems, 2015 (74):12-32.

[40] ZHANG Z, LIU Y, XU G, et al. A Weighted Adaptation Method on Learning User Preference Profile [J]. Knowledge-Based Systems, 2016(112):114-126.

[41] DENG X, ZHONG Y, LU L, et al. A general and effective diffusion-based recommendation scheme on coupled social networks[J]. Information Sciences, 2017(417):420-434.

[42] SOHRABI B, TOLOO M, MOEINI A, et al. Evaluation of recommender systems: A multi-criteria decision making approach[J]. Iranian Journal of Management Studies, 2015(8):589-605.