



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

面向在线问诊平台的医生推荐方法及应用研究综述

吴性丽, 张皓月, 廖虎昌

引用本文

吴性丽, 张皓月, 廖虎昌. 面向在线问诊平台的医生推荐方法及应用研究综述[J]. 计算机科学, 2025, 52(5): 109-121.

WU Xingli, ZHANG Haoyue, LIAO Huchang. [Review of Doctor Recommendation Methods and Applications for Consultation Platforms](#) [J]. Computer Science, 2025, 52(5): 109-121.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于特征网络对比学习的图协同过滤模型研究](#)

Study on Graph Collaborative Filtering Model Based on FeatureNet Contrastive Learning

计算机科学, 2025, 52(5): 139-148. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240200078>

[基于T5模型的智能合约漏洞修复研究](#)

Study on Smart Contract Vulnerability Repair Based on T5 Model

计算机科学, 2025, 52(4): 362-368. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800039>

[融合词间句间多关系建模的评论推荐算法](#)

Joint Inter-word and Inter-sentence Multi-relationship Modeling for Review-based Recommendation Algorithm

计算机科学, 2025, 52(4): 119-128. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240700053>

[一种基于混合量子卷积神经网络的恶意代码检测方法](#)

Malicious Code Detection Method Based on Hybrid Quantum Convolutional Neural Network

计算机科学, 2025, 52(3): 385-390. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240800006>

[一种基于TVM的自动调度搜索优化方法](#)

Automatic Scheduling Search Optimization Method Based on TVM

计算机科学, 2025, 52(3): 268-276. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100126>

面向在线问诊平台的医生推荐方法及应用研究综述

吴性丽 张皓月 廖虎昌

四川大学商学院 成都 610064

(wuxingliwxl@163.com)

摘要 文章旨在强化个性化推荐技术在互联网医疗场景下的应用,辅助患者选择优质的医生资源,解决在线问诊规模不断扩大带来的信息过载问题。通过文献计量归纳热门研究方向,系统梳理现有在线医生推荐模式。根据医患匹配原理,将现有模式划分为5类:基于传统推荐算法的推荐模式、基于多属性决策的推荐模式、基于机器学习的推荐模式、混合推荐模式,以及其他推荐模式。对比各模式的应用现状、优缺点及适用范围,分析发展趋势并提出未来研究方向。在线医生推荐属于计算机科学、管理学及医学领域的交叉研究问题,相较于传统的推荐系统,它更侧重于对患者病情与医生专业领域的精准匹配。传统推荐算法在在线医生推荐领域应用较早,但受限于数据稀疏性与冷启动问题。基于多属性决策的推荐模式理论扎实,能灵活反映患者偏好,但对系统与患者间的交互需求高。基于机器学习的推荐模式能缓解数据稀疏难题,实现智能推荐,但需大量数据支持且欠缺可解释性。混合推荐模式通过整合多种算法优势,有望提升推荐效率与精准度,然而,如何有效组合与平衡各算法成为关键挑战。此外,基于优化理论与图模型等的推荐模式尚待深入研究。未来还需融合多学科理论方法,对跨平台多源异构型医患数据的挖掘、表达、整合进行研究,探索基于患者个性化需求及偏好的医生推荐模式。

关键词: 在线问诊; 医生推荐; 推荐算法; 机器学习; 多属性决策

中图分类号 C934

Review of Doctor Recommendation Methods and Applications for Consultation Platforms

WU Xingli, ZHANG Haoyue and LIAO Huchang

Business School, Sichuan University, Chengdu 610064, China

Abstract This paper aims to strengthen the use of personalized recommendation technologies in online medical settings, help patients choose resources for high-quality physicians, and address the information overload caused by the growing volume of online consultations. Firstly, bibliometrics summarizes popular research directions. On this basis, this paper sorts out the existing online doctor recommendation methods and classifies them into five categories based on doctor-patient matching: recommendation based on traditional recommendation algorithms, recommendation based on multi-attribute decision making, recommendation based on machine learning, hybrid recommendation, and others. In addition, we compare the application status, advantages and disadvantages, and the application scope of each category. Finally, we analyze the trend of online doctor recommendations and propose future research directions. Online doctor recommendation belongs to the intersection of research problems in the fields of computer science, management, and medicine. In contrast to traditional recommender systems, online doctor recommendation prioritizes precise matching between patients' conditions and doctors' specialties. Traditional recommendation algorithms are initially applied in doctor recommendation, but they are constrained by data sparsity and cold start. Recommendation based on multi-attribute decision making possess a solid theoretical foundation and can flexibly reflect patient preferences, yet they require a high level of interaction between the system and patients. Recommendation based on machine learning can alleviate the challenge of data sparsity and enable intelligent recommendation, though they necessitate large data support and often suffer from poor interpretability. Hybrid recommendation models, by integrating the strengths of various algorithms, have the potential to improve recommendation performance. However, the challenge lies in combining and balancing these algorithms. Other research directions such as recommendation grounded in optimization theory and graph models remain to be explored. In the future, it will be important to integrate multidisciplinary methodologies, conduct research on cross-platform, multi-source, and heterogeneous doctor-patient data mining, expression, and integration, and explore doctor recommendation modes based on patients' needs and preferences.

Keywords Online consultation, Doctor recommendation, Recommendation algorithm, Machine learning, Multi-attribute decision making

到稿日期:2024-06-24 返修日期:2024-09-27

基金项目:国家自然科学基金(72301186);四川省科技计划项目(2024NSFSC1065)

The work was supported by the National Natural Science Foundation of China (72301186) and Sichuan Science and Technology Program (2024NSFSC1065).

通信作者:张皓月(zhanghaoyue0402@163.com)

1 引言

在云计算、大数据、人工智能、5G 等新一代信息技术的支持下,国内外互联网医疗行业飞速发展,医疗服务模式逐渐从线下转向线上。在线问诊作为互联网医疗的重要形式,目前正处于快速发展期。越来越多的患者开始以在线问诊平台为渠道,获取医疗信息,分享医疗经验和接受远程医疗服务。我国互联网医疗用户规模近年来实现了显著增长。中国互联网络信息中心发布的第 53 次《中国互联网络发展状况统计报告》显示,截至 2024 年 12 月,我国互联网医疗用户规模达 4.18 亿,较 2023 年 12 月增长了 372 万,占网民整体的 37.7%。

在线问诊平台主要包含实体医院自建的互联网医院、实体医院与企业共建的互联网医院、第三方平台依托实体医院设立的互联网医院。我国已有“好大夫在线”“京东健康”“阿里健康”“丁香医生”等数十家第三方在线问诊平台;国外知名平台如“Healthgrades”“Vitals.com”“zocdoc.com”等也迅速崛起。在线问诊平台的出现打破了医患交互的时间和空间界限,为改善医疗资源稀缺和分布失衡,以及缓解“就医难、看病贵”现象发挥着重要作用。当前,在线问诊平台的医生资源丰富且问诊活动频繁。以“好大夫在线”为例,该平台汇聚了国内逾 10000 家正规医院的 94 万位医生的信息,其中实名注册医生达 29 万,三甲医院医生占比 73%(数据截至 2024 年 9 月),体现了平台医生资源的高质量和高权威性。在线问诊次数的持续增长,凸显了用户的活跃度和平台的服务能力。例如“京东健康”互联网医院日均在线问诊咨询量突破 49 万次(数据截至 2024 年 12 月)。

在线问诊平台虽然发展潜力巨大,但却面临患者对在线诊疗服务的信任度不高、热门医生的工作超负荷而新医生难以被关注等方面的发展困境。要想突破这一发展困境,就需要解决“医患”匹配问题,帮助患者快速找到合适的医生,从而提升在线诊疗服务品质,避免医疗资源浪费。因此,发展和应用有效的在线医生推荐系统具有重要的现实意义。

与传统的推荐系统相比,在线医生推荐系统面临一些新的难点和挑战。1)信息处理层面上的难点和挑战:由于用户消费活动具有频繁性和多样性,电子商务平台积累了大量丰富的消费者信息,因此,传统推荐系统倾向于基于用户的消费记录、浏览记录、评价反馈等结构化数据,向用户推荐其感兴趣的信息、产品或服务,以满足其多样化的购物需求。然而,在线问诊平台上,用户个体的就医频率相对较低,导致消费记录、浏览记录、在线评论等个人信息相对稀缺。用于医生推荐的主要信息来源于用户的问诊记录、咨询文本和病情描述等,这些信息往往以非结构化的文本形式存在。因此,直接将传统的推荐算法应用于医生推荐并不适宜。2)推荐算法层面上的难点和挑战:传统推荐系统通常采用协同过滤或基于内容的推荐算法,侧重于推荐与用户相似的其他用户感兴趣的产品或者用户曾经感兴趣的产品。然而,患者在在线问诊平台上寻求帮助时,其需求往往明确且具体,即需要问诊的科室是确定的。医生推荐过程侧重于寻找患者与医生之间的匹配

关系,包括患者病情与医生专业领域之间的匹配。为此,需采用主题分析、词向量模型等自然语言处理技术,深入解析问诊记录、咨询文本、病情描述等文本数据,以提取医患双方的特征信息。综上,面向在线问诊平台的医生推荐模式已超出了传统推荐系统的范畴,有必要单独对其进行深入的研究和探讨。

针对线上问诊,相关综述性文献主要聚焦于在线医疗评论分析、医患线上交互的动因分析等。医生拥有的在线评论已成为患者择医的重要参考^[1]。Hong 等^[2]系统梳理了 69 篇关于在线医疗评论的文献,发现多数患者对医疗服务提供者的评价是正面的。基于 153 篇文献和 11 785 条网站数据,Daraz 等^[3]探索了在线医疗评论的质量及其对患者医疗决策的影响。类似地,Placona 和 Rathert^[4]基于 32 篇文献,探究了在线医疗评论与医疗质量之间的关系。Li 等^[5]从在线医疗评论的发出者、访问者和评论本身 3 个角度,对我国近十年的医疗服务在线点评进行了分析。还有学者^[6-7]梳理了在线医疗评论的内容特征及其相关影响因素。Wu 等^[8]总结了在线医疗健康领域的主题演化、研究热点和研究方法,而 Shang 等^[9]对医患在线互动的原因和结果进行了探索。目前,只有 Shen 等^[10]研究了在线医生推荐问题,分析了融合医疗知识图谱的推荐系统的研究现状。不同于现有研究,本文旨在系统梳理在线医生推荐模式,归纳对比各类在线医生推荐模式的优缺点、适用范围和应用现状,并分析未来发展趋势。该研究有助于推动个性化推荐技术应用于在线问诊平台,为线上医患资源的合理匹配提供理论与方法支撑。

本文第 2 章进行文献计量分析;第 3 章对各类在线医生推荐模式进行综述和对比分析;第 4 章梳理在线医生推荐的应用现状;第 5 章提出若干未来研究方向;最后总结全文。

2 文献计量分析

使用关键词为“doctor/physician + recommend/rank/select or ‘recommender system’ + doctor”的检索式组合和关键词为“在线问诊/医生推荐/医疗推荐”的检索表达式,分别从 Web of Science 核心合集及中国知网核心期刊检索近十年(2014 年 1 月 1 日至 2024 年 2 月 17 日)发表的非综述性文献,得到 29 874 篇英文文献和 77 篇中文文献。首先,剔除未被 SCI(Sciences Citation Index),SSCI(Social Sciences Citation Index)或 EI(Engineering Index)收录的英文文献,以及未在核心期刊上发表的中文文献。其次,通过阅读标题、关键词、摘要及正文,剔除与在线医生推荐研究无关的文献。最终选取 79 篇文献,包括 52 篇英文文献及 27 篇中文文献,以展开综述性分析。以下分别对国外和国内相关研究进行文献计量分析。

2.1 国外文献的计量分析

2.1.1 关键词共现分析

为了掌握在线医生推荐研究领域的热门话题,使用 VOSviewer 软件对相关英文文献进行关键词共现分析。为突出重要关键词,将相似的单词和短语进行合并。例如,将“models”“systems”“physician/physicians/doctors”“doctor selection”“multi-criteria decision-making”“recommendation

system”“health/care”“consumer review”分别并入“model”“system”“doctor”“physician selection”“multi-attribute decision-making”“recommender system”“healthcare”“online reviews”。关键词共现的分析结果如图 1 所示。

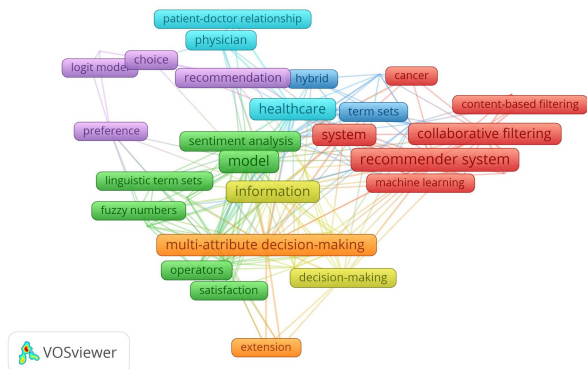


图 1 在线医生推荐研究领域的英文文献关键词共现分析 (据 Web of Science 核心合集)

Fig. 1 Co-occurrence analysis of keywords in English literature in the field of online doctor recommendation (from Web of Science core collection)

由图 1 可知,共有 49 个关键词出现的次数不少于两次。最热门的 5 个关键词是“recommender system”“model”“multi-attribute decision-making”“information”和“system”。这表明研究者大多将在线医生推荐视为多属性决策问题,即对有限个备选医生进行择优、排序或分类,其中医生的综合表现由一组相互冲突且不可公度的属性衡量。此处的属性即为患者关注的医生指标,如专业领域、问诊资费、推荐热度等。多属性决策是在线医生推荐的理论支撑,而信息是实现在线医生推荐的核心要素,如在线评论、咨询/问诊文本、医生简介等。从关键词贡献图可以看出,实现在线医生推荐采用的方法主要包括:多属性决策方法、传统的推荐算法(如协同过滤)、机器学习方法等。

2.1.2 文献共引分析

52 篇英文文献共引用了 1947 篇不同的参考文献,有 26 篇参考文献的共引次数不少于 4 次。其中,被引用次数最多的是 Hu 等^[11],其次是 Zadeh^[12]、Adomavicius 等^[13]和 Guo 等^[14]。Hu 等^[11]提出了基于 VIKOR 方法的在线医生排序算法,并用好大夫在线网站的数据进行实例研究,为基于多属性决策理论的在线医生推荐提供了研究思路。Zadeh^[12]在 1965 年提出了模糊集理论,为在线医生推荐问题中的不确定信息表达与运算提供了理论基础。Adomavicius 等^[13]梳理了传统推荐系统领域的研究现状,为基于传统推荐算法的在线医生推荐研究提供了方法基础。Guo 等^[14]开发了一种无监督的聚合方法,用以整合医生的属性,从而识别可能成为一系列疾病关键意见领袖的医生。

2.2 国内文献的计量分析

利用 VOSviewer 对 27 篇中文文献进行关键词共现分析,结果如图 2 所示。共有 181 个关键词,其中有 12 个关键词的共现次数不小于 2。与英文文献不同,中文文献中使用频率最高的 3 个关键词分别是“医生推荐”“推荐系统”“word2vec”。由此可见,国内学者注重研究基于词向量模型

的在线医生推荐模式。

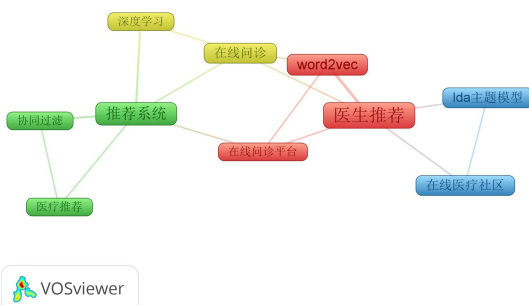


图 2 在线医生推荐研究领域的中文文献关键词共现分析 (据中国知网)

Fig. 2 Co-occurrence analysis of keywords in Chinese literature in the field of online doctor recommendation (from CNKI)

综上,在具体的在线医生推荐研究话题上,英文文献和中文文献略有区别。英文文献侧重于研究基于多属性决策理论和机器学习方法的在线医生推荐模式及应用,而中文文献侧重于研究基于传统推荐算法和主题模型的在线医生推荐模式及应用。此外,通过分析作者所属的国家/地区发现,近十年来在线医生推荐研究领域的成果主要来自中国学者。通过分析期刊的分布情况发现,该研究领域涉及到计算机科学、管理学及医学等多个学科的理论与方法,但跨学科交叉研究成果偏少。

3 在线医生推荐模式的研究现状

首先,梳理了面向在线问诊平台的医生推荐框架,如图 3 所示。

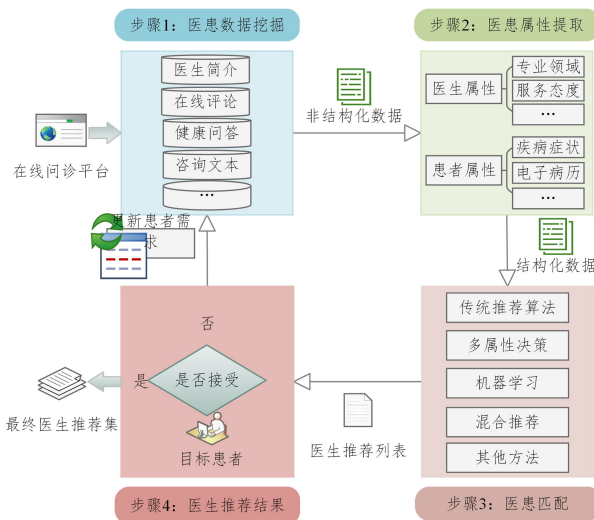


图 3 面向在线问诊平台的医生推荐框架

Fig. 3 Framework for doctor recommendation on online consultation platforms

第一步是挖掘医患数据,如医生简介、咨询文本、健康问答、问诊记录、在线评论、电子病历、患者需求与偏好等;第二步是医患属性提取与表达,主要是利用文本分析技术和复杂信息表达模型,将非结构化的数据转换为结构化的医生属性和患者属性等信息,以便构建医患匹配关系;第三至第四步是医患关系的匹配分析,旨在构建医患匹配关系并输出推荐结果,

若患者接受推荐结果,则完成一次推荐,若患者不接受推荐结果,则更新患者的需求与偏好信息,并重新启动推荐流程,获取新的推荐结果。下文将分别对前3个步骤的研究文献进行详细梳理。

3.1 医患数据挖掘

表1列出了现有在线医生推荐研究中所使用的数据情况,包括在线问诊平台的类别、平台的名称和数据类型等。现有文献的主要研究对象是第三方平台依托实体医院设立的

互联网医院。此类平台的数据量大且易于获取,尤其是“好大夫在线”网站,其拥有大量的医患交互数据,获得了学者的广泛关注。同时,学者倾向于利用医生信息、病情描述、问诊记录、健康问答和在线评论等公开数据,这些数据主要通过爬虫工具或人工方式采集获得。针对基于实体医院自建或与企业共建的互联网医院的在线医生推荐研究,由于平台上可获取的信息量较少,学者们更倾向于利用电子病历数据来构建医患匹配关系。然而,此类数据通常属于非公开信息。

表1 在线医生推荐研究的数据使用情况

Table 1 Data usage in online doctor recommendation studies

类别	平台名称	主要使用的数据	文献
实体医院自建的 互联网医院	西安交通大学第一附属医院	电子病历	[15]
	福建医科大学协和医院	电子病历	[16]
	郑州大学第一附属医院	电子病历	[17-18]
实体医院与企业 共建的互联网医院	郑州某医疗健康类服务平台	预约挂号和在线咨询的评分数据	[19]
第三方平台依托实体医院 设立的互联网医院	好大夫在线	医生信息、病情描述、问诊记录、在线评论	[11,20-41]
	快速问医生	医生信息、健康问答	[21]
	寻医问药网	医生信息、健康问答、在线评论	[37]
	39问医生	医生信息、健康问答	[42]
	39健康网	医生信息、在线评论	[43-44]
	微医	医生信息、在线评论	[45-47]
	丁香医生	医生信息、健康问答、在线评论	[48-49]
	春雨医生	医生信息、问诊记录	[50]
	平安健康	医生信息、在线评论	[26]
	Yelp.com	医生信息、在线评论	[51-52]
	Vitals.com	医生信息、在线评论	[53]
	www.practo.com	医生信息、健康问答、在线评论	[54]
	在线医疗社区	医患信息	[55]

3.2 医患属性提取与表达

医患匹配的基本原理是寻找患者属性与医生属性之间的匹配关系。如表2所列,患者属性主要通过3种方式进行描述:1)疾病症状信息(如病情描述、咨询文本);2)人口统计学信息;3)历史就诊记录。其中,疾病症状信息是应用最广泛的,通常以文本形式呈现,如“兴趣下降,心情不佳,睡眠不好,恶梦易醒,反复想问题”。为便于结构化表达和运算,现有研究主要根据词向量模型(如BoW词袋模型、TF-IDF词频-逆文档频率、Word2vec词向量、Glove词向量等)将病情描述转换为词向量^[56]。为了对医患进行个性化的匹配,还需考虑表征患者偏好的属性,如患者对医生不同属性的重视程度和风险态度。

表2 在线医生推荐问题中主要考虑的患者属性

Table 2 Patient attributes considered in online doctor recommendation issues

类别	属性	文献
疾病症状信息	病情描述/咨询文本	[20,36-39,41,43-45,49-50,57-58]
	性别	[50,59-60]
	年龄	[50,59]
人口统计学信息	地理位置	[24,45,58,61-62]
	咨询/问诊时间	[23,63-65]
	职业	[59]
历史就诊记录	电子病历	[15-18,24]
	发表过的在线评论	[57,61]

医生属性的提取与表达研究也获得了大量学者的关注^[66-67]。此处的医生属性主要指影响患者择医的属性。表3

对现有文献主要考虑的医生属性进行了总结,包括信息来源、提取方法、医生属性和属性描述。根据信息的来源,医生属性可以分为四大类:专业擅长类、医生简介类、医院简介类、在线评论类。其中,专业擅长类是指医生擅长的病种、病情等信息,这些信息可从问诊记录、健康问答、病情描述和个人标签等数据中获取。此类数据通常以文本形式存在,需通过主题模型(如隐含狄利克雷分布(Latent Dirichlet Allocation, LDA)^[68-69]和神经网络^[42]等)从相关数据中提取与医生专业擅长相关的属性。利用词向量模型等工具将文本数据转化为结构化信息。医生简介信息可直接在其主页上提取,主要包括咨询价格、学术职称、专业职称、个人成就、教育经历等。医院简介则可从其主页上直接获取,包括地理可达性、级别、软实力、硬实力等。在线评论是在线问诊模式下反映患者满意度与医生诊疗效果最直接的载体。有研究通过主题模型从在线评论中提取患者关注的医生属性,包括医术、疗效、解答质量、补救措施、诊后随访、服务态度、沟通技能、诊疗经验、行为举止、医学伦理、可预约性、等待时间、回复时间、认可度、推荐度、总体评分、好评率等。医生在这些属性上的取值可通过情感分析进行提取,并使用精确数、模糊集及其拓展形式对结果进行表达。此类取值可反映患者对属性表现的正负面评价结果。

然而,鲜有研究全面考虑医生属性在医生推荐中的作用。多数文献专注于医生专长与患者病情的匹配度,而忽略了医生其他属性对患者择医行为的影响。少量文献侧重于从在线评论中提取患者对医生的综合满意度,并基于此进行推荐。

表3 在线医生推荐问题中主要考虑的医生属性

Table 3 Doctor attributes considered in online doctor recommendation issues

来源	分析	属性	描述	文献
问诊记录、健康问答、病情描述、个人标签	词向量模型、主题模型	专业擅长	医生擅长处理的病种、病情等	[14,16-18,20-24,35,37-39,41,43,45,49-50,58,61,63-64,70-72]
		咨询价格	医生的挂号费、问诊费等	[23,33,37,39,48,52,58,60,73-74]
		学术职称	包括初级、中级、副高级、正高级	[23,32,48,59-60,70]
		专业职称	包括主治医师、副主任医师、主任医师	[33,36-37,39,50,59-60]
		个人成就	专业技术工作的主要成绩和贡献	[24,32,41,75]
		教育经历	学校、学历、学位和专业等	[41,62,73-74]
		患者容量	医生的负荷	[23-24,58,63-64]
医生简介	人工分析	咨询频率	提供远程医疗服务的频率或次数	[17,36-37,39,50,60,64]
		可达性	患者前往医院的交通便利性	[24,45,52,58,61-62,72-74]
		级别	从低到高分为一、二级和三级	[24,36-37,50,59-60]
		软实力	如环境、氛围、服务、规范、秩序等	[26,32,52,62,73-74]
		硬实力	如医院规模、技术基础、设施设备	[52,62]
		医术	对疾病的准确诊断与治疗能力	[11,27-32,48,52-54]
		疗效	对疾病治疗的效果	[11,25-32,62]
医院简介	人工分析	解答质量	对患者咨询问题的解答效果	[48]
		补救措施	在诊疗出错的情况下是否采取补救措施	[27,29]
		诊后随访	诊疗后是否有随访环节	[53,54]
		服务态度	医生在问诊过程中对患者的服务态度	[11,25-26,28-32,36,48,53-54,73]
		沟通技能	医生是否能与患者顺畅地沟通并准确获取患者的病情和诉求	[22,27,62]
		诊疗经验	医生在其专业领域上的诊疗经验	[32,73-74]
		行为举止	医生是否符合医德医风行为规范	[11,27,54,74]
		医学伦理	医生是否有责任心、使命感,是否从患者的利益出发	[27,29,31]
		可预约性	预约医生的难易程度	[53-54,73-74]
		等待时间	患者等待医生回复或问诊的时间	[11,18,26,36-37,53-54]
		回复时间	医生与患者的平均交互时间	[18,37,39,48,53-54]
		认可度	患者对医生的认可度	[62]
		推荐热度	医生获得患者的推荐量	[32-33,36-37]
		总体评分	医生获得患者的综合评分	[18,24-25,32,37,41,59,70]
好评率	医生获得的好评率	[36,48,50,60]		
在线评论	主题模型、情感分析	在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]
		在线咨询	医生在在线咨询中的表现	[11,27,54,74]

3.3 医患匹配模型

本文将现有的在线医生推荐模式按照医患匹配模型分为5类:基于传统推荐算法的在线医生推荐模式、基于多属性决策的在线医生推荐模式、基于机器学习的在线医生推荐模式、混合推荐模式及其他模式。3.3.1节至3.3.5节将分别对5种推荐模式的现有研究成果进行梳理。

3.3.1 基于传统推荐算法的在线医生推荐模式

推荐系统(即传统推荐算法)是基于用户的消费记录、浏览记录、评价记录等数据,向用户推荐其感兴趣的信息、产品、服务等^[76]。目前,推荐系统已被广泛应用于B2C电子商务、数字化学习、视频、音乐、新闻等领域^[77]。不少学者也将传统的推荐算法应用于在线医生推荐领域。以下分别对4种经典推荐算法的相关研究进行梳理,包括基于内容的推荐算法、基于近邻的协同过滤算法、基于模型的协同过滤算法、基于知识的推荐算法。

1) 基于内容的推荐算法

在电子商务领域,推荐系统中基于内容的推荐算法主要是根据历史购买或浏览数据构造用户偏好文档,通过计算项目与用户偏好文档的相似度,来为用户推荐最相似项目^[78]。有研究将此类推荐算法用于解决面向第三方在线问诊平台的医生推荐问题。在解决在线医生推荐问题时,由于患者的问诊和浏览记录相对较少,研究者侧重于构建基于医患交互数据(如病情描述、健康问答等)的主题模型,以刻画患者病情与

医生专业领域的匹配关系。具体而言,采用LDA,Word2vec和TF-IDF等技术将医患交互数据转换为结构化的数值信息,利用K-means聚类、余弦相似度、杰卡德相似系数等方法计算医生专长与患者患病情况的匹配度。下面介绍该领域的主要研究成果。

Xiong等^[20]利用Word2vec词向量模型将患者的咨询文本向量化,再利用余弦相似度分别计算基于相似患者和基于相似医生的医生推荐集;Ning等^[21]采用类似的方法研究了医疗科室推荐问题。Pan等^[43]基于医患问答数据建立了Labeled-LDA主题模型,用于测量患者的问题描述与医生主题之间的相似度,从而实现医生推荐。Lu等^[17]基于电子病历建立了主题模型,同时利用医生曾经诊断过的患者的电子病历和医生个人简介来确定医生的专业领域。根据咨询文本,Liu^[22]建立了主题模型,并利用K-means算法按专业背景对医生进行聚类,以便找到最匹配的医生类别和该类别中最匹配的医生。除了考虑患者的病情,Ju等^[45]还测度了患者地理位置与医生之间的匹配性;Lu等^[18]考虑了医生的活跃度和兴趣度,以及患者对医生服务质量的反馈。综上所述,针对患者病情与医生专长的匹配问题,已取得较大研究进展。未来研究除考虑医生专长外,还需关注医生其他属性对患者择医的影响。

2) 基于近邻的协同过滤算法

基于近邻(又称内存)的协同过滤推荐,旨在通过分析用

户评分数据,为目标用户预测其他项目的评分,并生成推荐列表。此类推荐模式在在线医生推荐领域的应用已在早期研究中得到了验证。例如,Wang等^[50]采用面向患者的协同过滤算法,构建了一个医生推荐系统。该系统根据咨询问题来计算患者之间的相似性,找出与目标患者提过相似问题的患者,并将这些患者曾就诊过的医生推荐给目标患者。Sangaiah等^[59]采用面向医生/患者的协同过滤算法,设计出一种医疗推荐系统。该系统的核心思想是基于医生/患者的特征,找到具有相似特征的医生和患者,从而形成一个用户之间的图表,再通过聚合相似性得分,获得推荐列表。Ma等^[61]在研究面向智能导诊的协同过滤算法时,同时考虑了患者病情、医生评价和患者地理位置。然而,与电子商务平台不同,在线问诊平台上的患者个体历史数据较少。为了解决在线问诊背景下,数据稀疏和新注册医生冷启动的问题,Gao等^[19]将重合依赖度的概念引入传统的相似度计算方法中,提出一种融合多用户行为的在线医生推荐方法。为了提升患者治疗信息和人口统计学信息的隐私保护,Hou等^[15]在医疗推荐系统中引入了基于邻域的差分隐私机制。此外,GräBer等^[79]根据患者的临床诊断数据,开发了一种适用于药物治疗推荐的协同过滤算法。总体而言,由于医患的问诊记录、评论等历史数据有限,因此根据这些数据构建的医患间映射关系往往不够完整,这直接导致了传统协同过滤推荐方法的推荐效果不佳。值得注意的是,这种推荐算法并没有直接衡量患者属性和医生属性之间的匹配程度。

3) 基于模型的协同过滤算法

基于模型的协同过滤推荐旨在利用分类、回归、矩阵分解等技术,从电子病历中深入挖掘患者病情与医生专业领域的匹配关系,从而为推荐提供有力的依据^[80]。此类推荐算法适用于单个或数个实体医院内部的医生推荐系统。在此情境中,医生已经被分配到了明确的科室并获得了相应的标签。另外,该系统还能够获取患者的详细症状信息及人口统计学信息。例如,Guo等^[14]利用无监督聚合技术,从医疗保健数据中提取并整合医生的属性,以识别针对某类疾病的关键意见医生领袖。Zhou等^[81]构建了一个考虑“用户-信息-类别”3个层次的二分网络推荐模型,并使用“感兴趣”“不感兴趣”“未知”3种关系将用户与医生进行连接。也有学者^[16]基于电子病历数据,利用贝叶斯网络模型来计算患者与医生的匹配度。为了平衡患者需求与医生资源容量,Wen等^[63]提出了一种基于实时剩余资源的调整指数库存平衡算法。类似地,为了提高医生资源的使用效率,Pan等^[23]构建了一个基于马尔可夫决策过程的医生动态排名模型。Wang等^[24]利用医生人口统计学、疾病本体论分别提取医生之间以及疾病之间的隐含相似性,同时采用矩阵分解算法来模拟医生对不同疾病的处理能力,并根据所提的效用-多样性平衡模型来平衡患者偏好和医生的工作量。Zhang等^[51]使用情感分析和LDA主题模型从在线评论中提取患者偏好和医生属性,据此构建混合矩阵分解模型,以实现个性化的医生推荐。Chen等^[82]采用聚类分析算法对疾病症状进行聚类,并对疾病诊断规则和疾病治疗规则进行关联分析,从而实现诊断和治疗方案的推荐。Chang等^[75]基于矩阵分解技术,提出一种考虑信息传递的

医疗诊断推荐系统。

4) 基于知识的推荐算法

基于知识的推荐在某种程度上可以被视为一种推理技术,这种技术是针对特定领域制定规则并进行推理^[83]。由于疾病的复杂性,患者的病情描述和需求偏好各异,这使得利用推理规则进行医患匹配建模的难度加大。目前,将此类推荐算法应用于在线医生推荐的研究还比较少。Xu等^[70]运用语义本体技术,对患者的属性(如联系方式、病情描述等)和医生的属性(如科室、职称、擅长领域、信誉等级等)进行了建模。通过推理规则,他们将患者的偏好信息转化为对医生属性的需求,从而实现了个性化的医患匹配。Zhai等^[55]成功地将知识图谱和病情画像相结合,以生成在线医疗社区场景化信息推荐方案。Kim等^[84]使用本体语言建立上下文信息模型,并据此提出一种个性化的医疗服务项目推荐模型。

综上所述,早期的医生推荐研究主要集中在将传统的个性化推荐算法应用于在线问诊平台。然而,由于医疗领域和商业领域在推荐目标、场景和数据等方面存在显著差异,这些推荐技术的效果往往不尽如人意。尤其是,在在线问诊平台上,单个用户的问诊记录、评价等数据较少,因此很难仅凭这些数据确定患者与医生之间的匹配关系。此外,由于疾病的复杂性与多样性,某些具有相似症状的患者不一定被诊断为同一疾病,本次发病与过往病历也不一定存在必然联系。这些性质均不满足协同过滤算法的基本假设。同时,传统推荐算法长期面临的数据稀疏性问题(如患者和医生的属性信息不完整)以及冷启动问题(如难以向新注册医生推荐)仍然存在。

3.3.2 基于多属性决策的在线医生推荐模式

基于多属性决策的在线医生推荐方法的基本思路如下:首先,根据患者的需求和偏好,筛选出符合科室、专长、问诊诊费等条件的医生,形成备选医生集合;其次,明确患者在选择医生时关注的属性;最后,对医生在不同属性下的表现进行综合评估,得出医生的综合表现,据此对备选医生进行排序,为患者推荐合适的医生。表4从4个方面对相关研究进行了概述,包括数据类型、属性信息表达方法、属性信息集成方法、属性权重确定方法。

现有研究主要通过在线评论来评估医生在不同属性下的表现。其基本思路是,使用主题模型从在线评论中挖掘患者关注的医生属性,并利用情感分析技术从在线评论中提取患者对各属性的情感倾向和强度。患者的评价越正面,说明医生在该属性上的表现越好。为了对属性表现信息进行计算,研究者采用了不同的信息表达方法来描述情感倾向和强度。其中,最常采用的信息表达方法包括概率语言术语集、单值/区间中性粒细胞集、直觉模糊集。这些信息表达方法从不同角度对信息进行刻画。它们特别关注刻画信息的模糊性或不确定性。研究者还采用了多种集成方法来整合医生的属性表现,主要分为两类:基于多属性价值理论的方法和占优排序法。基于多属性价值理论的方法包括VIKOR^[11,26]、WASP-AS^[54]、TOPSIS^[31,33,52,62]、MULTIMOORA^[27]、CoCoSo^[28]、LINMAP^[29]、DNMA^[32]、威尔逊区间法^[25]、Bonferroni算子^[30]、乘法算子^[46]等。这些方法的基本思路是:基于价值函

数集成各备选医生在不同属性下的边际价值,以得到备选医生的综合表现值。占优排序法则包括 TODIM^[53]和 ELECTRE^[53]等。这些方法的基本思路是:根据各属性下备选医生的评估值,计算备选医生之间的偏好强度,并通过集成方式得出备选医生的综合偏好强度。在集成过程中,确定属性权重是两类方法都需要的步骤。目前的研究主要采用了3种方法来确定属性权重:1)词频法,如 TF-IDF^[11,27-28,31];2)客观权重确定法,如熵权法^[32,54]和最大离差法^[26];3)主观权重确定法^[48,54,62]。其中,词频法是根据在线评论中属性被提及的频率来确定权重,频率越高,权重越大;客观权重确定法是根据各属性下不同方案取值的离散程度来确定,离散度越大(或

越小),权重越大;主观权重法则是由专家或患者主观地对属性的重要性进行评价。

总体而言,近年来基于多属性决策的在线医生推荐研究受到广泛关注,并已取得了丰富的研究成果。此类推荐模式的主要优势在于,它可以平衡医生在不同属性下的表现,这一过程符合患者选择医生的决策思维,并且决策结果具有可解释性。然而,目前的研究关注如何组合不同的信息表达、信息集成以及属性权重确定方法,而对各种组合方法的推荐准确率进行度量和对比分析的工作却较少,也没有充分考虑目标患者的个性化决策规则。此外,未来研究还需进一步考虑在线评论的可靠性,并关注对新注册医生的推荐。

表4 基于多属性决策的在线医生推荐方法

Table 4 Online doctor recommendation methods based on multi-attribute decision making

文献	数据	信息表达	信息集成	权重确定
[25]	在线评论	好评率	威尔逊区间法	—
[53]	在线评论	单值中性粒细胞集	TODIM+ ELECTRE	—
[26]	在线评论	区间中性粒细胞集	VIKOR	最大离差法
[54]	在线评论	直觉模糊2型集	WASPAS	熵权法+主观权重
[11]	在线评论	直觉模糊集	VIKOR	TF-IDF
[62]	主观评价	球面模糊集	TOPSIS	主观权重
[27]	在线评论	概率语言术语集	MULTIMOORA	TF-IDF+属性被提及顺序
[28]	在线评论	概率语言术语集	CoCoSo	TF-IDF+DEMATEL
[29]	在线评论	R集	LINMAP	—
[30]	在线评论	直觉模糊集	Bonferroni算子	—
[31]	在线评论	概率语言术语集	TOPSIS	TF-IDF+Word2Vec
[46]	在线评论	区间中性粒细胞集	乘法算子	—
[32]	在线评论	概率语言术语集	DNMA	熵权法+whitening
[48]	在线评论	精确数	Choquet积分	优化模型+主观权重
[85]	主观评价	多区间值模糊集	相似度法+区间投影法	主观评价
[52]	在线评论	单值中性粒细胞集	TOPSIS	属性被提及频率
[33]	主观评价	双层语言术语集	TOPSIS	主观评价

注:TODIM—Tomada de decisao interativa e multi-critevio in French, meaning an acronym in Portuguese of interactive and multi-criteria decision making; ELECTRE—Elimination et choix traduisant la realite in French, meaning elimination and choice expressing the reality; VIKOR—Vlsekriterijumska optimizacija I kompromisno resenje in Serbian, meaning multi-criteria optimization with compromise solution; WASPAS—Weighted aggregated sum product assessment; TOPSIS—Technique for order preference by similarity to ideal solution; MULTIMOORA—Multiplicative multi-objective optimization by ratio analysis; CoCoSo—Combined compromise solution; LINMAP—linear programming technique for multidimensional analysis of preference; TF-IDF—Term frequency-inverse document frequency; DNMA—Double normalization-based multiple aggregation.

3.3.3 基于机器学习的在线医生推荐模式

为了缓解在线问诊平台上医患数据稀疏的问题,有学者将机器学习方法引入医生推荐模型中。例如,Yan等^[34]利用卷积神经网络学习评论信息的上下文特征,并通过矩阵分解来建立患者评论与医生专业知识之间的交互模型,以提供医生推荐服务。然而,该模型无法为患者推荐新注册的医生。Yuan等^[60]从知识图谱中提取医患交互特征,并将这些特征递送到具有逐层相关性传播的深度神经网络中,以生成推荐结果。Nie等^[35]则是基于问诊记录构建深度学习模型,以此获取医患匹配度,同时引入注意力机制更新医患特征向量,使得医生名下与就诊者病情相似的患者获得更高权重。以上研究侧重于对医生专长的建模,而Pan等^[64]在基于患者偏好学习的医生推荐模型中还考虑了医生资源的利用率。也有学者基于患者的处方数据,生成药物功效组合预测模型,为经验不足的医生推荐个性化的用药方案^[86]。Kumar等^[87]基于机器学习方法,构建了一种医嘱推荐系统,简化了医生的会诊流程。Tian等^[88]利用卷积神经网络和多层神经网络,构建了一个医生推荐框架。该框架基于生成对抗网络,根据用户的

查询条件(如提问者ID、年龄、提问内容等)以及对应的医生信息(如医生ID、姓名、职称、回答内容、服务过的客户数量等),有效地建立医患匹配关系。Zheng等^[89]提出了一种基于对话的医生推荐模型,该模型在建模过程中全面整合了患者的概况、主诉、医生的历史记录以及医患对话等信息。Wang等^[90]旨在推荐具有语义意义的标签,对在线医疗平台上患者的病历进行注释,并构建了一个医生嵌入学习模块,通过整合文本中的隐式信息和考虑潜在的标签相关性来提高推荐质量。Li等^[91]提出一种基于患者和医疗关系表征的协同交叉注意力药物推荐模型,根据患者的历史医疗数据,预测当前就诊所需的有效和安全的药物组合。

综上,基于机器学习的在线医生推荐模式能从大量数据中学习医生和患者的隐藏特征,为缓解数据稀疏问题提供了有效方法。未来研究不仅要考虑推荐结果的准确率,还需提升算法的可解释性。同时,相关研究还需考虑除“医生专长”外的其他属性对患者择医的影响,如诊疗经验、服务态度、问诊资费等。

3.3.4 混合推荐模式

由于不同推荐模式各有优劣,因此不少学者选择将不同的推荐模式结合起来,以充分发挥各自的优势,提高推荐性能。推荐模式的混合和推荐结果的混合,是目前两种主要的混合推荐思路^[21]。

推荐模式的混合是指将不同的推荐策略进行整合。例如,Han等^[92]结合混合矩阵分解模型和基于规则的模型,利用咨询记录模拟患者对家庭医生的信任,并基于元数据模拟患者与医生之间跨社会维度的相似性。Mani等^[73]基于多属性决策方法和协同过滤方法,建立了一种医生推荐系统。Zhang等^[57]运用多属性决策方法,获取医生的绩效评分,再采用协同过滤的方法对单评级矩阵进行了预测,并得出了3种推荐结果:推荐、不推荐和延迟推荐。在Du等^[36]提出的智能化医生推荐模型中,首先利用多属性决策方法计算备选医生的综合评分,然后采用支持向量回归算法挖掘医生特征变量与综合评分之间的映射关系,从而实现医生推荐。为满足患者的信息需求,Ye等^[37]运用主题模型、情感分析、回归分析、多属性决策等技术,构建了一个基于信号理论的四维IT框架,将专业知识、在线评论、概况描述(如医院声誉、患者数量、城市)、服务质量(如响应速度、交互频率、成本)作为区分高质量医生的信号。Xu等^[93]提出了一种将多属性决策和基于项目的协同过滤相结合的方法,该方法综合考虑医生的服务态度、响应速度、职业素养和治疗效果,从而进行医生推荐。

推荐结果的混合,指通过集成算子整合由不同推荐方法所得的推荐结果。第一种推荐结果的整合方式是融合传统推荐算法所得结果。Meng等^[44]通过相似度相乘的方式融合了基于相似用户和相似医生的推荐结果。一方面,根据用户咨询文本,得到基于相似用户的医生推荐集合;另一方面,根据医生回答文本,得到基于相似医生的推荐集合。在Zhou等^[49]的混合推荐模型中,首先基于患者咨询文本得到医生推荐集A;再利用LDA主题模型对医生标签进行训练,得到医生推荐集B;最后结合A集合和B集合的推荐结果,重构医生网络链接,形成最终的推荐集C。Liu等^[38]首先根据患者的主诉文本,获取基于相似患者的医生推荐集A;其次基于咨询文本,获取基于相似医生的医生推荐集B;最后将两种推荐结果进行融合,得到最终的医生推荐集C。此外,还有一些研究者选择混合推荐模式来解决其他医疗健康资源推荐问题,例如为医生推荐针对特定患者的搜索词^[71]。第二种推荐结果的整合方式是融合基于多属性决策的推荐模式与传统推荐算法所得结果。Ye等^[39]在混合推荐模式中,不仅考虑了患者病情与医生专业的匹配,还纳入了医生的职称、问诊费用和绩效等属性。Li等^[40]运用线性加权的混合策略,综合了基于相似患者、基于相似领域以及基于医生绩效的推荐结果。而Waqar等^[74]采用类似的混合推荐策略,融合了4种方法所得推荐结果:基于多属性决策的推荐、基于内容的推荐、协同过滤和人口统计过滤。Liang等^[41]提出了一个三阶段医生推荐方法,3个阶段分别是:根据病情相似性进行推荐,根据医生满意度进行推荐,根据医生简介相似度进行推荐。Liu等^[94]

基于余弦相似性测度,融合了ChatGPT-4(大规模自然语言建模)生成的内容和临床决策支持系统生成的内容,以实现医疗决策建议的推荐。

综上,混合推荐模式能够综合运用多种推荐策略,有效缓解单一策略的局限性,更全面地建立医患匹配关系。研究者虽然已经开发出多种在线医生推荐策略的混合方法,但尚未深入探讨如何平衡不同推荐模式的结果对最终结果的影响。此外,整合各类推荐模式的优势并避免相应的缺陷,是一个值得进一步研究的问题。未来,还需要关注基于机器学习的在线医生推荐模式与其他推荐技术的整合,以提供更准确和个性化的推荐服务。

3.3.5 其他推荐模式

部分文献采用了优化模型、图模型等技术来解决在线医生推荐问题。例如,Gong等^[58]将医患匹配问题转换为一个多目标优化问题,其目标是最大化推荐集合中的患者与医生的总体相关性,约束条件涉及医生的有限时间与资源,以及医患间的经济匹配度、医疗领域匹配度、医生影响力、位置匹配度。Gong等^[65]采用时间约束概率因子图模型,构建了医患间的网络关系,并提出了基于随机游走和重启方法的医生推荐模型。Mondal等^[72]提出了一种基于多层医患图数据库和信任模型的推荐系统,不仅考虑了医生的专长和地理位置,还充分结合了患者的选择与满意度,构建了相应的信任因素。Liang等^[95]通过专家主观评价获取医生评分,并据此进行推荐。Wang等^[47]对基于不确定信任传播的线上和线下社交网络医生推荐问题进行了深入研究,同时考虑了线上与线下患者之间的间接信任关系。Du等^[96]基于仿真方法,提出了一种考虑患者特征的个性化治疗方案推荐模型。

3.3.6 各类推荐模式的对比分析

本节对5种推荐模式进行了对比分析,如表5所列。基于传统推荐算法的推荐模式在早期在线医生推荐研究中得到了应用,具有良好的可解释性。然而,数据稀疏、新医生冷启动等问题,导致其推荐效率和准确性不理想。基于多属性决策的推荐模式具有坚实的理论依据,能够灵活地描述患者的择医偏好。它全面评估影响患者择医的各种因素,且能够解析患者的决策机制。因此,这种推荐模式近年来备受研究者关注。然而,此类推荐模式通常需要患者与推荐系统进行交互,实现智能推荐的难度较大,因此在实际的在线问诊平台中应用并不广泛。基于机器学习的推荐模式可以有效地表征医患之间隐含的映射关系,并缓解数据稀疏问题,从而有效实现智能推荐。然而,该模式需要大量数据才能得出可靠的推荐结果,并且可解释性较差。混合推荐模式可融合不同推荐模式的优势,避免了单一推荐模式所得结果产生的偏见,从而有效提升在线医生推荐的效率和准确性,具有广泛的应用前景。然而,如何选择合适的推荐模式组合,并恰当地平衡不同模式对最终推荐结果的影响,是当前相关研究面临的难题。关于其他推荐模型的研究相对较少,如基于优化模型和图模型的在线医生推荐模式。

表5 不同在线医生推荐模式的对比分析

Table 5 Comparative analysis of different online doctor recommendation modes

类别	核心技术	优点	缺点/难点
基于传统推荐算法的推荐模式	传统推荐算法	初步实现了面向问诊平台的医生推荐,有良好的可解释性	存在数据稀疏、新医生冷启动等问题
基于多属性决策的推荐模式	多属性决策方法	有较好的理论依据,能够全面评估影响患者择医的各种因素,且能够解析患者的决策机制	难以实现智能推荐,存在新医生冷启动问题
基于机器学习的推荐模式	机器学习方法	可有效表征医患间隐含的映射关系,缓解数据稀疏问题	需要大量数据才能得到可靠的推荐结果,可解释性较差
混合推荐模式	不同推荐方法/结果的融合	可融合不同推荐模式的优势,以避免单一推荐模式下结果的片面性	较难找出合适的推荐模式组合,难以确定不同推荐模式所得结果的重要性
其他推荐模式	优化模型、图模型等	—	—

4 在线医生推荐方法的应用

如表6所列,现有文献主要将在线医生推荐方法应用于内科、耳鼻咽喉科、儿科、精神科、外科、妇产科、皮肤科、眼科、肿瘤科、急诊医学科等科室,其中关于内科医生推荐的研究最多。大多数文献都专注于单一科室或病种上的医生推荐,这是因为医学学科众多,不同疾病有各自的特点,需要采取不同的治疗方案。因此,一种特定疾病的医生推荐方法难以直接应用到其他科室中。

表6 医生推荐方法在病种上的应用情况

Table 6 Application of doctor recommendation methods in different diseases

科室	文献占比/%	文献
内科	40	[17-18,20-21,26-28,31,36-37,41,43,45-46,48-49,51,60,63]
耳鼻咽喉科	13	[16,21,25,38-39,60]
儿科	10	[21,42,44-45,48]
精神科	10	[32,36,40-41,45]
外科	8	[17-18,21,33]
妇产科	6	[21,45,48]
皮肤科	6	[36,45,60]
眼科	2	[21]
肿瘤科	2	[30]
急诊医学科	2	[51]

评价在线医生推荐算法性能的一大重要指标是推荐准确度,其直接反映推荐算法能否精确匹配患者需求和病情,从而推荐合适的医生。多数文献^[18,20-21,43-44,79]采用了传统推荐系统的推荐性能评价指标。其基本思路是,比较推荐列表中的医生与患者实际选择的医生是否一致。如果一致,则推荐被认为是准确的;如果不一致,则推荐被视为不准确。推荐“准确率”被定义为患者最终在推荐列表中咨询/问诊的医生数量与所有推荐的医生数量的比率。不同推荐方法的准确率存在较大的差异。例如,Lu等^[18]基于9078条会诊数据生成医生推荐列表,准确率不到65%;Xiong等^[20]根据300位擅长糖尿病病种的医生的咨询文本和10517位糖尿病患者的咨询文本生成医生推荐列表,准确率约70%;Nie等^[35]根据由256名医生和104372条患者问诊记录构建的数据集进行推荐,准确率接近80%。由于认知的局限性,患者的选择并不总是最优的或最符合其需求和偏好的。因此,是否可以根据患者实际选择与预测结果的一致性来判断推荐准确性,是一个值得深入思考的问题。另外,一些文献将推荐模型所得结果与人工推荐的结果^[17]或患者问卷的结果^[25]进行比较,以此来判断推荐结果的准确性。然而,这种方法在很大程度上依赖于医

生或患者的主观评价,因此其可靠性有限。此外,覆盖率、多样性、实时性等也是评价在线医生推荐算法性能的重要指标。其中,覆盖率旨在衡量推荐算法能够覆盖的医生范围及满足用户需求的广泛程度;多样性旨在测度推荐结果呈现选择的多样性,以满足不同用户的个性化需求;实时性则要求推荐算法能够迅速更新医生的最新信息和状态,确保推荐结果的准确性和时效性。

除了根据推荐算法本身的性能来评估推荐效果外,还可从患者体验、治疗效果以及资源利用率等多个维度进行推荐系统的全面评估。首先,患者体验是评价推荐系统服务质量的重要指标。评估方法包括但不限于问卷调查和面谈,用以了解患者对推荐系统及医生服务的满意度。其次,衡量治疗效果是评估推荐系统实用性的关键。可以通过患者接受推荐医生治疗后的症状缓解情况或生理指标改善情况,直观评估治疗效果。最后,资源利用率也是全面评估推荐系统时不可忽视的一环。这涉及测度患者在多位医生间转诊所花费的时间和精力,以及因频繁就医而产生的成本。

综上,现有文献主要依赖推荐准确度来评估在线医生推荐算法的效果,这可能是因为其他评价指标的实施难度较大。在线医生推荐效果的综合评价指标体系尚需完善。

5 未来研究展望

尽管在线医生推荐领域已取得大量研究成果,但仍有许多值得深入探索和研究的课题,具体如下。

1) 考虑患者个性化偏好的在线医生推荐研究

相关研究主要利用问诊记录、病情描述、在线评论等历史数据,基于协同过滤、主题模型等技术,依据患者病情与医生专长的匹配度或患者对医生的满意度来实现推荐。大多数研究忽略了患者对医生各类属性(如专业领域、问诊费用、推荐热度)的个性化偏好,使得推荐策略单一,推荐准确率不高。例如,一些患者注重医生的服务价格,一些则更注重服务质量。因此,有必要深度剖析患者对择医的个性化需求与偏好。未来的研究可从历史数据中挖掘患者的群体偏好,如医生属性类别、属性重要性等,同时通过患者与推荐系统的交互,获取患者对医生属性的个体偏好,从而构建考虑个体和群体偏好的在线医生推荐模式。

2) 融合多源异构型稀疏数据的在线医生推荐研究

关于医患属性挖掘,既有研究主要聚焦在单一在线问诊平台,并对患者选择医生的影响因素进行了深入分析。虽然这些研究实现了基于医疗大数据的医患属性自动提取过程,

但医生和患者的属性揭示并不全面。由于单一在线问诊平台上的医患资源有限,且不同平台上的医疗用户生成内容各有侧重点,因此从不同平台上提取的医患属性信息也存在差异。此外,随着时间的推移,在线问诊平台上的问诊记录和评论数据将会逐渐积累并变得非常庞大。如何综合多个平台的文本数据,有效获取医生和患者的信息,实现更准确的医生推荐,是一个值得研究的问题。此外,相比于问卷、咨询等调查数据,网络公开数据具有规模大、来源广等优势。然而,由于易受推广、操纵等行为的影响,其可靠性往往不高。未来的研究可从跨平台数据中提取医患属性,结合主观调查数据和客观网络公开数据,深入剖析患者选择医生时的考虑因素及决策机制。

用于在线医生推荐的数据往往是异构型的,主要包含结构化文本(如医生简介、电子病历等)、非结构化文本(如咨询文本、健康问答、问诊记录、在线评论等)以及定量数据(如评分等)。即使是定量数据,其取值维度也不尽相同。如何对多源异构型医患数据进行统一化、标准化的表达与运算,有待进一步研究。与此同时,解决数据稀疏性的问题也是当前研究面临的一大挑战。特别地,由于难以根据已有的数据提取备选医生在所有属性上的表现,因此构建的决策矩阵往往是不完备的。虽然有文献对缺失信息补全策略进行了研究,但是很难证明其可靠性。如何在属性取值不完备的情况下,对医生的综合表现进行评估和排名,也是未来研究的难点之一。

3)“新老医生”协同推荐研究

目前,在线问诊平台主要向用户推荐热度高、访问量大的医生,使得人气医生超负荷,而新注册的医生又很难被注意到。因“新医生”拥有的医患交互信息较少,多数在线医生推荐方法也难以对“新医生”进行推荐。由于“新医生”在注册时通常会提交个人简历,如专业领域、职称和教育经历等,因此相关研究主要基于“新医生”与推荐列表中的“老医生”之间的简介相似度,以识别患者可能偏爱的“新医生”。医生的简介越相似,患者对他们的偏好就越一致。然而,个人简历中提供的信息有限,并带有个人主观性,据此得到的推荐结果可靠性并不高。如何丰富“新医生”的属性表达,实现“新老医生”协同推荐是一个重要的研究方向。

4)基于跨学科领域的在线医生推荐研究

根据 Web of Science 及中国知网两个数据库里记录的每篇文献所属领域,统计不同类别在线医生推荐模式研究成果的所属领域。在线医生推荐研究成果主要发表在管理科学、医学和计算机科学领域的期刊上。不同领域的学者对推荐技术的关注点各有侧重。计算机学科的学者广泛探索各种推荐模式,而管理科学领域的学者主要关注多属性决策和其他推荐模式的研究。相比之下,医学领域的学者专注于传统推荐算法、机器学习以及混合推荐模式的研究。未来有必要采用跨学科的方法,结合管理科学、医学、计算机科学等多个领域的理论和技术,以探索全新的在线医生推荐模式。

结束语 目前,面向在线问诊平台的医生推荐技术已取得一定的研究成果,本文对相关文献进行了综述。首先,通过文献计量分析,展示了在线医生推荐研究领域的热门研究问题及方向。其次,将现有在线医生推荐模式划分为五大类:

基于传统推荐算法的推荐模式、基于多属性决策的推荐模式、基于机器学习的推荐模式、混合推荐模式及其他推荐模式。接着,对各类推荐模式进行了深入分析,梳理了研究历程,并总结了各类推荐技术的原理、优势和劣势。再次,梳理了当前在线医生推荐技术的应用现状及发展瓶颈。最后,分析了该领域需进一步解决的难题,为学者指明了未来研究方向。

为了推动在线医生推荐技术的应用,未来将对推荐过程中涉及的其他技术,如文本分析、推荐系统架构设计等,展开深入的研究和讨论。

参 考 文 献

- [1] CHEN Y W, LEE S. User-generated physician ratings and their effects on patients' physician choices: Evidence from Yelp[J]. *Journal of Marketing*, 2024, 88(1): 77-96.
- [2] HONG Y A, LIANG C, RADCLIFF T A, et al. What do patients say about doctors online? A systematic review of studies on patient online reviews[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2019, 21(4): e12521.
- [3] DARAZ L, MORROW A S, PONCE O J, et al. Can patients trust online health information? A meta-narrative systematic review addressing the quality of health information on the internet [J]. *Journal of General Internal Medicine*, 2019, 34(9): 1884-1891.
- [4] PLACONA A M, RATHERT C. Are online patient reviews associated with health care outcomes? A systematic review of the literature[J]. *Medical Care Research and Review*, 2022, 79(1): 3-16.
- [5] LI A, NING N, LIN S Y. Brief analysis of domestic research on medical service online reviews[J]. *Foreign Economic Relations Trade*, 2020, 3: 32-43.
- [6] HAN X. Review and future directions of research on online reviews of physicians[J]. *Journal of Modern Information*, 2019, 39(11): 146-158.
- [7] LIAO H C, LIU F, LU K Y, et al. Online medical reviews on patient behavior mining and its applications in medical decision-making and management[J]. *Journal of UESTC(Social Sciences Edition)*, 2022, 24(3): 1-22.
- [8] WU J, LIU G J, HU X. An overview of online medical and health research: hot topics, theme evolution and research content [J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2019(4): 2-12.
- [9] SHANG LL, ZUO M Y, MA D, et al. The antecedents and consequences of health care professional-patient online interactions: Systematic review [J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2019, 21(9): e13940.
- [10] SHEN X Y, CAI X H, CAO H. Research progress of recommendation system based on medical knowledge graph[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023, 59(19): 40-51.
- [11] HU J H, ZHANG X H, YANG Y, et al. New doctors ranking system based on VIKOR method[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2020, 27(2): 1236-1261.
- [12] ZADEH L A. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338-353.
- [13] 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 and Data Engineering*, 2005, 17(6): 734-749.
- [14] GUO L, JIN B, YAO C L, et al. Which doctor to trust; a recommender system for identifying the right doctors[J]. *Journal of Medical Internet Research*, 2016, 18(7): e6015.
- [15] HOU M W, WEI R, WANG T G, et al. Reliable medical recommendation based on privacy-preserving collaborative filtering[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2018, 56(1): 137-149.
- [16] LI D B, CHEN X Q, CHEN S P. Learning and optimization of patient-physician matching index in specialty care [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2024, 21(3): 2730-2741.
- [17] LU W, ZHAI Y K. Self-adaptive telemedicine specialist recommendation considering specialist activity and patient feedback [J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2022, 19(9): 5594.
- [18] LU W, GAO P, ZHAI K Y. An adaptive recommendation method for telemedicine specialists with feedback adjustment [J]. *Journal of Systems & Management*. 2023, 32(5): 960-975.
- [19] GAO S, LIU W, CUI Y, et al. Collaborative filtering algorithm integrating multiple user behaviors[J]. *Computer Science*, 2016, 43(9): 227-231.
- [20] XIONG H X, LI X M, LI J L. Research on online doctor recommendation based on doctor-patient interaction data[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2020, 43(8): 159-166.
- [21] NING J F, HUANG F L. Measuring sentence similarity based on word vector for medical department recommendation [J]. *Journal of Fujian Normal University(Natural Science Edition)*, 2018(4): 10-15.
- [22] LIU T. An application research of automatic physician matching algorithm based on online healthcare consultation records[J]. *Information Studies: Theory & Application*, 2018, 41(6): 143-148.
- [23] PAN X, WEN H Q, WANG Z W, et al. Physician ranking optimization based on patients' browse behaviors and resource capacities[J]. *Internet Research*, 2021, 31(6): 2076-2095.
- [24] WANG H, DING S, LI Y Q, et al. Hierarchical physician recommendation via diversity-enhanced matrix factorization[J]. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD)*, 2020, 15(1): 1-17.
- [25] WU J W, SUN Y X. Recommendation system for medical consultation integrating knowledge graph and deep learning methods[J]. *Journal of Frontiers of Computer Science and Technology*, 2021, 15(8): 1432-1440.
- [26] HU J H, PAN L, CHEN X H. An interval neutrosophic projection-based VIKOR method for selecting doctors[J]. *Cognitive Computation*, 2017, 9: 801-816.
- [27] DU Y F, CHEN Z S, YANG J, et al. A textual data-oriented method for doctor selection in online health communities[J]. *Sustainability*, 2023, 15(2): 1241.
- [28] CHEN J Y, LI X H. Doctors ranking through heterogeneous information: The new score functions considering patients' emotional intensity[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 219: 119620.
- [29] TANG G L, ZHANG X Y, ZHU B Y, et al. A mathematical programming method based on prospect theory for online physician selection under an R-set environment[J]. *Information Fusion*, 2023, 93: 441-468.
- [30] YANG Y, HU J, LIU Y, et al. Doctor recommendation based on an intuitionistic normal cloud model considering patient preferences[J]. *Cognitive Computation*, 2020, 12: 460-478.
- [31] CHEN X H, WANG H, LI X H. Doctor recommendation under probabilistic linguistic environment considering patient's risk preference[J]. *Annals of Operations Research*, 2024, 341: 555-581.
- [32] LIU F, LIAO H C, AL-BARAKATI A. Physician selection based on user-generated content considering interactive criteria and risk preferences of patients[J]. *Omega*, 2023, 115: 102784.
- [33] LI H. An Extended TOPSIS-based doctor recommendation method based on unbalanced linguistic term sets[J]. *Fuzzy Systems and Mathematics*, 2023, 37(4): 81-91.
- [34] YAN Y J, YU G, YAN X B. Online doctor recommendation with convolutional neural network and sparse inputs[J]. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, 2020: 10.
- [35] NIE H, CAI R S. The online doctor recommendation system using attention mechanism[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2023, 7(8): 138-148.
- [36] DU G, HUANG L Y, XU X J. Research on the medical recommendation model considering patient preference diversity with persistent use behavior[J]. *Journal of Systems & Management*, 2024, 33(3): 667-685.
- [37] YE Y, ZHAO Y, SHANG J, et al. A hybrid IT framework for identifying high-quality physicians using big data analytics[J]. *International Journal of Information Management*, 2019, 47: 65-75.
- [38] LIU J S, LI C R, HUANG Y, et al. An intelligent medical guidance and recommendation model driven by patient-physician communication data[J]. *Frontiers in Public Health*, 2023, 11: 1098206.
- [39] YE J X, XIONG H X, JIANG W X. A physician recommendation algorithm integrating inquiries and decisions of patients[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2020, 4(2/3): 153-164.
- [40] LI Y Y, XIONG H X, LI X M. Recommending doctors online based on combined conditions[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2020, 4(8): 130-142.
- [41] LIANG J S, YE X Q, LIU D. Three-way recommendations for online medical consultation platform[J]. *Journal of Northwest University(Natural Science Edition)*, 2022, 52(5): 784-796.
- [42] ZHOU X K, LI Y, LIANG W. CNN-RNN based intelligent recommendation for online medical pre-diagnosis support [J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2020, 18(3): 912-921.
- [43] PAN Y N, NI X L. Recommending online medical experts with Labeled-LDA model[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2020, 4(4): 34-43.
- [44] MENG Q Q, XIONG H X. Doctor recommendation based on online consultation text information [J]. *Information Science*,

- 2021,39(6):152-160.
- [45] JU C H,ZHANG S Z. Doctor recommendation model based on ontology characteristics and disease text mining perspective[J]. *BioMed Research International*,2021,2021;1-12.
- [46] LIANG P,HU J H,CHIN K S. A comprehensive decision support model for online doctors ranking with interval-valuedneutrosophic numbers[J]. *International Transactions in Operational Research*,2024,31(4):2504-2527.
- [47] WANG M W,LIANG D C,CAO W,et al. Physician recommendation via online and offline social network group decision making with cross-network uncertain trust propagation[J/OL]. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04827-9>.
- [48] WU J,ZHANG G Y,XING Y M,et al. A sentiment analysis driven method based on public and personal preferences with correlated attributes to select online doctors[J]. *Applied Intelligence*,2023,53(16):19093-19114.
- [49] ZHOU X,XIONG H X,XIAO B. A physician recommendation algorithm based on the fusion of label and patient consultation text[J]. *Information Science*,2023,41(3):145-154.
- [50] WANG R J,WANG J M. Research on doctor recommendation of online "ask the doctor" platforms based on the perspective of users recognition[J]. *Library and Information Service*,2023,67(10):128-138.
- [51] ZHANG Y,CHEN M,HUANG D J,et al. iDoctor:Personalized and professionalized medical recommendations based on hybrid matrix factorization[J]. *Future Generation Computer Systems*,2017,66:30-35.
- [52] LI X H,LUO Y,WANG H,et al. Doctor selection based on aspect-based sentiment analysis andneutrosophic TOPSIS method [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*,2023,124:106599.
- [53] SUN R X,HU J H,CHEN X H. Novel single-valuedneutrosophic decision-making approaches based on prospect theory and their applications in physician selection[J]. *Soft Computing*,2019,23:211-225.
- [54] RANI P,MISHRA A R,PARDASANI K R. A novel WASPAS approach for multi-criteria physician selection problem with intuitionistic fuzzy type-2 sets[J]. *Soft Computing*,2020,24:2355-2367.
- [55] ZHAI S S,HU P,PAN Y Z,et al. Scenario-based information recommendation of online medical community based on knowledge graph and disease portrait[J]. *Information Science*,2021,39(5):97-105.
- [56] WANG R J,ZHANG L,WANG J M. Automatic triage of online doctor services based on machine learning[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*,2019,3(9):88-97.
- [57] ZHANG M,SUN B Z,WANG T,et al. Multi-criteria three-way recommendation of heterogeneous information based on rough set and GRA and its application in medical recommendation[J]. *Control and Decision*,2022,37(7):1883-1893.
- [58] GONG J B,CHENG H,WANG L L. Individual doctor recommendation in large networks by constrained optimization[J]. *International Journal of Web Services Research (IJWSR)*,2015,12(4):16-28.
- [59] SANGAIAH A K,REZAEI S,JAVADPOUR A,et al. Explainable AI in big data intelligence of community detection for digitalization e-healthcare services [J]. *Applied Soft Computing*,2023,136:110119.
- [60] YUAN H,DENG W W. Doctor recommendation on healthcare consultation platforms: an integrated framework of knowledge graph and deep learning[J]. *Internet Research*,2022,32(2):454-476.
- [61] MA Y,ZHANG Y,WANG Z H,et al. A personalized recommendation algorithm for intelligent guidance[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*,2018,13(3):352-358.
- [62] SARUCAN A,BAYSAL M E,ENGIN O. A spherical fuzzy TOPSIS method for solving the physician selection problem[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*,2022,42(1):181-194.
- [63] WEN H Q,SONG J,PAN X. Physician recommendation on healthcare appointment platforms considering patient choice[J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*,2019,17(2):886-899.
- [64] PAN X,SONG J,ZHANG F. Dynamic recommendation of physician assortment with patient preference learning [J]. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*,2018,16(1):115-126.
- [65] GONG J B,WANG L L,SUN S T,et al. iBole: a hybrid multi-layer architecture for doctor recommendation in medical social networks[J]. *Journal of Computer Science and Technology*,2015,30:1073-1081.
- [66] TANG X B,GAO H X. Study of the doctor portrait based on feature analysis and label extraction[J]. *Information Science*,2020,38(5):3-10.
- [67] XIA S D,DENG S L,QIAN Q W,et al. Analysis ofonline medical community physician group division and characteristic from perspective of value co-creation[J]. *Journal of Modern Information*,2024,44(2):92-106.
- [68] MENG Q Q,XIONG H X,TONG Z L,et al. Automatic generation of doctor label based on online consultation text information [J]. *Information Science*,2020,38(5):58-64.
- [69] NIE H,WU X Y,LIN Y. Clustering and characterizing depression patients based on online medical records[J]. *Data Analysis and Knowledge Discovery*,2022,6:222-232.
- [70] XU S K,WU W W. Balance recommendation algorithm for medical resources based on semantic [J]. *Computer Engineering*,2015,41(9):74-79.
- [71] REN Z Y,PENG B,SCHLEYER T K,et al. Hybrid collaborative filtering methods for recommending search terms to clinicians[J]. *Journal of Biomedical Informatics*,2021,113:103635.
- [72] MONDAL S,BASU A,MUKHERJEE N. Building a trust-based doctor recommendation system on top of multilayer graph database[J]. *Journal of Biomedical Informatics*,2020,110:15.
- [73] MANI V,THILAGAMANI S. Hybrid filtering-based physician recommender systems using fuzzy analytic hierarchy process and user ratings[J]. *International Journal of Computers Communications & Control*,2023,18(6):1-17.
- [74] WAQAR M,MAJEED N,DAWOOD H,et al. An adaptive doctor-recommender system[J]. *Behaviour & Information Techno-*

- logy,2019,38(9):959-973.
- [75] CHANG W J,ZHANG Q,FU C,et al. A cross-domain recommender system through information transfer for medical diagnosis[J]. *Decision Support Systems*,2021,143:113489.
- [76] WANG G X,LIU H P. Survey of personalized recommendation system[J]. *Computer Engineering and Applications*,2012,4(7):66-76.
- [77] XU H L,WU X,LI X D,et al. Comparison study of Internet recommendation system[J]. *Journal of Software*,2009,20(2):350-362.
- [78] YANG B,ZHAO P F. Review of the art of recommendation algorithms[J]. *Journal of Shanxi University(Natural Science Edition)*,2011,34(3):337-350.
- [79] GRÄBER F,TESCH F,SCHMITT J,et al. A pharmaceutical therapy recommender system enabling shared decision-making [J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*,2022,32:1019-1062.
- [80] WANG J S,ZHANG G M,HU B. A survey of deep learning based recommendation algorithms[J]. *Journal of Nanjing Normal University(Engineering And Technology Edition)*,2018,18(4):33-43.
- [81] ZHOU Y,LEI S Y,ZHANG C. An improved recommendation algorithm for mobile health care system[J]. *Journal of University of Chinese Academy of Sciences*,2017,34(1):112-118.
- [82] CHEN J G,LI K L,RONG H G,et al. A disease diagnosis and treatment recommendation system based on big data mining and cloud computing[J]. *Information Sciences*,2018,435:124-149.
- [83] BURKE R. Knowledge-based recommender systems [J]. *Encyclopedia of Library and Information Systems*,2000,69:175-186.
- [84] KIM J,LEE D,CHUNG K Y. Item recommendation based on context-aware model for personalized u-healthcare service[J]. *Multimedia Tools and Applications*,2014,71:855-872.
- [85] ZHANG D,HU J H. A novel multi-interval-valued fuzzy set model to solve MADM problems[J]. *Expert Systems with Applications*,2024,238:122248.
- [86] LI P F,LU F M,BAO Y X,et al. Drug recommendation method based on medical process mining and patient signs[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*,2020,26(6):1668-1678.
- [87] KUMAR A,AIKENS R C,HOM J,et al. OrderRex clinical user testing:a randomized trial of recommender system decision support on simulated cases[J]. *Journal of the American Medical Informatics Association*,2020,27(12):1850-1859.
- [88] TIAN B,ZHANG Y,CHEN X H,et al. DRGAN: A GAN-based framework for doctor recommendation in Chinese on-line QA communities[C] // *Database Systems for Advanced Applications; DASFAA 2019 International Workshops: BDMS, BDQM, and GDMA, Chiang Mai, Thailand, April 22-25, 2019, Proceedings 24*. Springer International Publishing,2019:444-447.
- [89] ZHENG Z,QIU Z P,XIONG H,et al. DDR: Dialogue based doctor recommendation for online medical service[C] // *Proceedings of the 28th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2022:4592-4600.
- [90] WANG Y,GE S,ZHAO X Y,et al. Doctor specific tag recommendation for online medical record management[C] // *Proceedings of the 29th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. 2023:5150-5161.
- [91] LI Y R,SHI Y L,JIN Y D,et al. A collaborative cross-attention drug recommendation model based on patient and medical relationship representations[C] // *2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine(BIBM)*. IEEE,2023:2036-2039.
- [92] HAN Q W,JI M X,DE TROYA I M R,et al. A hybrid recommender system for patient-doctor matchmaking in primary care [C] // *2018 IEEE 5th International Conference on Data Science and Advanced Analytics(DSAA)*. IEEE,2018:481-490.
- [93] XU Z S,CHEN H Y,HE Y. A recommender system based on hesitant fuzzy linguistic information with MAPPACC approach [J]. *Studies in Informatics and Control*,2020,29(2):145-158.
- [94] LIU M,LIU Z,XIAO L,et al. A study of medical decision recommendation generation and similarity fusion based on CDSS and ChatGPT-4[C] // *2023 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine(BIBM)*. 2023:873-878.
- [95] LIANG P,HU J H,LI B,et al. A group decision making with probability linguistic preference relations based on nonlinear optimization model and fuzzy cooperative games[J]. *Fuzzy Optimization and Decision Making*,2020,19:499-528.
- [96] DU J Z,GAO S Y,CHEN C H. A contextual ranking and selection method for personalized medicine [J]. *Manufacturing & Service Operations Management*,2024,26(1):167-181.



WU Xingli, born in 1994, Ph.D, associate researcher. Her main research interests include intelligent decision-making, data science, preference learning, etc.



ZHANG Haoyue, born in 2000, post-graduate. Her main research interests include intelligent information processing and so on.

(责任编辑:柯颖)