

基于可信评价的医疗社区咨询检索优化算法

曹艳蓉 章韵 李涛 李华康

(南京邮电大学计算机软件学院 南京 210003) (江苏省大数据安全与智能处理实验室 南京 210003)

摘要 随着移动互联网技术和医疗社区平台的普及,越来越多的市民在去医院就诊前会上医疗社区平台进行症状查询或者寻医咨询。医疗社区平台上的商业导向、广告植入乃至无良偏方很容易诱导患者采用不恰当的治疗手段。针对这些信息给综合检索平台的通用医疗信息检索带来了巨大噪声的问题,提出一种基于医疗社区平台信息提供方的可信评价机制。该方法通过分析医疗咨询信息提供者的专业等级、关注领域、信息认可度等社区平台公开数据对一个医疗社区问答集中的多个回答进行排序筛选,解决了医疗社区问答系统中“一问多答”现象给检索系统带来的干扰;同时将新的医疗咨询检索内容进行科室分类,与信息提供方的关注领域进行匹配,从而有效提高了检索系统对医疗社区平台问答数据的检索命中率。

关键词 可信评价,医疗社区,一问多答,科室分类

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.10.028

Online Health Community Searching Method Based on Credible Evaluation

CAO Yan-rong ZHANG Yun LI Tao LI Hua-kang

(Institute of Computer Software, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

(Jiangsu Province Key Lab of Big Data Security and Intelligent Processing, Nanjing 210003, China)

Abstract With the rapid development of mobile Internet technology and online health community (OHC), more and more patients and caregivers would search the health information and seek medical advice before going to hospital. However, there will be plenty of answers for patients and they may be influenced by unrelated advertisements, inaccurate suggestions and unreliable regiments. In order to reduce the noise of unreliable data for sorting algorithm, this paper proposed a new algorithm to optimize the ranking of searching results with some credible information on OHC platforms. The method utilizes the information of every OHC answer provider, including professional knowledge level, focused fields, answer-accepted rate, and so on, to estimate a credible score. For each new question searching, a combined sorting function with the content similarity and credible score for provider is provided to obtain the results ranking. To improve the accuracy in a further step, the category of searching question is given to match the interested area of answer provider. The experiment compares several optimizing factors and their corresponding results, and the results show that this new algorithm can effectively select more accurate answers on OHC platforms.

Keywords Credible evaluation, Online health community, One-question multi-answer, Office classification

1 引言

随着移动互联网技术的发展,快捷便利的移动终端大量普及。与此同时,健康医疗也一直是人们日常关注的重点问题,民众对医疗业内信息和病情咨询的需求逐渐提升,经常通过各种移动互联网社区医疗平台进行寻医问药等在线咨询。研究统计表明,在中文社区平台中,百度知道在线咨询上平均每小时就会新增2000条健康问题,由此可见,医疗咨询在今后将会越来越普及,参与人群也将逐年扩大。数量如此庞大的问答数据为运用自然语言处理技术分析用户的行为意图提

供了充分的研究资源,具有很高的应用价值。

目前,中文医疗咨询平台活跃在各大门户网站,比较代表性的有:百度拇指医生、百度知道、39问医生、好大夫在线等。这些平台主要面向民众提供远程医疗在线咨询、病患沟通、健康咨询、远程分诊等功能。但是现有医疗咨询平台存在着大量冒充医师错误回答、医疗诈骗、错误定症、回答无关等问题。大量错误、不可靠、无关数据信息充斥在现有医疗咨询平台上,对咨询民众产生了误导甚至不可估计的危害。与此同时,由于医疗咨询检索者通常本身不是医学专业人士,对待医学专业术语并不熟悉,因此其通常并不能够正确识别检索

投稿日期:2017-08-21 返修日期:2017-12-11 本文受国家自然科学基金(61502247,11501302,61502243,91646116),中国博士后科学基金(2016M600434),江苏省科技支撑计划(社会发展)项目(BE2016776),江苏省“六大人才高峰”项目(XYDXXJS-CXTD-006),江苏省博士后科研基金(1601128B)资助。

曹艳蓉(1992-),女,硕士生,主要研究方向为智能问答系统,E-mail:775702944@qq.com;**章韵**(1963-),男,博士,教授,主要研究方向为计算机网络、物联网技术,E-mail:zhangyun@njupt.edu.cn(通信作者);**李涛**(1975-),男,博士,教授,主要研究方向为数据挖掘;**李华康**(1982-),男,博士,讲师,主要研究方向为智慧城市、大数据应用。

答案的准确性和有效性。

基于传统文本检索的医疗咨询检索平台由于社区内部生态中存在虚假无关信息等噪声因素,一旦噪声加大将会导致正确的结果被噪声干扰甚至遮盖,以至于咨询者获取的回答无法解决实际问题。因此,本文引入信息提供者的可信属性特征进行加权,排除数据检索时的噪声干扰,优化医疗社区咨询信息检索系统,提高命中率。

本文的主要贡献如下:

1)本文提出了一种基于医疗社区平台信息提供方的可信评价机制,对医疗信息检索系统进行了优化。该机制通过分析医疗咨询信息提供者的专业等级、关注领域、信息认可度等社区平台公开数据,对一个医疗社区问答集中的多个回答进行排序筛选,解决了医疗社区问答系统中“一问多答”现象给检索系统带来的干扰;

2)对新的医疗咨询检索内容进行科室分类,并与信息提供方的关注领域进行匹配,有效提高了检索系统对医疗社区平台问答数据的检索命中率;

3)应用医疗社区咨询数据集进行实验,结果表明,基于可信评价的医疗社区检索优化方案能够提高检索正确结果的命中率,排除噪声干扰。

2 相关工作

医疗信息量的增长,使得检索技术在医疗咨询领域的作用日趋显著^[1],人们期望通过移动端随时随地地获得医疗咨询信息,但是现有信息检索技术并不能很好地反馈高质量且准确有效的信息给咨询者,并且可能传播虚假甚至危及健康的错误信息^[2]。咨询信息提供者为了吸引大量的点击回帖或者传播广告,针对问题提出了许多低质量、高冗余的回答信息。国内外学者针对回答质量低等问题做了诸多研究,比如通过社会网络中的链接分析用户权威度来衡量回答的质量^[3],或者通过提取最佳问答对之间的关系来运用类别推理方法以寻找最佳答案^[4]等。Eskandari 等^[5]将用户的社会行为及活动视为信息特征,通过不同特征的最佳组合来预测最佳答案。此外,Cao 等^[6]提出了利用问题类别信息来提高问题检索性能的新方法。

传统的文本检索方法是计算文本相似度^[7],主要有余弦相似度、TFIDF 算法等。余弦相似度通过计算文本关键词向量夹角的余弦值来判断文本词向量的相似度,夹角越小,代表其越相似。而 TFIDF 算法是一种计算文本中关键词词向量权重的经典算法。郭成伟等^[8]提出了一种基于分段向量模型的 Web 医疗咨询数据检索方法,该方法建立分段向量模型,计算两分段的文本相似度,最终给出检索结果。但是,这些传统检索方法都存在着无法反映文本真实性和准确性的问题。Luo 等^[9]提出了专门针对医疗信息检索的搜索引擎 Med-Search,该引擎能够去除查询中的停用词,并从查询中提取重要的、具有代表性的关键词来精简查询,如此不仅提升了查询速度,还提高了检索结果的质量。Stanton 等^[10]描述了在医疗咨询服务时不了解医疗专业术语^[11]会引发人们的焦虑感,并提出了从自由格式的医疗咨询检索中发现潜在的医疗专业术语的方法。Sun 等^[12]为了解用户的检索意图,通过 5 种模型在句法、语义和语用等语言表达方面对相似问题进行了

界定分析。Yih 等^[13]通过寻找最佳矩阵来最小化投影向量的预选择相似函数(例如余弦)的损失,以高效地处理高维空间中大量的训练样本,提升文本相似度。

3 可信评价排序算法

医疗社区除了包含大量医疗咨询问答数据,还包含大量医疗咨询信息提供者的属性信息,比如医师等级、关注领域、采纳数、信息认可度等数据信息,因此本文结合医疗咨询信息提供者的属性特征,构建咨询提供者的基本信息表,并在此基础上提出基于可信评价的医疗社区咨询的检索优化算法。

3.1 医疗社区问答预处理

由于医疗社区平台的医疗咨询数据来源多样化、复杂化,医疗信息检索者通常不能准确且专业地表述医疗问题,使得医疗咨询数据存在着表述不准确、信息冗余、口语化等问题,因此需要对医疗咨询问答数据进行预处理。数据预处理也是自然语言处理的第一步。本文首先需对问题特征进行提取,通过标点符号对用户输入问题的标题及正文进行分句粒度切分;然后再对分句后的文本进行中文分词,去除信息量低的停用词;最后采用 tf-idf 算法进行词频统计和向量化操作,分别得到标题和文本的特征向量集。

此外,由于医疗社区咨询平台每天都会产生数以亿计的问答信息,并且数据信息比较短,特征小,类别繁多且复杂,用户检索答案时效率低,资源浪费严重,因此需要对医疗咨询检索内容进行科室分类,为后期优化检索算法做准备。本文采用了医疗社区咨询问答知识库,从中提取出已经标签化的问题集合,抽取问题特征,创建训练集,再根据机器学习的思想采用 libsvm 算法模型来构建分类器,利用问题特征抽取出的向量集构建基于文本特征向量空间的 libsvm 自动分类训练集,然后经过分类器训练学习,最终输出科室分类目标标签。

3.2 可信评价模型

医疗社区咨询问答数据库中拥有海量医疗社区咨询问答数据,其中绝大部分的问题都拥有多个回答,即“一问多答”现象,但是这些信息的提供者不仅限于专业医师,还包含大量不懂医疗专业知识的人,因此其中自然存在着大量无用、错误、低质量的回答信息,对医疗社区检索系统构成了噪声干扰。我们虽然无法控制和优化医疗社区内部的生态,但是可以对信息检索系统进行优化。在对医疗社区问答进行预处理后,利用咨询信息提供者的基本信息表,采用可信评价模型,对网络采集的医疗社区问答数据库进行筛选排序,构建精确度高的结构化医疗社区咨询问答知识库。图 1 给出可信评价模型的构建流程。

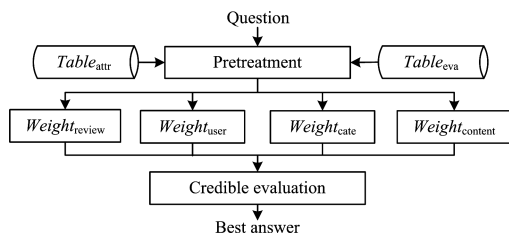


图 1 可信评价模型的构建流程示意图

Fig. 1 Flowchart of credible evaluation model

利用网络爬虫在医疗社区咨询平台站点采集咨询信息提

供者的属性信息,主要包括专业等级(*level*)、关注领域、回答问题数目(a_{num})、提问数(q_{num})、信息认可度(agr_{rate})等,构建咨询信息提供者的基本信息表 $Table_{attr}$ 。采集信息提供者的文本评价信息,主要包括好评数(*good*)、差评数(*bad*)、是否采纳(*rec*)等,构建文本评价信息表 $Table_{eva}$ 。对于每个问题的多回答信息,利用文本特征抽取预处理模块对回答文本进行特征向量化。式(1)针对每个回答,从回答者信息表中提取回答文本的评价信息,计算回答的标签权重 $Weight_{review}$ 。

$$Weight_{review} = \frac{good}{good + bad} + rec \quad (1)$$

结合信息提供者的个人属性信息,计算得到式(2)所示的信息提供者的基本信息权重 $Weight_{user}$ ：

$$Weight_{user} = \lambda_1 * \frac{level}{20 * (\max_{level})} + \lambda_2 * \frac{a_{num}}{q_{num} + a_{num}} + \lambda_3 * \frac{good}{good + bad} + \lambda_4 * agr_{rate} \quad (2)$$

根据检索问题的科室分类和信息提供者的关注领域计算关注类目的权重 $Weight_{cate}$,然后计算式(3)所示的回答文本信息的权重 $Weight_{content}$ 。

$$Weight_{content} = \phi * Sim(q_{content}, a_{content}) * \frac{1}{1 + e^{-len}(q_{content})} \quad (3)$$

最后针对答案进行可信评价调权求和排序,并采用倒序算法筛选出最佳答案,再利用最佳答案对来构建结构化医疗社区咨询问答知识库。针对每个咨询信息提供者回答的调权求和函数如式(4)所示：

$$Weight_q = \mu_1 * Weight_{content} + \mu_2 * Weight_{user} + \mu_3 * Weight_{review} + \mu_4 * Weight_{cate} \quad (4)$$

3.3 可信加权查询

本节将预处理后得到的文本特征与医疗社区咨询问答知识库进行匹配检索,最终输出问题的答案。但是普通的顺序检索过于消耗内存,对海量文件的检索速度非常缓慢且低效,并不适合本文提出的迅速高效的检索方法。因此,本文通过医疗咨询知识库优化方案来构建结构化的医疗社区咨询问答知识库,对问题和文本建立结构化索引,然后利用问题特征查询模块对系统用户输入问题得到的特征向量与医疗社区咨询问答知识库中的问题答案对进行文本相似度匹配,获得文本匹配相似度 $Sim_{content}$;与此同时,为了提升问题被回答的正确性,3.1节中的分类方法对新的咨询检索内容进行科室分类,将得到的分类结果与信息提供方的关注领域进行匹配,获得类目匹配相似度 Sim_{cate} ,当提问科室分类结果与检索信息提供方的关注领域一致时假设 $Sim_{cate} = 1$,不一致时假设 $Sim_{cate} = 0$ 。最后对二者进行可信加权求和,得到最终的查询筛选问题相似度 Sim ,如式(5)所示：

$$Sim = \alpha * Sim_{content} + \beta * Sim_{cate}, \alpha + \beta = 1 \quad (5)$$

最后获取问题相似度 Sim 最高的问题答案,将其作为最佳答案反馈给用户。

4 实验结果与分析

实验收集的数据集 D 是利用网络爬虫采集的百度知道社区中关于医疗健康的咨询问答数据,以此构建医疗社区咨询问答知识库。目前知识库中的问题数为 28 万条,去重后大约有 20 万条,类型多样,经统计,数据集中存在“一问多答”

情况的比重约为 60%。由于医疗社区咨询知识库中的问题数量庞大,无法对其进行逐一检验,因此本次在数据库 D 中随机抽取 500 条包含“一问多答”情况的医疗咨询数据 R 作为实验对象,其中涵盖健康、医疗、外科、儿科、内科、精神等多个医疗咨询领域。

4.1 可信评价模型分析

首先针对 R 中的 500 对医疗咨询问答对人工标注出每个问题的最佳优选答案,其中标注标准主要包括:回答是否与问题提出的内容相关,是否解决了用户提出的问题,是否具有针对性,用语是否规范等。然后分别采用传统文本匹配模型中的余弦相似匹配、编辑距离算法以及在文本匹配模型基础上添加本文提出的可信评价模型的方法,来优化医疗社区咨询问答知识库,最后将生成的社区知识库的最佳问答结果与人工标注的标准集进行比较分析。

实验采用最佳回答平均准确率 AR (Accuracy Rate)来衡量对知识库的优化结果,即知识库中筛选出的正确答案的测试问句数 $right$ 与总测试问句回答数 sum 的比值,如式(6)所示：

$$AR = \frac{\sum right}{sum} \times 100\% \quad (6)$$

不同模型优化社区医疗咨询知识率的测试结果如图 2 所示。

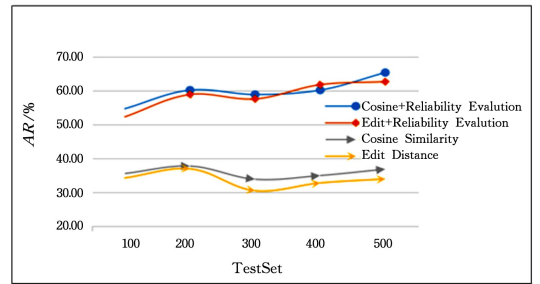


图 2 不同模型优化社区医疗咨询知识库的测试结果

FIG. 2 Test results on health community consultation knowledge database of different models

由图 2 可知,在传统文本匹配算法的基础上引入咨询信息提供者属性特征可以有效提高医疗社区咨询知识库中结果检索的平均准确率;此外,余弦相似度、编辑距离等文本匹配算法的模型匹配效果相差不大,且余弦相似度表现相对稳定,因此本文中的实验统一采用余弦相似度作为文本匹配算法,并在此基础上引入医疗咨询信息提供者的可信特征属性作为本文的可信评价模型,以验证分析检索优化策略的准确性和可行性。

4.2 检索排序算法的优化对比

实验从数据集 D 中随机产生 10 条问题作为咨询问题,针对每个问题分别采用传统的基于余弦相似度的纯文本匹配检索策略和本文提出的基于可信评价的优化检索排序优化策略,比较不同策略检索返回 Top10 结果的最佳答案命中率 HR (Hit Rate),即筛选出的正确答案的回答数 p 与最佳返回回答数 q 的比值,如式(7)所示：

$$HR = \frac{p}{q} \times 100\% \quad (7)$$

HR 越高,表示检索结果越好,反之亦然。表 1 和表 2 列出了一条医疗咨询检索排序方法的对比案例。图 3 给出了随

机选择 10 个问题返回 Top10 结果的命中率情况,其中 records 表示咨询问题记录数。

表 1 余弦相似度文本匹配方法提问“为什么有人总是容易感冒?”的案例结果

Table 1 Result of the question “Why are some people always susceptible to cold?” based on cosine similarity text matching method

Top10 回答结果	相似度/%	是否命中 (√表示命中)
1. 体质较差的人群,其免疫能力比较弱,在面对病毒入侵时,无法有效杀死病菌,从而无力对抗感冒,容易被感染	95.6	√
2. 抵抗力差	95.1	√
3. 平时多锻炼	94.7	
4. 因为身体的关系,可选购 * 牌灵芝口服液	88.3	
5. 女的可以吃点 VC,男的可以吃点大蒜素	86.2	
6. 没有休息好,注意休息	82.8	
7. 多喝水,建议 * * 健康饮品	74.2	
8. 分情况看:1)是不是受凉引起的;2)是不是上火引起的	71.0	√
9. 我也不知道	69.4	
10. 抵抗力比较低,除了加强锻炼还需要补充一些增强免疫力的东西	62.6	√
命中率/%		40

表 2 基于可信评价方法提问“为什么有人总是容易感冒?”的案例结果

Table 2 Result of question “Why are some people always susceptible to cold?” based on reliability evaluation method

Top10 回答结果	相似度/%	是否命中 (√表示命中)
1. 体质较差的人群,其免疫能力比较弱,在面对病毒入侵时,无法有效杀死病菌,无力对抗感冒,容易被感染	98.3	√
2. 抵抗力比较低,除了加强锻炼还需要补充一些增强免疫力的东西	98.2	√
3. 经常感冒可能是因为身体抵抗力弱,加上天气干燥引起的。一般人感冒会浑身无力,引发鼻塞或者鼻炎,可以买点甘蔗加柠檬煮水,热热地喝下去会有效果。	96.4	√
4. 自身免疫力差引起的,次数多可以去医院就诊	96.1	√
5. 分情况看:1)是不是受凉引起的;2)是不是上火引起的	95.3	√
6. 自己不照顾好自己	93.6	
7. 抵抗力差	93.0	√
8. 因为身体的原因	92.8	
9. 感冒的学名是急性上呼吸道感染,是人体在抵抗力下降时,感冒病毒侵入人体呼吸道引起感染所致的一种常见疾病	91.6	√
10. 吃点苹果,用罗汉果+胖大海(上火加金银花、菊花)加冰糖泡茶喝	88.5	
命中率/%		70

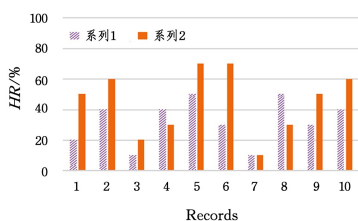


图 3 返回 Top10 时的命中情况

Fig. 3 Hit rate when returning Top10

从图 3 中可以看出,本文提出的基于可信评价的检索排

序优化算法可以通过筛选顺序提高正确回答的命中率,排除了不相关的干扰项,提升了系统筛选的性能。

本文在提出基于可信评价的检索排序基础上,排除“一问多答”情况对信息检索系统造成的干扰,同时还对新医疗咨询检索内容进行科室分类,之后将该分类内容与信息提供方的关注领域进行匹配,最后进行可信加权后得到最佳答案。图 4 给出了引入类目匹配相似度后的检索策略 M_3 与传统文本余弦相似度匹配 M_1 及基于咨询信息提供者属性检索策略 M_2 的对比情况。由图 4 可知,添加类目匹配模块后,检索答案的命中率再次提升,返回给咨询用户的回答质量得以提升。但是也存在增加类目匹配模块后命中率降低的情况,这种情况可能是由知识库数据量小和分类类别不够细致导致的,后期可以调整优化算法的分段权重因子并改善数据库中不同类别的数据量,以增强数据支撑力,详情请见 4.3 节。

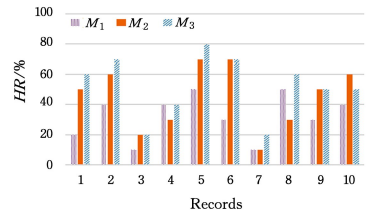


图 4 不同检索策略的对比情况

Fig. 4 Comparison of different searching strategies

4.3 优化影响因子

1) 咨询信息提供者的属性特征因子优化

经调研,咨询信息提供者的信息认可度 agr_{rate} 和好评数 $good$ 对筛选正确答案的影响大于专业等级 $level$ 、回答题数目 a_{num} 、提问数 q_{num} 3 个特征。对比不同信息提供者的属性权重因子对 HR 命中率的影响,设置权重时作出如下假设:

$$S_1: \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda_3 = \lambda_4 = 0.25$$

$$S_2: \lambda_1 = 0.2, \lambda_2 = 0.2, \lambda_3 = 0.3, \lambda_4 = 0.3$$

实验结果如图 5 所示。从图 5 中可以看出,权重值的细微调整对检索 HR 命中率的影响较小,但是 S_2 的权重分配方案在绝大多数情况下的命中率比 S_1 高,因此从长远考虑,咨询信息提供者的属性特征中的信息认可度 agr_{rate} 和好评数 $good$ 越高, HR 命中率相对就越高。

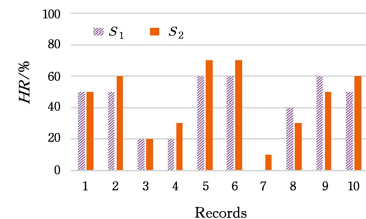


图 5 咨询信息提供者的属性权重对准确率的影响

Fig. 5 Accuracy comparison between different attribute weights of consulting information provider

2) 类目权重因子优化

在最终的检索结果中,本文提出通过结合类目匹配相似度和文本匹配相似度进行可信分段加权。经调研可知 $Sim_{content}$ 对检索结果的贡献大于 Sim_{cate} ,对比不同权重因子对 HR 命中率的影响,设置权重时作出如下假设:

$$T_1: \alpha = 0.8, \beta = 0.2$$

$$T_2: \alpha = 0.6, \beta = 0.4$$

对随机抽样的 500 条测试数据和 1000 条测试数据进行比对,实验结果如图 6 和图 7 所示。

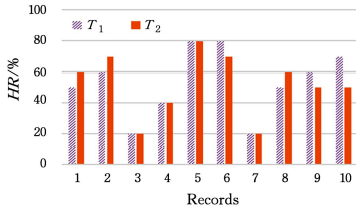


图 6 500 条测试集类目匹配权重对准确率的影响

Fig. 6 Accuracy comparison between different category matching weights of 500 test sets

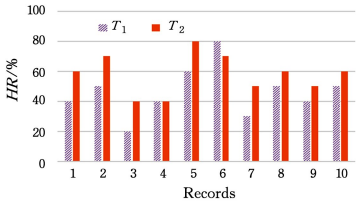


图 7 1000 条测试集类目匹配权重对准确率的影响

Fig. 7 Accuracy comparison between different category matching weights of 1000 test sets

从图 6 和图 7 可以看出,权重值的细微调整对 HR 命中率的影响较小,但是随着医疗咨询数据库数量的增加,类目匹配相似度 Sim_{cate} 对检索结果的准确率的影响也将增大,因此本文提出在基于信息提供者可信属性特征的文本匹配基础上添加类目匹配是合理且有效的,能够提高检索的正确率,排除数据冗余等噪声的影响。在医疗社区咨询问答数据量加大时,可以适量提高分段类目匹配权重因子,提高检索的平均准确率。

结束语 本文根据当前医疗社区咨询数据的特点,提出一种基于可信评价的检索优化算法模型,优化医疗咨询领域的信息检索系统。利用医疗咨询信息提供者的属性特征构造医疗社区咨询信息知识库,解决了“一问多答”现象给系统带来的干扰和噪声。同时,对新的医疗咨询检索内容进行科室分类,并将分类内容与信息提供方的关注领域进行匹配,最终通过计算可信加权的相似度产生更加精确的检索答案。实验结果验证了本文所提优化算法可以提升医疗社区信息检索的命中率和准确率。今后将继续完善与提升本文提出的检索优化算法,主要工作是优化可信权重分配方案并进一步提升检索回答的准确性。

参考文献

[1] HANBURY A. Medical information retrieval: an instance of domain-specific search[C]//International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2012: 1191-1192.

[2] KANTHAWALA S, VERMEESCH A, GIVEN B, et al. Answers to Health Questions: Internet Search Results Versus Online Health Community Responses[J]. Journal of Medical Internet

Research, 2016, 18(4): e95.

- [3] FAN Q Q, FANG Y. Research and analysis of semantic retrieval technology for health question and answer community[J]. Electronic Technology & Software Engineering, 2017(2): 202-204. (in Chinese)
- 范桥青, 方钰. 面向健康问答社区的语义检索技术研究与分析[J]. 电子技术与软件工程, 2017(2): 202-204.
- [4] XU K, REDDY S, FENG Y, et al. Question answering on free-base via relation extraction and textual evidence[C]// Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2016: 2326-2336.
- [5] ESKANDARI F, SHAYESTEHMANESH H, HASHEMI S. Predicting best answer using sentiment analysis in community question answering systems[C]// Signal Processing and Intelligent Systems Conference (SPIS) 2015. Tehran: IEEE, 2015: 53-57.
- [6] CAO X, CONG G, CUI B, et al. Approaches to exploring category information for question retrieval in community question-answer archives[J]. ACM Transactions on Information Systems (TOIS), 2012, 30(2): 1-38.
- [7] WU Y Z, ZHAO J, DUAN X Y, et al. Research on Question Answering & Evaluation: A Survey[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2005, 19(3): 2-14. (in Chinese)
- 吴友政, 赵军, 段湘煜, 等. 问答式检索技术及评测研究综述[J]. 中文信息学报, 2005, 19(3): 2-14.
- [8] GUO C W, DING X W. Retrieval of Web Medical Consultation Data based on Segmented Vector Model[J]. Intelligent Computer and Applications, 2015, 5(1): 9-13 (in Chinese).
- 郭成伟, 丁祥武. 基于分段向量模型的 Web 医疗咨询数据检索[J]. 智能计算机与应用, 2015, 5(1): 9-13.
- [9] LUO G, TANG C, YANG H, et al. MedSearch: a specialized search engine for medical information retrieval[C]// Proceedings of the 17th ACM Conferent on Information and Knowledge Management. California: 2008: 143-152.
- [10] STANTON I, IEONG S, MISHRA N. Circumlocution in diagnostic medical queries[C]// Proceedings of the 37th International ACM SIGIR Conference on Research & Development in Information Retrieval. Gold Coast, Queensland: ACM, 2014: 133-142.
- [11] SOLDAINI L, YATES A, YOM-TOV E, et al. Enhancing web search in the medical domain via query clarification[J]. Information Retrieval Journal, 2016, 19(1/2): 149-173.
- [12] SUN Y, WANG X, LIU S, et al. A retrieval model for question in community question answering system[C]// 2012 IEEE 2nd International Conference on Cloud Computing and Intelligent Systems (CCIS). IEEE, 2012: 1534-1539.
- [13] YIH W, TOUTANOVA K, PLATT J C, et al. Learning discriminative projections for text similarity measures[C]// Proceedings of the Fifteenth Conference on Computational Natural Language Learning. Association for Computational Linguistics. Portland, Oregon: ACM, 2011: 247-256.