

# 基于主题模型和情感分析的话题交互数据观点对抗性分析<sup>\*</sup>

徐红霞 于倩倩 钱力

(中国科学院文献情报中心 北京 100190)

(中国科学院大学经济与管理学院图书情报与档案管理系 北京 100190)

**摘要:**【目的】研究面向开放网络社区话题交互数据的对抗性观点挖掘方法。【方法】构建基于情感分析和主题模型的观点情感对抗性挖掘模型。通过该模型,考虑知乎社区、话题、交互数据等特征,加入交互数据筛选和关键词筛选,以知乎 AlphaGo 话题为例进行实证研究。【结果】本文方法可有效挖掘观点及其情感对抗性。研究发现在 AlphaGo 话题讨论中,“挺 AlphaGo”和“反 AlphaGo”的对抗性显著。“挺 AlphaGo”的主要表现有 人类智慧、比赛、能力,“反 AlphaGo”的主要表现有 AI 产品及其产品、理解能力。【局限】仅针对 AlphaGo 主题进行实证分析,在模型泛化性验证上有待提高。【结论】本文方法具有可操作性和可解释性,可挖掘交互数据潜在的对抗性信息,从而使观点挖掘的结果更具针对性,为情报分析、观点挖掘提供借鉴。

**关键词:** 观点挖掘 情感分析 对抗性分析

**分类号:** TP391

**DOI:** 10.11925/infotech.2096-3467.2018.1362

**引用本文:** 徐红霞,于倩倩,钱力.基于主题模型和情感分析的话题交互数据观点对抗性分析[J].数据分析与知识发现,2020,4(7):110-117.(Xu Hongxia, Yu Qianqian, Qian Li. Studying Content Interaction Data with Topic Model and Sentiment Analysis[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2020, 4(7): 110-117.)

## 1 引言

在开放网络环境下,知识产生、传播、利用形态正经历新的变革,科技群体能力的挖掘和利用方兴未艾。开放网络环境下的话题,尤其是科技话题,是不同用户基于开放网络知识资源及个人智慧生成的前沿科技问题,通过其他用户回答与反馈促进群体交流和知识传递。这种问答交互方式能够有效激发群体智慧,产生的交互数据隐含科技群体的潜在思想和重要观点。对话题交互数据中的重要思想观点尤其是对抗性观点进行挖掘分析,不仅能够厘清科技群体所持的立场、态度,明确话题争论的胶着点,还有可能是发现创新思想和观点的重要方式。同

时,有助于情报人员及决策者快速梳理和获取隐含在大量信息中的重要观点和情报知识。

话题交互数据包括话题评论相关数据,如话题回答、话题回答者、话题点赞量等。随着 Web2.0 的广泛应用,话题交互数据已成为信息获取和分享的一种重要途径。其中,交互数据中用户贡献的问题及回答成为互联网上的巨大信息财富,具有极高利用价值。从现有研究成果看,这些信息已被用于专家发现<sup>[1]</sup>、问答质量评价<sup>[2-4]</sup>等研究中,而从此类网站中进行观点对抗性分析是值得研究的新问题。观点对抗性分析指对话题积极倾向观点和消极倾向观点中的对抗性方面进行分析,其方法是将观点挖掘与对抗性分析技术方法相结合,其结果是科技群体对

通讯作者:于倩倩,ORCID:0000-0001-8777-1171,E-mail:yuqianqian@mail.las.ac.cn。

<sup>\*</sup>本文系国防科技创新特区项目“基于创新构想话题交互数据的问题求解”(项目编号:JK1702-3)和中国科学院文献情报中心青年人才领域前沿项目“基于深度学习的名称规范方法研究”(项目编号:G180171001)的研究成果之一。

某一话题所持的观点及观点不同表现方面。

基于此,笔者提出基于情感分析和主题模型的观点对抗性分析方法,并全面研究面向交互数据特点的观点对抗性分析流程。情感分析指将与某一话题相关的信息进行归纳整理,自动分析非结构化文本的情感倾向。主题模型则能自动分析非结构化文本所包含的观点。为验证该方法的可操作性及可解释性,以知乎交互数据为例进行实证分析。“知乎”是目前互联网最受欢迎的知识型交互社区之一,最大程度地调动了用户力量剔除劣质问题及回答,筛选得到优质内容,为观点对抗性分析提供了强有力的支持,使分析结果具有更高的可信度与说服力。

## 2 相关研究

观点挖掘最早于 1997 年由 Hatzivassiloglou 等<sup>[5]</sup>提出,现已取得了丰硕的成果。观点挖掘包含很多内容,如主客观分析、情感分析、主题词抽取等。情感分析是数据观点中的一个重要维度,本文的观点挖掘即建立在情感维度上。情感分析的方法可分为三种:基于情感词典的方法、机器学习方法和深度学习方法。利用情感词典判定句子情感是最简单的方法,句子的情感为句子中所包含词的情感求和总分,该方法只需一个情感词典,简单快捷,但在判断句子情感时,未考虑句子上下文信息,情感判断准确率不高,适应性较差。机器学习和深度学习方法是将文本转换为向量空间表示,通过分类模型预测数据情感类型,可移植性强,是目前广泛采用的技术方法。面向交互数据的情感分析研究主要集中在回答质量

排序,程亚男等<sup>[6]</sup>、姜雯等<sup>[7]</sup>、刘渊杰<sup>[8]</sup>将问答数据的情感倾向特征加入到回答排序中,便于对回答整理归类,更清楚地呈现大量回答数据。

主题模型广泛应用于文本处理,是一种非监督方法,能够计算得到文档主题分布以及主题词分布。隐含狄利克雷分布 (Latent Dirichlet Allocation, LDA) 是最重要的主题模型之一,在国内外研究中的应用已相当广泛和成熟,此处不再赘述。在面向交互数据的主题建模中,邹杰<sup>[9]</sup>以 Stack Overflow 问答网站为例,研究结合 LDA 主题模型等技术挖掘文本中深层次隐含语义的方法。战学刚等<sup>[10]</sup>提出面向社会化问答网站的基于 LDA 主题模型的话题抽取算法,在语义层面上找到最符合的话题集合。倪兴良<sup>[11]</sup>提出面向问答系统基于主题的用户兴趣度模型,从而向用户推荐感兴趣的主题内容。

## 3 基于主题模型和情感分析的观点对抗性分析方法

对抗性观点通常由观点及观点对抗性方面构成,笔者认为积极倾向文本和消极倾向文本存在观点的对抗性,对积极倾向文本和消极倾向文本的主题进行分析,可以发现同一主题下具有对抗性的观点内容。对抗性观点分析要求观点清晰明了、内聚性高、耦合度低,同时观点方面需要足够具体并具有一定概括性。从对抗性的角度,在海量信息中进行观点挖掘,能够反映出不同类型观点更深入细致的对比性知识。本文采用主题模型挖掘观点,采用情感分析挖掘观点对抗性。技术流程如图 1 所示。

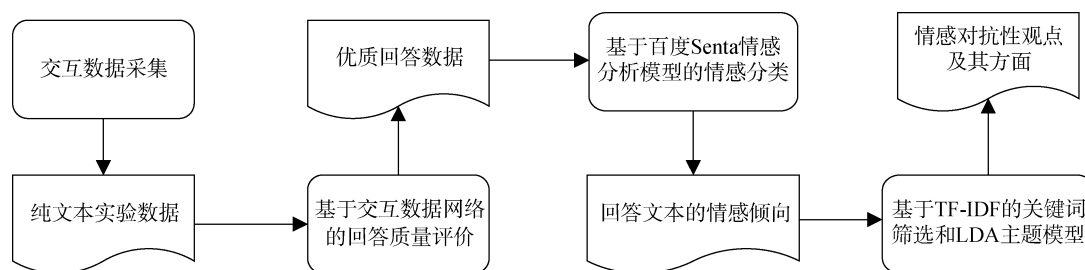


图 1 技术流程

Fig.1 Technical Process

本文技术模块主要包括 4 个部分,分别是交互数据采集、基于交互数据网络的回答质量评价、基于

百度 Senta 情感分析模型的情感分类、基于 TF-IDF 的关键词筛选和 LDA 主题模型。交互数据采集为

观点对抗性分析的数据基础,该模块通过编写网络爬虫程序采集数据。与其他网络数据相比,采集得到的交互数据具有独特性:其一,交互数据,特别是本文针对的科技类交互数据,规范性较高,噪声较少,据此分析的结论也更能代表科技群体的观点;其二,交互数据具有更多描述数据项,如关联的问题、关联的作者、回答支持数等,这些除纯文本数据外的其他数据项为筛选高质量交互数据提供了可行性,即为基于交互数据网络的回答质量评价模块提供了较强的数据支撑。

### 3.1 基于交互数据网络的回答质量评价算法

在大量的交互数据中,存在着一些不相关或相关性较低的回答。如何过滤掉这些回答,得到质量较高的回答文本是需要考虑的问题。对知乎社区知识传播路径的分析发现,与回答相关的对象包括问题、作者(参与回答的用户)、用户,4者可构成以回答为中心的网络结构,如图2所示。作者与回答为1:n的关系,一个作者可以有多个回答;用户与回答是n:1的关系,一个回答可以获得多个用户点赞;回答与问题是n:1的关系,一个问题可以有若干个回答。

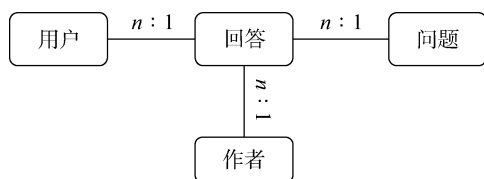


图2 交互数据网络

Fig.2 Interactive Data Network

笔者认为可以将作者权威度、回答支持度作为回答质量评价的指标,通过对二者权重求和,得到回答质量值。作者权威度是对作者回答问题的积极性及参与热度问题回答情况的评价,回答越积极、参与热度问题越多,权威度越高。回答支持度通过该回答所获的点赞量进行评价,点赞量越高,回答支持度越高。对作者权威度的计算,主要借鉴信息检索中Hits算法<sup>[12]</sup>迭代计算。

Hits算法通过挖掘Web链接结构,分析Web间的链接关系找出Web集合中的Authorities和Hubs。Authorities是公认的权威页面,Hubs指提供权威页面的链接集合的中心页面,二者是相互促进的关系,

这种关系可用于Authorities页面发现。Hits算法即根据这种关系,通过迭代计算出每个网页的权威值。在权威作者发现中,权威作者与问题也存在这种关系,因此,权威作者发现算法可通过迭代计算得到每个作者的权威值和每个问题的中心值,具体主要可分为以下三步。

(1)初始化作者权威值、问题中心值为1,然后进行权威值、中心值计算,权威值为作者所回答问题的中心值求和,中心值为回答问题的所有作者权威度求和。

(2)对所有中心值、权威值进行标准化处理,将所有权威值、中心值都除以相应最高值进行标准化。

(3)按照上述方式迭代计算,直到中心值和权威值均收敛。

对于回答支持度,为最小化问题难度的影响,采用相对点赞率,即该回答点赞数除以该问题下所有回答的最高点赞数。

### 3.2 情感分类与主题模型

情感分类能够分析交互数据句子的情感状态,模型输出为积极倾向和消极倾向句子集,这两类数据呈现对抗性。主题模型能够发现句子数据集中蕴含的潜在语义关系,可用于探究对抗性具体表现方面。

#### (1) 基于百度Senta情感分析模型的情感分类

情感分类属于文本分类范畴,在文本分类技术方法中,虽然已经有很多学者提出无监督或半监督的学习方法<sup>[13-14]</sup>,但大部分工作还是围绕监督学习技术展开。情感分类技术的核心难点在于两部分:其一,情感是一种高级智能行为,模型需在语义层面分析文本的情感倾向;其二,人类的情感表达方式纷繁复杂,对训练语料有较高的要求。百度于2018年7月开源了其基于语义和大数据的情感分类系统Senta,采用深度学习技术,具体而言,该平台使用基于Bi-LSTM的情感分类模型,在百度的开源深度学习框架PaddlePaddle上实现;此外,Senta的情感分类模型依托了海量的优质标注数据,训练语料丰富。Senta在百度自建数据集上分类准确率为90%。综上,笔者采用百度Senta情感分析模型对交互数据进行情感分类。

#### (2) 基于TF-IDF的关键词筛选和主题模型

对筛选后的回答数据进行情感分析后,通过主



题模型挖掘不同情感倾向的主题分布。由于网络交互数据中包含大量噪声词,如“我”、“觉着”等,因此在进行主题挖掘之前,需进行优质关键词的筛选。关键词筛选主要包括两部分:通过停用词词典去除停用词;分词后计算单词的词频-逆文档频率(Term Frequency-Inverse Document Frequency, TF-IDF),选择合适的阈值进行筛选。将优质关键词作为主题模型的输入,能得到更优的主题。本文选用 LDA 模型作为主题模型,其输入为文档-词集合,输出为主题分布和主题词分布。它是一种概率分布模型,将文档看作所有主题的混合概率分布,将主题看作所有单词的概率分布。

## 4 基于主题模型和情感分析的对抗性观点挖掘

### 4.1 对抗性观点挖掘实验结果

为测试上述方案在对抗性观点挖掘中的可行性与有效性,笔者选取知乎中的 AlphaGo 话题交互数据进行观点对抗性分析。

#### (1) 数据采集

编写网络爬虫程序,共采集交互数据 4 758 条,每条数据包括数据 ID、回答 ID、问题 ID、作者 ID、作者名、点赞数、文本 7 个数据项,部分采集数据如表 1 所示。

表 1 知乎交互数据(部分)

Table 1 Zhihu Interactive Data (Partial)

数据 ID	回答 ID	问题 ID	作者 ID	作者名	点赞数	文本
1	104384323	41191131	3e9800f109ea6110a 47c1a62aa9a7544	bai-xiao-tian-10-28	20	……柯洁,18岁三冠,现役世界第一。阿法狗,最强围棋人工智能,4-1战胜李世石……
2	104753993	41191131	078611a0e7dda640 9f09bb8022a0d2f0	Dtcj	23	……阿法狗打算靠什么下赢柯洁?……传统的对弈机器人是根据“一步棋子带来的所有的可能性”来布局的……
...	...	...	...	...	...	...
300	174316878	60279568	5503adb1d7ff5d58f 0a76c80cce0e9c4	liang-yi-cong	756	比柯洁逼出更好的 alphago 更令人惊喜的是,alphago 逼出了更好的柯洁……
...	...	...	...	...	...	...
4758	90009325	41171543	51fbc88fa0fa89f561 c02d168f936601	liao-feng-95	0	我不认为阿尔法是真正意义上的人工智能。它只是一台按照既定规则做事并且计算能力惊人的电脑……

#### (2) 数据筛选

根据交互数据网络计算作者权威度,与回答支持度加权求和,得到每条交互数据的质量,基于质量排序筛选得到 3 784 条优质回答。最低作者权威度为 0.2,最低回答支持度为 0,最低质量值为 0.2,质量值为 0.2 的共有 832 条。

#### (3) 情感分类

首先,配置 PaddlePaddle 环境,调用 paddlehub 中的 senta\_bilstm 模型,以知乎交互数据为输入,调用 sentiment\_classify 情感分类函数,得到文本情感类型。最终获得 2 217 条消极倾向交互数据,占比约为 58.6%;1 567 条积极倾向交互数据,占比约为 41.4%。

#### (4) 关键词筛选和主题分析

笔者整合网络常用的停用词典,并进行补充,构建包含 1 893 个词的停用词典。AlphaGo 是人工智能最具代表性的产品之一,而人工智能发展迅速,词

汇更新速度快,因此,为提升分词准确率,笔者构建人工智能专业词典(2 028 个词),包括最小二乘法、专家系统、启发式推理等词。将专业词典作为外部词典,并加入停用词词典,调用 jieba 中文分词工具,得到文档-词集合。对分词集合计算 TF-IDF,并据此对文本的关键词进行筛选。调用 Gensim 库中 models 模块的 LdaModel 方法,将筛选后的文档-词集合作为模型输入,调整参数,迭代次数为 2 000 次,epoch 为 1 000 次,主题数量为 3,最终得到较优的主题分布及主题词分布。以该主题分布和词分布作为 PyLDAvis 可视化工具的输入,得到 LDA 的主题可视化结果,如图 3 和图 4 所示。可以看到,主题分布不存在重叠现象,属于较优的主题分布。

### 4.2 结果分析与讨论

对消极文本和积极文本进行主题分析,进而得到主题分布与词分布。笔者据此对两类的主题关键

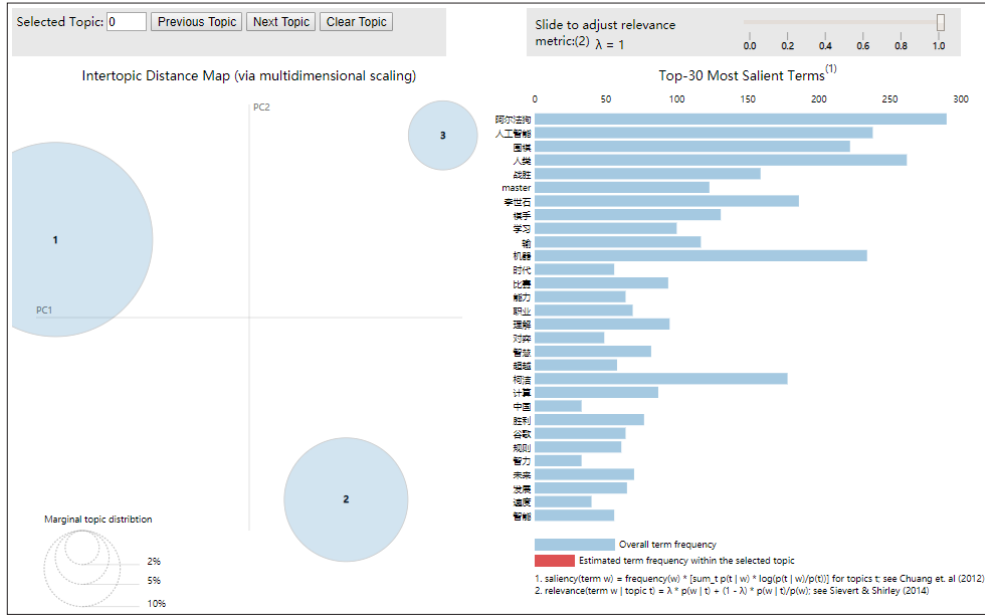


图3 积极文本主题分布可视化

Fig.3 Topic Distribution Visualization on Positive Text

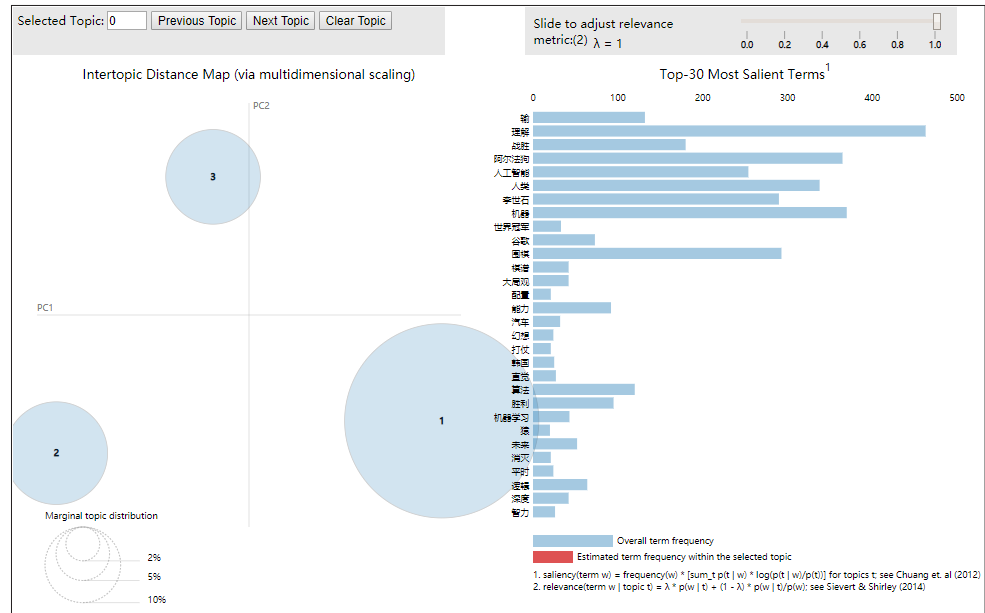


图4 消极文本主题分布可视化

Fig.4 Topic Distribution Visualization on Negative Text

词进行整理,结果如表2所示。其中主题一、主题二、主题三分别对应图3和图4中的 Topic1、Topic2、Topic3。

在数量方面,积极倾向(1 567条)相比消极倾向(2 217条)略逊一筹;在主题规模方面,两者的主题

一规模远大于主题二和主题三;在主题内容方面,两者的主题涉及到 AlphaGo、人类、人工智能、围棋、棋手、输赢等众多方面,进而引申出不同的观点倾向。总体而言,“挺 AlphaGo”和“反 AlphaGo”呈胶着状态,双方各抒己见,对抗性显著,未出现压倒性态势。

表 2 观点对抗性表  
Table 2 Adversarial Opinion

倾向分类	主题一	主题二	主题三
积极倾向	AlphaGo、人类、机器、人工智能、围棋、柯洁、李世石、master、棋手、战胜、算法、学习、期待、科技、强大	人工智能、AlphaGo、人类、战胜、机器、围棋、输、李世石、柯洁、算法、理解、智慧、关注、见证、时代	AlphaGo、人类、围棋、人工智能、李世石、master、战胜、机器、棋手、柯洁、比赛、工具、超越、未来
消极倾向	理解、机器、AlphaGo、人类、围棋、李世石、人工智能、计算、棋手、经验、规则、局限性、打劫、判断、自我意识	输、人类、人工智能、李世石、AlphaGo、机器、战胜、围棋、理解、能力、谷歌、可怕、消灭、未来、统治	理解、AlphaGo、人类、机器、围棋、战胜、李世石、人工智能、算法、直觉、能力、大局观、逻辑、思维、人脑

结合表 2 中的关键词分布和回答文本,笔者对双方所持的对抗性观点进行概括总结。

(1)就 AlphaGo 在围棋比赛中的胜利而言,积极倾向用户认为 AlphaGo、master 在比赛中的胜利,代表着机器学习研究者又攻克了一个难题,代表着人类科技的进步。消极倾向用户则认为 AlphaGo 吸收了人类几千年的围棋经验,才得以成功。即没有人类经验的积累,就没有现在的人工智能产品。

(2)对于人工智能与人类的关系,积极倾向用户认为 AlphaGo 是人工智能历史上里程碑式的发展,表达出有幸成为见证者的想法。人类在经过数百万年进化后,终于接触到关于智能的“奥秘”(深度学习),可以看到智慧本身的伟大和人类的潜能。消极倾向用户认为机器在人类几千年来引以为傲的围棋对弈中获胜,让人类感觉到可怕,担心人类未来会被机器统治,甚至表达出想要消灭谷歌公司、消灭人工智能的想法。

(3)对于人工智能的发展,积极倾向用户认为机器计算速度会越来越快,学习能力会越来越强,数据处理量会越来越多。在大数据+机器学习+大规模并行计算的时代,将会出现无数的商机和产品,能够在预测、分析、推荐等方面,产生巨大的商业和用户价值。消极倾向用户认为机器的计算仅是数学性、机械性的,人类的直觉、大局观、逻辑思维、理解能力、判断能力等,机器难以模仿和拥有。

(4)对比赛后棋手与围棋的发展,积极倾向用户认为因为人机大战广为人知,会吸引更多的人参与到围棋学习中,围棋会得到越来越多人的关注。消极倾向用户认为李世石、柯洁等职业棋手的失利,会让围棋学习者变得迷茫,没有信心。

综上,积极倾向用户和消极倾向用户对

AlphaGo 的胜利、人工智能与人类的关系、人工智能的发展、赛后棋手与围棋的发展等方面观点迥异,对抗性显著。本文认为,人工智能产品能够比人类更优秀地完成很多任务,它的很多能力是人类无法比拟的。例如,在重复性、记忆性工作中,人工智能产品能大大解放人类生产力。近年来,越来越多的企业开始开发人工智能产品为现实问题提供解决方案,加快人工智能技术落地。例如,在线教育行业中自动识别题目、机器自动翻译、自动驾驶、自动问答技术等,这类产品不断涌现,同时也促使人类思考如何在这一时代浪潮中找到自身的优势。人类智能独一无二的优势主要体现在人脑复杂强大的神经网络和后天不断的学习中,人类独一无二的思维能力、理解能力是人工智能产品无法比拟的。例如,在数据挖掘中,模型结果只是一些数学形式的表示,人类智能才能够对其进行有意义的分析。从对抗性分析结果可以看出,人工智能产品还需在理解能力、自学习等方面进行优化改进,才能得到更多人的支持和认可。

## 5 结 语

本文通过文本筛选、情感分析、关键词筛选、主题模型等技术,对交互数据的观点对抗性进行分析。以知乎社区为例,考虑到社区特点及交互数据特点,以获得优质交互数据,使用情感分析和主题模型的方法建立观点对抗性分析模型。笔者以 AlphaGo 话题交互数据做实证研究,通过建模观点对抗性分析模型及结果分析,得到积极倾向用户和消极倾向用户对 AlphaGo 的胜利、人工智能与人类的关系、人工智能的发展、赛后棋手命运及围棋的发展等方面所持的不同观点。

本文的分析方法能够帮助用户发现隐藏在大量

信息中的情报知识。通过对抗式地呈现观点,更深入地揭示观点的主要胶着点;通过自动化的分析手段,帮助情报人员更快速地获取情报知识,提供更具竞争力的情报服务。但本研究也存在一定的局限性,依靠主题模型获取的观点依赖于所选取话题情况,这导致主题模型结果存在一定主观性。目前仅针对 AlphaGo 话题交互数据进行实证分析,在模型泛化性上仍有待提升。在后续研究中,将进一步研究利用半监督或无监督方法提升模型泛化性的技术方法,以获得更优质、更可信的观点对抗性分析结果。

### 参考文献:

- [1] Jurczyk P, Agichtein E. Discovering Authorities in Question Answer Communities by Using Link Analysis[C]//Proceedings of the 16th ACM Conference on Information and Knowledge Management. 2007: 919-922.
- [2] John B M, Chua A Y K, Goh D H L. What Makes a High-quality User-generated Answer? [J]. IEEE Internet Computing, 2011, 15 (1): 66-71.
- [3] Fu H Y, Wu S H, Oh S H. Evaluating Answer Quality Across Knowledge Domains: Using Textual and Non-textual Features in Social Q&A[C]// Proceedings of the 78th ASIS&T Annual Meeting: Information Science with Impact: Research in and for the Community. 2015: Article No. 88.
- [4] Agichtein E, Castillo C, Donato D, et al. Finding High-quality Content in Social Media[C]// Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining. 2008: 183-194.
- [5] Hatzivassiloglou V, McKeown K R. Predicting the Semantic Orientation of Adjectives[C]//Proceedings of the 35th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and 8th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 1997: 174-181.
- [6] 程亚男,王宇. 基于语义情感相似度的问答社区答案排序研究 [J]. 情报科学, 2018, 36(8): 72-76, 83. (Cheng Ya'nan, Wang Yu. Research on Ranking Q&A Community Answers Based on Semantic Emotional and Similarity[J]. Information Science, 2018, 36(8): 72-76, 83.)
- [7] 姜雯,许鑫,武高峰. 附加情感特征的在线问答社区信息质量自动化评价[J]. 图书情报工作, 2015, 59(4): 100-105. (Jiang Wen, Xu Xin, Wu Gaofeng. Online Q&A Community Automatically Information Quality Evaluation with Sentiment Feature[J]. Library and Information Service, 2015, 59(4): 100-105.)
- [8] 刘渊杰. 社区问答系统最佳回答机制的研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2010. (Liu Yuanjie. Study on Best Answer Policies in Community-based Question Answering Services[D]. Shanghai: Shanghai JiaoTong University, 2010.)
- [9] 邹杰. 面向编程问答网站的主题挖掘及其应用研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2017. (Zou Jie. Research on Topic Mining on Programming Question Answering Sites and Its Application[D]. Chongqing: Chongqing University, 2017.)
- [10] 战学刚, 王晓. 基于 LDA 的问答网站话题抽取算法[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(4): 95-98. (Zhan Xuegang, Wang Xiao. LDA-based Q&A Websites Question Label Extraction Algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(4): 95-98.)
- [11] 倪兴良. 问答系统中的短文本聚类研究与应用[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2011. (Ni Xingliang. Short Text Clustering Research and Application in Q&A System[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2011.)
- [12] Madria S K, Bhowmick S S, Ng W K, et al. Research Issues in Web Data Mining[C]// Proceedings of the 1st International Conference on Data Warehousing and Knowledge Discovery. 1999: 303-312.
- [13] Ortigosa-Hernández J, Rodríguez J D, Alzate L, et al. Approaching Sentiment Analysis by Using Semi-supervised Learning of Multi-dimensional Classifiers [J]. Neurocomputing, 2012, 92(3): 98-115.
- [14] Socher R, Pennington J, Huang E H, et al. Semi-supervised Recursive Autoencoders for Predicting Sentiment Distributions [C]//Proceedings of the 8th Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2011: 151-161.

### 作者贡献声明:

徐红霞: 提出研究思路, 设计研究方案, 数据采集、清洗和分析, 论文起草及修改;  
于倩倩: 完善研究思路和方案, 修改研究框架, 论文修改及最终版本修订;  
钱力: 提出研究问题, 修改论文。

### 利益冲突声明:

所有作者声明不存在利益冲突关系。

### 支撑数据:

支撑数据由作者自存储, E-mail: xuhongxia@mail.las.ac.cn.  
[1] 徐红霞. Alphazhihu.txt. 知乎 AlphaGo 话题文本数据.  
[2] 徐红霞. alphalda.py. AlphaGo 文本主题分析程序.  
[3] 徐红霞. alphasenta.py. AlphaGo 文本情感倾向分析程序.

收稿日期: 2018-12-03

收修改稿日期: 2019-05-07



# Studying Content Interaction Data with Topic Model and Sentiment Analysis

Xu Hongxia Yu Qianqian Qian Li

(National Science Library, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(Department of Library, Information and Archives Management, School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

**Abstract:** [Objective] This paper explores data mining techniques for confrontational opinions from interaction data of online community. [Methods] First, we constructed a new algorithm to analyze emotional confrontations based on sentiment analysis and topic model. Then, we included the characteristics of knowledge, topic, and interaction data to the new model. Finally, we conducted an empirical study on the topic of AlphaGo. [Results] There was significant “Pro-AlphaGo” and “Anti-AlphaGo” confrontations online. The “Pro-AlphaGo” topics included human intelligence, competition and ability. The “Anti-AlphaGo” opinions covered AI companies, products and comprehension abilities. [Limitations] We only examined the proposed model with the topic of AlphaGo. [Conclusions] The proposed method benefits intelligence analysis.

**Keywords:** Opinion Mining Sentiment Analysis Confrontation Analysis

## 公平司法系统需要开放数据访问

尽管美国法院文件可在网上公开获得,但它们位于难以导航的数据库中,且需要支付昂贵的费用。美国西北大学的研究团队认为,这些障碍对建立公正和平等的司法系统所需的透明度造成了阻碍。如果能够公开并提供所有法院记录,那研究人员便能够系统地研究和评估美国司法系统,为相关政策的制定提供有价值的信息。

研究人员正在开发一个由人工智能驱动的名为 SCALES-OKN(诉讼事件的系统内容分析开放知识网络)的平台,无论用户的数据和分析技能如何,都可以为用户提供隐藏在联邦法院记录中的信息和见解。研究人员认为,“法院数据的问题与许多数据集的问题相同。数据要花钱,而使用它们的技术也要花钱。这意味着很少有人可以真正访问这些信息,除了可以访问数据,而且还能了解隐藏在其中的信息。”通过使用人工智能工具,研究人员可以将法庭数据与其他公共数据关联起来,探讨诸如以下问题:不同的法官如何影响相似案件的结果?与较小的律师事务所相比,由大型律师事务所进行辩护会有所不同吗?多少案件解决了? 研究人员认为他们的最终目标是询问法院制度是否在公平地运作。

研究团队认为,如果公众可以访问和分析法院记录,以便为司法系统提供定量反馈,则可以解决这些类型的变化。为此,研究人员建议采用三管齐下的方法:

- (1) 免费提供法院记录,以消除进入障碍;
- (2) 将法庭数据与外部数据(如法官、诉讼人和律师的信息)链接起来,以建立协作式知识网络;
- (3) 通过提供对联邦法院数据分析得出的信息的访问权增强公众能力。

参考期刊论文: Adam R. Pah, David L. Schwartz, SarathSanga, Zachary D. Clopton, Peter Dicola, Rachel Davis Mersey, Charlotte S. Alexander, Kristian J. Hammond, Luis A. NunesAmaral. How to build a more open justice system. Science, 2020 DOI: 10.1126/science.aba6914.

(编译自: <https://www.sciencedaily.com/releases/2020/07/200709141614.htm>)

(本刊讯)