

# 一种在线社交网络的自适应观点 引导模型及实现

许文文<sup>1</sup>, 时 鹏<sup>2</sup>, 于留宝<sup>3</sup>, 胡长军<sup>1</sup>

(1. 北京科技大学计算机与通信工程学院, 北京 100083; 2. 北京科技大学国家材料服役安全科学中心, 北京 100083; 3. 微梦创科网络科技(中国)有限公司, 北京 100080)

**摘 要:** 在线社交网络已成为信息传播的重要途径, 给人们获取信息带来便利的同时, 也为不良信息的扩散提供了温床. 目前主流的在线社交网络都采用关键字匹配的方式屏蔽不良信息的发布, 在阻止信息本身的同时, 也屏蔽了与其相关的积极观点的传播. 本文提出一种自适应的观点引导模型, 实现对在线社交网络用户的观点引导. 该模型首先分析网络用户对事件/事物的观点和情感倾向, 确定其中观点消极的用户作为引导对象, 然后向其推送与之关注点相近且情感相对积极的信息或用户, 进行观点引导, 同时引入反馈机制, 根据引导对象的观点变化动态调整推送内容, 以实现长期精确引导. 基于该模型设计并实现了观点引导系统, 包括引导信息模块、观点标注模块、推荐模块和反馈模块, 实现了自动选择群体、自动识别群体情感倾向、自动选择和调整推送内容等功能. 实验结果表明, 该模型能够实现在线社交网络用户的观点引导.

**关键词:** 在线社交网络; 观点引导; 情感分析; 内容推荐

**中图分类号:** TP393.4

**文献标识码:** A

**文章编号:** 0372-2112 (2016)07-1714-07

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2016.07.028

## An Adaptive Opinion Guiding Model for Online Social Networks

XU Wen-wen<sup>1</sup>, SHI Peng<sup>2</sup>, YU Liu-bao<sup>3</sup>, HU Chang-jun<sup>1</sup>

(1. School of Computer and Communication Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

2. National Center for Materials Service Safety, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;

3. The Micro Dreaming of Beijing Network Technology Company Limited, Beijing 100080, China)

**Abstract:** Online social networks are now recognized as an important platform for the spread of information. While providing convenient exchange for users, it also makes OSNs fertile grounds for the wide spread of misinformation which can lead to undesirable consequences. Most mainstream media outlets use keyword matching as a search method to find misinformation and forbid the presentation in context. However, this method also blocks positive messages related to misinformation. In this paper, we propose an adaptive opinion guiding model to limit the spread of misinformation. Based on user's opinion and sentiment, the model recommends messages or other users that have relative positive feeling to current user. It also introduces the feedback mechanism to achieve a long-term and accurate guiding by adjusting the pushing content dynamically. We also design and finish the guiding system. Experiments show that the model can guide the opinion of the network group effectively.

**Key words:** online social networks; opinion guiding; sentiment analysis; content-based recommendation

## 1 引言

在线社交网络已经成为当代社会信息传播的重要途径. 用户通过网络社交关系接收着来自四面八方的消息, 同时还可以建立自己的“媒体”, 对外发布、传播

信息. 然而, 在线社交网络中用户良莠不齐, 不仅存在很多“水军”, 他们对某一事件批量发表或传播一些观点相似的评论, 还有一些别有用心用户, 利用社交网络传播虚假信息或消极观点. 因此, 控制不良信息尤其是消极观点在社交网络中的传播有着重要的现实意义.

目前主流的在线社交网络利用关键字屏蔽控制不良信息的传播,禁止用户发布包含敏感词汇的内容或屏蔽发布内容中的敏感词.这种方法能够在短期内阻止信息的传播,但恶意用户可以使用代替词等方法绕过敏感词屏蔽,在敏感词典更新前造成恶劣影响.更重要的是,屏蔽技术同时阻止了与该信息相关的积极观点的传播,导致民众的观点无序发展,更易受到消极观点的影响.

由上述分析可知,要形成健康的在线社交网络环境,引导民众形成积极的观点比单纯阻止信息本身的传播更有效.针对用户交互的研究表明:如果用户之间的意见有一部分相同,他们很可能进行交流;交流后意见分歧将会缩小,即意见中相似的属性得到加强<sup>[1]</sup>.据此本文提出一种适用于在线社交网络的自适应观点引导模型,实现对在线社交网络用户的观点引导.该模型首先分析在线社交网络中个体对某事件/事物的看法及情感倾向性,确定观点比较消极的用户,向其推送具有积极观点的相关信息,同时推荐与其关注点相近且情感相对积极的用户作为好友,为提高观点引导的有效性,引入反馈机制,根据反馈信息动态调整推送内容,实现自适应的观点引导.

## 2 相关工作

观点引导的研究已经引起国内外学者的广泛关注,通常应用于舆论控制中.西方学界<sup>[2,3]</sup>比较偏重于实证方法,运用舆论调查研究发现公众的态度和意见,为政府部门的宣传和决策提供支持.国内学者陈力丹,刘毅等人从理论高度上阐述了舆论研究与导向的重要性<sup>[4,5]</sup>.针对微博舆论引导问题,赵文晶、刘军宏<sup>[6]</sup>提出要“把握第一时间造势”、“引导意见领袖言论”、“严打操控舆论现象”.崔鑫等<sup>[7]</sup>认为网络中个体点度中心度的变化,能够影响引导手段对舆论系统的作用与效果.这种方法或许能够改变意见领袖的影响力,但没有考虑事件的发展变化情况.

上述相关工作主要从宏观方面研究了网络舆论的引导方法,揭示了对网络舆论进行引导的可行性和必要性,对实际引导方法缺乏深入研究.我们认为对在线社交网络中个体进行观点引导需要解决如下三个关键问题:

(1) 如何选择相关的人群作为引导对象? 本文对引导对象的选择有两个依据:一是其关注点;二是其情感倾向性.在线社交网络中,用户的关注点体现在其网络行为(发布、浏览、转发、评论等)和涉及内容等方面,从中挖掘出其关注点,通过与引导信息所涉及的关注点进行匹配,能够确定候选人群,再从候选人群中筛选情感倾向性比较消极的用户进行引导.

(2) 如何选用恰当的信息或好友进行引导? 对于确定的引导对象,应选择恰当的信息对其进行引导,与

其观点相同或差异过大的引导信息都不能取得显著成效;同时,结合网络用户易受他人影响的特点,向引导对象推荐合适好友,通过好友对其施加影响.

(3) 如何保证引导措施的有效性并建立长期的引导机制? 引导对象被引导后,是否取得预期效果,需要对此进行评估;同时,由于人的固有观点很难在短期内被改变,为确保最好的引导效果,需要对引导对象实施长期的引导措施.

从上述分析可知,与观点引导密切相关的研究工作包括:兴趣挖掘、情感倾向性分析、好友推荐和反馈调节等.

### 2.1 兴趣挖掘

兴趣挖掘通常应用于商品推荐领域,很多主流的推荐算法都是通过分析网民的兴趣,再向其推送相关商品.典型的兴趣挖掘模型有邻居模型(Neighborhood models)和基于内容的挖掘模型(Latent factor models).邻居模型<sup>[8]</sup>从用户的好友入手,根据好友的兴趣以及目标用户与好友的相似度推理出目标用户的兴趣.基于内容的挖掘模型<sup>[9,10]</sup>主要是根据用户在网络中的行为,分析出用户的兴趣.在观点引导中,我们通过分析用户的网络行为(发布、浏览、转发、评论等)和涉及内容等方面,挖掘出其关注点.

### 2.2 情感倾向性分析

情感倾向性分析<sup>[11-13]</sup>是指对带有观点、情感、情绪等文本的计算研究,根据处理的文本粒度可划分为词语情感分析、短语情感分析、句子情感分析和篇章情感分析等几个层次,分别对词语、短语、句子和文本整体进行处理和情感倾向性分析.本文引导模型中的情感倾向性分析属于篇章级.篇章情感分析有两种主流的分析方法:监督式学习和非监督式学习方法.监督式学习经典方法主要有朴素贝叶斯方法<sup>[14]</sup>和支持向量机等.非监督的文档情感分析方法是指通过确定文档中的词语、短语的情感极性,计算所有词语、短语的平均情感极性,所得在阈值之上则文档为积极情感极性,否则文档为消极情感极性<sup>[15]</sup>.

传统情感倾向分析算法只是将文本分为积极、消极或中立三类,没有对倾向性强度进一步分析. Thelwall 等人提出 SetiStrength 算法<sup>[16]</sup>,基于互联网上英文文本的语法和拼写风格来计算文本的情感强度.在引导模型中,借鉴 SetiStrength 算法的思想,针对中文微博,我们采用从细粒度到粗粒度,综合使用情感词典、否定词、程度副词、表情图片、特殊的标点符号和转折词对文本情感倾向性强弱的影响,最终实现中文微博短文本的情感强度检测.

### 2.3 好友推荐

好友推荐在拓展社交圈,获取关注信息等方面具

有重要作用. 一般基于社交网络关系结构进行好友推荐<sup>[17,18]</sup>, 通过分析网络的拓扑结构找到推荐的候选人集合, 然后比较目标用户和候选用户的相似度, 选择相似度较高的推荐给用户. 此外, 一些研究通过对任意两个用户的行为分析, 比较相似度来发现潜在好友<sup>[19,20]</sup>. Chin A 等<sup>[19]</sup> 根据任意两个用户之间的手机交互次数来进行推荐. Dou Shen 等<sup>[20]</sup> 对用户博客内容进行分析, 建立用户的话题分布矢量, 计算用户间话题分布的相似度进而发现潜在好友.

随着对推荐系统的研究逐渐从以数据为中心过渡到以用户为中心, 基于情感的推荐成为重要发展方向趋势. Gurini 等<sup>[21]</sup> 提出 Sentiment-Volume-Objectivity (SVO) 权重函数来描述用户对某一话题的态度, 然后综合用户涉及的话题和态度进行相似判断来推荐好友. 在观点引导中, 我们向引导对象推荐关注点相近且情感相对积极的好友, 利用好友的观点倾向影响用户对事件/事物的态度.

### 2.4 反馈调节

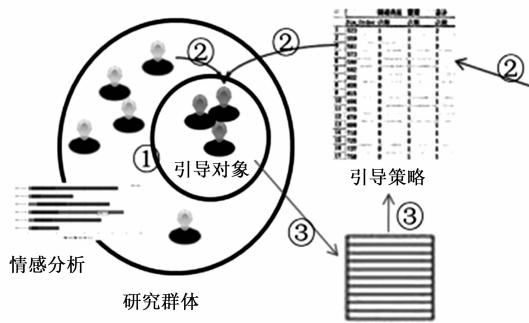


图1 自适应观点引导模型构成图

### 3.2 系统设计与实现

基于上述自适应观点引导模型, 我们设计并实现了观点引导系统, 包括引导信息模块、观点标注模块、推荐模块及反馈模块, 分别实现编辑引导信息、标注网民关注点和情感倾向、推荐合适信息及好友和反馈调节等功能, 如图2所示.

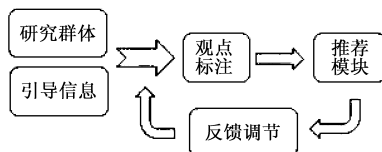


图2 自适应观点引导系统

系统采用四元组  $(i, x_i, \Phi_i, m_i)$  统一表示所涉及到的引导对象和引导信息, 其中  $i$  用于唯一确认网民或引导信息,  $x_i$  表示元素  $i$  的表面特征,  $\Phi_i$  为对元素  $i$  的潜在因素描述,  $m_i$  表示元素  $i$  的倾向极性. 该四元组能够反

在推荐系统中引入反馈调节有助于进一步完善用户模型, 提高未来推送的准确性. 反馈调节通常有两种形式: 一种是基于用户主动响应的显式反馈, 包括意见反馈、在线咨询、推荐满意度反馈等, 例如用户对商品的评价; 另一类是基于用户行为分析的隐式反馈<sup>[22-25]</sup>, 通过对用户的浏览记录、搜索模式、购买历史等分析来发掘隐含信息. 在观点引导中, 我们对用户接收推荐内容后的行为进行分析, 据此调整引导策略和推送内容, 属于隐式反馈.

## 3 自适应观点引导模型

### 3.1 引导模型

结合上述兴趣挖掘、情感分析、好友推荐和反馈调节等方法, 本文提出了一种自适应观点引导模型, 主要构成如图1所示. 第一步, 通过对网民进行兴趣挖掘和情感倾向分析, 确定适宜的引导对象; 第二步, 向网民推送观点较积极的信息或用户; 第三步, 依据网民收到引导内容后, 情感倾向的变化, 动态调整推送内容.

【国务院：要大力推广校园足球和社会足球！】日前，中国政府网公布《国务院关于加快发展体育产业促进体育消费的若干意见》，要求将全民健身上升为国家战略，把体育产业作为绿色产业，朝阳产业扶持。《意见》还指出，要对发展相对滞后的足球项目制定中长期发展规划，大力推广校园足球和社会足球。中新网

【蔡振华：避免麻木，十年后国足重返亚洲】本届亚运会上，在目睹了男女两支足球队均无缘四强之后，国家体育总局副局长蔡振华表示，中国足球处在低谷，但我们一定要避免出现麻木的精神状态，必须找到适合中国足球发展的模式，希望利用十年的时间重返亚洲强队行列。

引导信息

映元素  $i$  的关注点及情感倾向性属性. 系统根据制定的引导策略, 将引导信息集合中的元素推送给引导对象集合中相关联的元素, 并且也向引导对象集合中的元素推送同一集合中与其关联的其它元素.

#### 3.2.1 观点标注模块

观点标注模块首先分析网民在社交网络中的行为(发帖内容等), 再对网民目前对事件的关注点和情感倾向等进行标注. 针对中文微博, 我们采用从细粒度到粗粒度的策略, 首先计算句子级情感强度, 然后评估文本中的连接词对情感极性的影响, 最终实现中文微博短文本的情感强度计算. 句子级情感强度计算, 具体见算法1.

#### 算法1 句子情感强度检测算法

输入:  $ST = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_n\}$  //  $ST$  为句子,  $w_n$  为词语  
 输出:  $PS_{ST}, NS_{ST}$  //  $PS_{ST}$  的积极倾向强度, 消极倾向强度  
 1. FOR  $w_i$  IN  $ST$  //重新计算每个词极性值  
 2. IF  $(i = 1 \ \&\& \ isPositiveWord(w_i))$   $Sw_i = Sw_i$   
 3. IF  $(i = 2)$  }

```

4. case1:  $S_{w_i} = -S_{w_i}, W_{i-1}$  为否定词;
5. case2:  $S_{w_i} = e^\theta S_{w_i}, W_{i-1}$  为程度副词;
6. case3:  $S_{w_i} = S_{w_{i-1}} + S_{w_i}, W_{i-1}$  不是程度副词和否定词;
7. if ( $i \geq 3$ ) {
8. case1:  $S_{w_i} = S_{w_i}, W_{i-1}$  和  $W_{i-2}$  均不是否定词和程度副词;
9. case2:  $S_{w_i} = -S_{w_i}, W_{i-1}$  和  $W_{i-2}$  之一为否定词, 另外一个非副词;
10. case3:  $S_{w_i} = e^\theta S_{w_i}, W_{i-1}$  和  $W_{i-2}$  之一为程度副词, 另外一个非否定词;
11. case4:  $S_{w_i} = -e^{-\theta} S_{w_i}, W_{i-1}$  是程度副词,  $W_{i-2}$  是否定词;
12. case5:  $S_{w_i} = -e^{-\theta} S_{w_i}, W_{i-1}$  是否定词,  $W_{i-2}$  是程度副词;
13. END FOR
14. FOR  $W_i$  IN  $ST$   $i$  from 2
15. if ( isPositiveWord( $w_i$ ) )
16.  $PS_{ST} = S_{w_1} + f(w_1)S_{w_2} + \sum_{i=3}^n f(w_{i-2})f(w_{i-1})S_{w_i}$ 
17. else
18.  $NS_{ST} = S_{w_1} + f(w_1)S_{w_2} + \sum_{i=3}^n f(w_{i-2})f(w_{i-1})S_{w_i}$ 
19. END FOR

```

经过情感强度计算后,得到文本的积极倾向强度和消极倾向强度,将强度更强的定为文本最终倾向性,两强度之差为文本最终倾向性强度.为方便数据处理,将文本倾向性区间约束在 $(-1, 1)$ 之间,极性强度间隔为0.1.

### 3.2.2 推荐模块

根据推荐算法给引导对象推送合适的信息和好友.在文献[26]中,研究人员将“精准营销”和“好友推荐”的思想融合在一个模型 FIP (Friendship-Interest Propagation) 进行推荐,获得了良好性能.本模块借鉴 FIP 模型<sup>[26]</sup>,将“信息推送”和“好友推荐”融合在一起,对网民及引导信息采用统一的模型进行标注,既能对网民推送合适的引导信息,又能向网民推送“志趣相投”的好友.

“信息推送”方面,考虑的不仅是关注点匹配度,还要考虑情感倾向.定义网民的倾向极性加权因子  $w_i = \log(10 - 9 * m_i)$ ,当用户  $i$  倾向极性  $m_i$  属于 $(-1, 0)$ 区间时,  $w_i > 1$ ,增大原有的匹配值;当  $m_i = 0$  时,  $w_i = 1$ ,原有匹配值不变;当  $m_i$  属于 $(0, 1)$ 区间时,  $w_i < 1$ ,减小原有的匹配值.借鉴文献[26]中建模方法,最终“信息推送”部分建模为:

$$\begin{aligned} \Phi_i &\sim p(\Phi_i | x_i) \\ \Phi_j &\sim p(\Phi_j | x_j) \\ w_i &\sim p(w_i | m_i) \\ y_{ij} &\sim p(y_{ij} | \Phi_i, \Phi_j, x_i, x_j, w_i, \Theta) \end{aligned}$$

其中  $x_i$  表示网民  $i$  的关注点,  $x_j$  表示引导信息  $j$  的特征,  $\Phi_i$  和  $\Phi_j$  分别表示对网民  $i$  及引导信息  $j$  的潜在因素描述,  $y_{ij}$  表示网民  $i$  对引导信息  $j$  的匹配程度,  $\Theta$  表示超参数集合.

“好友推荐”方面,同时考虑用户关注点的相似度和倾向极性是否相近.定义网民  $i$  推荐给网民  $i'$  的倾向极性间隔加权因子  $d_{i'}$ ,随着网民之间倾向极性差值的增大,该因子的值变小,两网民之间成为好友的可能性

减小,并且如果网民  $i$  的倾向极性小于网民  $i'$  的倾向极性,即  $m_i < m_{i'}$  时,该因子值为0,即不向网民  $i'$  推送比他倾向极性消极的网民.当  $m_i \geq m_{i'}$  时,  $d_{i'} = 1/2 * (m_i - m_{i'}) / d_{i'}$ .最终的“好友推荐”部分建模为:

$$\begin{aligned} \Phi_i &\sim p(\Phi_i | x_i, \Theta) \\ d_{i'} &\sim p(d_{i'} | m_i, m_{i'}) \\ s_{i'} &\sim p(s_{i'} | \Phi_i, \Phi_{i'}, x_i, x_{i'}, d_{i'}, \Theta) \end{aligned}$$

其中  $x_i$  和  $x_{i'}$  表示网民  $i$  和网民  $i'$  的关注点,  $\Phi_i$  和  $\Phi_{i'}$  表示网民  $i$  和网民  $i'$  的潜在因素描述,  $s_{i'}$  表示网民  $i$  和网民  $i'$  的相似度.表1给出了具体的推荐模型.

表1 基于 FIP 的推荐模型

$\forall i \in I$	$\Phi_i \sim p(\Phi_i   x_i, \Theta)$
$\forall j \in I$	$\Phi_j \sim p(\Phi_j   x_j, \Theta)$
$\forall i \in I$	$w_i \sim p(w_i   m_i)$
$\forall i, i' \in I$	$d_{i'} \sim p(d_{i'}   m_i, m_{i'})$
$\forall i \in I, j \in J$	$y_{ij} \sim p(y_{ij}   \Phi_i, \Phi_j, x_i, x_j, w_i, \Theta)$
$\forall i, i' \in I$	$s_{i'} \sim p(s_{i'}   \Phi_i, \Phi_{i'}, x_i, x_{i'}, d_{i'}, \Theta)$

### 3.2.3 反馈调节模块

反馈调节模块综合考虑用户在前几次收到引导信息之后的观点态势变化适时调整引导策略.系统实现时为每一个用户创建和维护一张反馈表,由 $(m, \Delta m, flag)$ 三元组组成,表示用户在倾向极性为  $m$  时,接收到倾向极性比他大  $\Delta m$  的引导信息之后,用户倾向极性具体变化 ( $flag = up$  or  $down$ ).再次引导时,调用反馈调节算法进行选择.在特定情感  $m$ ,如果有成功引导的记录,则选用上次引导的情感间隔,否则情感间隔取所有成功引导记录的期望值.如果没有该记录,则依据最新的引导记录进行判断.具体的反馈调节算法见算法2.

算法2 反馈调节算法

```

输入: 反馈表  $T_u = \langle m_0, \Delta m_0, flag_0 \rangle < m_1, \Delta m_1, flag_1 \rangle, \dots, \langle m_n, \Delta m_n, flag_n \rangle$ , 用户  $u$  情感倾向  $m$ 
输出: 推荐内容的情感倾向与用户情感的差值  $\Delta m$ 
1. For  $m_i$  IN  $T_u$ 
2.   if ( $m_i = m$  &&  $flag_i = up$ )  $\Delta m = \Delta m_i$ ;
3.   if ( $m_i = m$  &&  $flag_i = down$ )
4.     if ( $flag_j = up$ )
5.        $\Delta m =$  所有成功引导记录  $\Delta m_j$  的期望值;
6.     else  $\Delta m = 0.1$ ;
7.   END FOR
8.   if ( $flag_n = up$ )  $\Delta m = m - m_n$ ;
9.   else  $\Delta m = 0.1$ ;
10.  END

```

## 4 测试实验及结果分析

### 4.1 系统部署

自适应观点引导系统采用 C/S 服务模式,服务器端实现观点标注及相关推荐工作,客户端完成引导信

息编辑和数据展示. 服务器端采用 python 编写, 运行环境为: 16 \* Intel(R) Xeon(R) CPU E7320 @ 2.13GHz、16g 内存、1g 缓存、2g swap 交换区; 客户端界面主要划分为六个版块: 群体分布—展示相关群体占整个群体的比重及相关群体情感倾向分布; 引导信息—编辑相

关引导信息; 观点标注—展示网民目前的情感倾向; 信息推荐—展示网民接收到的引导信息; 好友推荐—展示网民接收到的“好友”; 反馈调节—展示反馈表具体数据. 客户端主界面如图 3 所示.

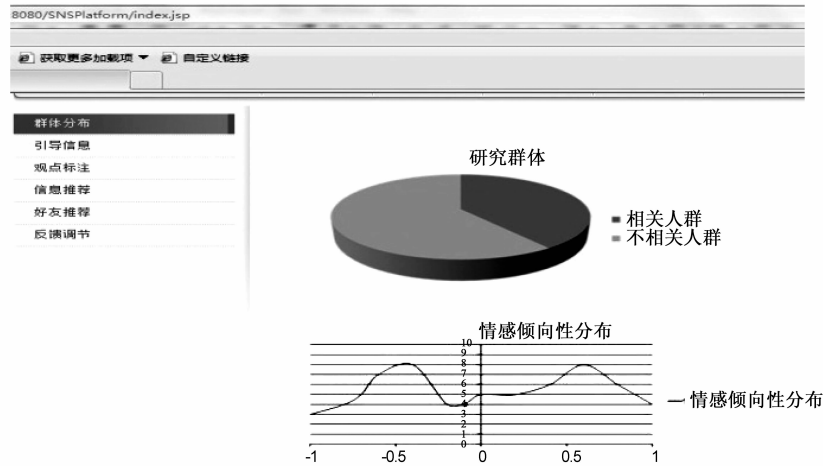


图3 自适应观点引导系统客户端主界面

#### 4.2 测试结果及分析

我们在模拟环境中测试推荐模块的准确性和整个模型的引导效果. 具体实施步骤如下:

批量生成 1000 个测试用户和 20 条引导信息(均以向量表示), 以这些数据作为推荐模块的输入数据.

示例, 用户向量:

('user24', 'p1', 'p5', ..., 0.4)

向量第一个元素表示用户的编号, 最后一个元素表示用户目前的情感倾向极性, 中间的元素表示用户的关注点.

示例, 引导信息向量:

('m24', 'p3', 'p8', ..., 0.6)

向量第一个元素表示引导信息的编号, 最后一个元素表示引导信息具有的情感倾向极性, 中间的元素表示引导信息涉及到的关注点.

引导系统根据输入的引导信息所涉及的关注点与群体中用户的关注点进行匹配, 选择有关人群. 结果如图 4 所示, 相关人群约占总人群的 63%. 相关群体及引导信息的关注点分布如图 5.

从图 5 中可以看出, 系统自动选择的群体关注点

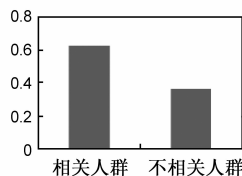


图4 关注点匹配的人群比重

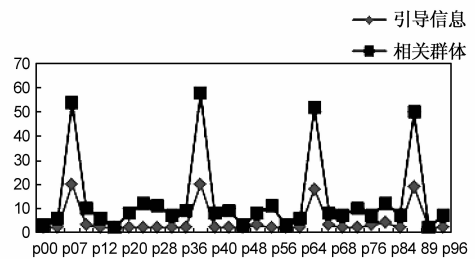


图5 相关群体及引导信息的关注点分布

分布与引导信息所涉及到的关注点基本相符, 即引导系统能够自动选择相关人群.

图 6 表明, 在观点引导之前, 测试用户的倾向极性分布大致均匀, 这是因为用户是随机生成的, 每一个倾向极性分布是等概率的; 经过观点引导之后, 用户的倾向极性集中在极性强度 0.5 左右, 原来倾向极性较低的用户都得到了不同程度的提高.

表 2 为用户收到的引导信息相关记录, 左侧栏表示用户目前的倾向极性, 右侧栏表示推荐给用户的引导信息的倾向极性. 当用户的倾向极性为 -0.5 时, 接

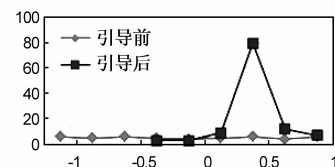


图6 引导前后相关群体情感态势分布情况

收到倾向极性为  $-0.4$  的引导信息,之后用户的倾向极性变为  $-0.3$ . 在下一轮的引导过程中,反馈调节系统根据用户的反馈信息,分析出用户有可能接受倾向极性比起目前倾向性高  $0.2(-0.3 - (-0.5))$  的引导信息,所以在下一轮的引导过程中,系统向其推荐  $-0.1(-0.3 + 0.2)$  的引导信息,之后用户的倾向极性变为  $0.0$ ,可以看出,推荐系统根据反馈信息动态调节,最大程度的向用户推送可接受的信息;在用户倾向极性第一次达到  $0.0$  时,接收到了极性强度为  $0.3$  的引导信息,结果用户的倾向极性反而降低了,在用户倾向极性重新达到  $0.0$  时,推荐模块根据前几轮的引导结果,动态调整推送信息,将引导信息的倾向极性调整为  $0.1$ ,用户的倾向极性上升为  $0.1$ ,表明推荐系统能够根据引导历史动态调整引导策略,向用户推送可接受的信息.

表 2 引导过程中网民收到的引导信息相关记录

user sentiment strength	$\Delta m$	msg sentiment strength	-feedback form
-0.5	0.1	-0.4	
-0.3	$-0.3 - (-0.5) = 0.2$	-0.1	$(-0.5, 0.1, \text{up})$
0.0	$0.0 - (-0.3) = 0.3$	0.3	$(-0.3, 0.2, \text{up})$
-0.1	0.1	0.0	$(0.0, 0.0, \text{down})$
0.1	$0.1 - (-0.1) = 0.2$	0.3	$(-0.1, 0.1, \text{up})$
0.0	$(0.1 + 0.2 + 0.1)/3 \approx 0.1$	0.1	$(0.1, 0.2, \text{down})$
0.1	$0.1 - 0.0 = 0.1$	0.2	$(0.0, 0.1, \text{up})$
0.2	$0.2 - 0.1 = 0.1$	0.3	$(0.1, 0.1, \text{up})$
.....			

表 3 中第一栏表明用户目前的倾向极性强度,其余三栏是向用户推荐的好友及好友的倾向极性强度,可以看出,向用户推荐的“好友”均有着比用户更加积极的倾向极性,符合我们制定的好友推荐规则.

表 3 引导过程中网民收到的推荐“好友”

user sentiment strength	friend1 : friend1 sentiment strength	friend2 : friend2 sentiment strength	friend3 : friend3 sentiment strength
-0.5	User34 : -0.4	User39 : -0.4	User73 : -0.4
-0.3	User20 : -0.1	User77 : -0.1	User61 : -0.2
0.0	User78 : 0.1	User83 : 0.1	User26 : 0.0
0.1	User9 : 0.2	User13 : 0.2	User28 : 0.2
.....			

上述测试实验结果表明,自适应观点引导系统能够根据引导信息自动选择相关人群,并且能够根据用户目前的观点态势,综合考虑用户的反馈信息,动态调整推送策略.

## 5 结论与未来工作

本文提出一种适用于在线社交网络的自适应观点引导模型,通过向观点消极的网民推送观点较积极的信息或用户,实现观点引导.实验结果表明该模型能够实现对于在线社交网络用户观点的引导.

下一步工作主要集中于真实网络环境测试和完善引导策略方面.真实环境要比模拟时使用的环境更复杂,拟将系统嵌入校园论坛中进行测试.在引导信息方面,目前系统需手动生成,下一步拟直接选用网络中其他用户发布的信息作为引导信息,使得引导措施更加自然和有效.

## 参考文献

- [1] Lorenz J. Continuous opinion dynamics under bounded confidence: A survey [J]. International Journal of Modern Physics C, 2007, 18(12): 1819 - 1838.
- [2] Splichal S. Public Opinion: Developments and Controversies in the Twentieth Century [M]. USA: Rowman & Littlefield, 1999.
- [3] Foyle D C. Leading the public to war? The influence of American public opinion on the Bush administration's decision to go to war in Iraq [J]. International Journal of Public Opinion Research, 2004, 16(3): 269 - 294.
- [4] 陈力丹. 舆论学: 舆论导向研究 [M]. 中国广播电视出版社, 1999.
- [5] 刘毅. 网络舆情研究概论 [M]. 天津: 天津人民出版社, 2007.
- [6] 赵文晶, 刘军宏. 微博舆论引导策略研究 [J]. 中国出版, 2011, (12): 12 - 15.
- [7] 崔鑫, 胡勇, 丁雪峰, 等. 基于 SNA 点度的网络舆论导向机理研究 [J]. 四川大学学报: 工程科学版, 2011, 43(1): 104 - 108.
- [8] Su X, Khoshgoftaar T M. A survey of collaborative filtering techniques [J]. Advances in Artificial Intelligence, 2009, 2009(1): 421425\_1 - 421425\_19.
- [9] Agarwal D, Chen B C. Regression-based latent factor models [A]. Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining [C]. USA: ACM, 2009. 19 - 28.
- [10] 谢海涛, 孟祥武. 适应用户需求进化的个性化信息服务模型 [J]. 电子学报, 2011, 39(3): 643 - 648.  
XIE Hai-tao, MENG Xiang-wu. A personalized information service model adapting to user requirement evolution [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(3): 643 - 648. (in Chinese)
- [11] Pang B, Lee L. Opinion mining and sentiment analysis [J]. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2008, 2(1-2): 1 - 135.
- [12] Liu B. Sentiment analysis and subjectivity [A]. Handbook of Natural Language Processing [C]. USA: Taylor and Francis Group, 2010. 627 - 666.
- [13] 赵妍妍, 秦兵, 刘挺. 文本情感分析 [J]. 软件学报, 2010, 21(8): 1834 - 1848.

- ZHAO Yan-Yan, QIN Bing, LIU Ting. Sentiment analysis [J]. Journal of Software, 2010, 21(8): 1834 – 1848. (in Chinese)
- [14] Pang B, Lee L, Vaithyanathan S. Thumbs up?: Sentiment classification using machine learning techniques[A]. Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing( Volume 10) [C]. USA: Association for Computational Linguistics, 2002. 79 – 86.
- [15] Turney P D. Thumbs up or thumbs down?: semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews [A]. Proceedings of the 40th Annual Meeting on Association for Computational Linguistics [C]. USA: Association for Computational Linguistics, 2002. 417 – 424.
- [16] Thelwall M, Buckley K, Paltoglou G, et al. Sentiment strength detection in short informal text [J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2010, 61(12): 2544 – 2558.
- [17] Armentano M G, Godoy D, Amandi A A. Followee recommendation based on text analysis of micro-blogging activity [J]. Information Systems, 2013, 38(8): 1116 – 1127.
- [18] Hannon J, Bennett M, Smyth B. Recommending twitter users to follow using content and collaborative filtering approaches[A]. Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems [C]. USA: ACM, 2010. 199 – 206.
- [19] Chin A. Finding cohesive subgroups and relevant members in the nokia friend view mobile social network[A]. Proceedings of Computational Science and Engineering [C]. USA: IEEE, 2009. 278 – 283.
- [20] Shen D, Sun J T, Yang Q, et al. Latent friend mining from blog data[A]. Proceedings of the Sixth International Conference on Data Mining [C]. USA: IEEE, 2006. 552 – 561.
- [21] Gurini D F, Gasparetti F, Micarelli A, et al. A sentiment-based approach to twitter user recommendation[A]. Proceedings of RSWeb@ RecSys [C]. Hong Kong: Technology, Health & Medicine, 2013. 8401 – 8404.
- [22] Oard D W, Kim J. Implicit feedback for recommender systems[A]. Proceedings of the AAAI Workshop on Recommender Systems [C]. USA: Wollongong, 1998. 81 – 83.
- [23] Hu Y, Koren Y, Volinsky C. Collaborative filtering for implicit feedback datasets[A]. Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Data Mining [C]. USA: IEEE, 2008. 263 – 272.
- [24] Ostuni V C, Di Noia T, Di Sciascio E, et al. Top-N recommendations from implicit feedback leveraging linked open data[A]. Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems [C]. USA: ACM, 2013. 85 – 92.
- [25] 刘胜宗, 廖志芳, 胡佳, 等. 基于隐反馈的类时齐 Markov 推荐模型[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 703 – 710.  
LIU Sheng-zong, LIAO Zhi-fang, HU Jia, et al. Classified time homogeneous Markov model for recommendation based on implicit feedback [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(4): 703 – 710. (in Chinese)
- [26] Yang S H, Long B, Smola A, et al. Like like alike: joint friendship and interest propagation in social networks [A]. Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web [C]. USA: ACM, 2011. 537 – 546.

#### 作者简介



许文文 女, 1989年5月出生于山西临汾. 北京科技大学博士研究生, 研究方向为社交网络中信息传播分析.  
E-mail: xuwenwenustb@163.com



时鹏(通讯作者) 男, 1977年6月出生于山东济南. 北京科技大学国家材料服役安全科学中心副教授, 主要研究领域为社交网络分析和材料数据工程.  
E-mail: shipengustb@sina.com