

基于用户评价的自动评分方法*

程传鹏¹, 吴 婷¹, 胡恩良²

(1. 中原工学院计算机学院, 河南 郑州 450007; 2. 云南师范大学数学学院, 云南 昆明 650092)

摘 要:提出了一种基于用户评价内容的自动评分方法;分析了常见词语相似度计算方法在情感倾向判断中的不足,并提出了相应的解决方法;分析了情感修饰词对情感倾向的影响,利用社会网络分析中的仿真软件 UNICET 选择出基准词。实验表明,该自动评分方法与用户实际的评分非常接近,具有一定的合理性。

关键词:用户评价;自动评分;情感倾向;语义相似度;修饰词
中图分类号:TP391.1 **文献标志码:**A
doi:10.3969/j.issn.1007-130X.2014.06.029

Research on automatic
scoring method based on user evaluation

CHENG Chuan-peng¹, WU Ting¹, HU En-liang²

(1. School of Computer Science, Zhongyuan Institute of Technology, Zhengzhou 450007;
2. School of Mathematics, Yunnan Normal University, Kunming 650092, China)

Abstract: An automatic scoring method based on evaluation content is proposed. The shortcoming of traditional words similarity computing methods is insufficient in sentiment orientation judgement is analyzed, and hence a solution method is proposed. The impact of sentiment modifier on sentiment orientation is discussed, and standard words are selected with the help of UNICET, which is a simulated software in social network. The experimental results show that the proposed automatic scoring method is more approximate to manual scoring, thus having certain reasonableness.

Key words: user evaluation; automatic scoring; sentiment orientation; semantic similarity; sentiment modifier

1 引言

随着电子商务的发展,网上购物逐渐成为人们的一种生活习惯^[1]。目前网上的商品一般都以图片的形式呈现给顾客,由于商品的图片可能会与实物存在一定的差距,所以在选择商品时,顾客还会通过已购商品的顾客对商品的评价做出进一步的判断。同时,网络客户评论作为反馈机制,可以为销售商和生产商提供哪些产品特征是客户所关注的以及客户对于产品的情感倾向分布等信息,从而

可以帮助企业改进产品、改善服务、获得竞争优势。为了兼顾公平,人们在浏览这些评价信息时,往往通过阅读大量的用户评价才做出自己的选择。但是,随着购买量的增加,商品的各種评价会很快地增多。当厂商需要了解顾客使用其产品的反馈意见时,当潜在的购买者需要做出是否购买某个产品的决定时,他们很难以人工方式在众多评论中做出全局统计或做出合适的决定。于是,出现了一项新的课题——用户评价数据挖掘。学者们通过对评价数据的分析,获得大量用户对商品的态度,消费者可以借助于评论挖掘工具了解产品的性能和其

* 收稿日期:2013-01-28;修回日期:2013-04-02
基金项目:河南省教育厅自然科学项目(2008B520046);云南省科技计划项目(2011FZ074)
通信地址:450007 河南省郑州市中原中路 41 号中原工学院计算机学院
Address: School of Computer Science, Zhongyuan Institute of Technology, 41 Zhongyuan Rd Middle, Zhengzhou 450007, Henan, P. R. China

他用户对该产品的态度。

本文对网络的用户评价内容做出情感倾向分析,给出了一种对商品自动评分的方法。文章的主要工作由四部分组成:第2节介绍了用户评价信息情感挖掘的主要方法;第3节分析已有研究工作的不足以及本文所做的贡献;第4节介绍本文中情感倾向计算的关键技术,包括情感相似度计算、修饰词语对情感倾向的影响以及情感基准词的选择;第5节,在前面三部分的基础上,提出了一种依照用户的在线评论对商品自动评分的方法,并对该方法进行了实验论证。

2 相关研究

目前对用户评价信息的分析方法主要有:机器学习方法和语义分析方法(Semantic Orientation)两类^[2]。随着大规模语料库的建设和各种语言知识库的出现,基于语料库的统计机器学习方法进入自然语言处理的视野。多种机器学习方法应用到自然语言处理中并取得了良好的效果,促进了自然语言处理技术的发展。2002年,Pang B等人^[3]提出用机器学习的方法进行情感倾向的挖掘工作,他们以互联网上的电影评论文本作为语料,采用了不同的特征选择方法,应用朴素贝叶斯(Naive Bayes)、最大熵(Maximum Entropy)、支持向量机(SVM)对电影评论分别进行分类,实验表明SVM的分类性能最好,准确率达到87.5%。之后用于倾向性判断的其他一些机器学习算法的改进也被陆续提出,基本的算法有:支持向量机(SVM)、朴素贝叶斯(NB)、K-近邻(KNN)、简单线性分类器(SLC)和最大熵(ME)等。在国内,也有一些相关的研究。2005年,叶强等人^[4,5]从文本中抽取主观性的信息,并赋予相应的权值,根据权重构造倾向分类器。蔡健平等^[6]通过构建极性词典来分析领域极性词,同时采用基于词的方法对网上手机评论文章包含的主观意见进行褒贬挖掘,取得了一定的成果。白鸽、左万利^[7]针对汉语评论的多种特征使用机器学习方法(如贝叶斯、最大熵和支持向量机),解决了汉语评论的情感分类问题。实验结果表明,机器学习方法对汉语评论的分类效果较好,支持向量机的表现最好。句子级别和评论级别的准确率分别达到88.26%和91.79%。随着研究进展的深入,逐渐有一些研究者结合不同分类方法进行情感计算。

近来来,许多研究者将情感分析研究的重点集中在对训练样本的需求量较低的语义方法上,最初

学者想到利用词典将手工采集的种子评价词语进行扩展来获取大量的评价词^[8~10]。这种方法简单易行,但是较依赖于种子评价词语的个数和质量,并且容易由于一些词语的多义性而引入噪声。为了避免词语的多义性,一部分学者使用词典中词语的注释信息来完成评价词语的识别与极性判断。英文词语情感倾向信息的获取主要是在General Inquirer和WordNet的基础上进行的研究;而中文词语情感倾向信息的获取依据主要有《知网》,但还是处于研究阶段。2006年,复旦大学朱嫣岚等人^[11]基于知网,提出了两种词汇语义倾向性计算的方法:基于语义相似度的方法和基于语义相关场的方法。实验表明,这两种方法在汉语常用词中的效果较好,词频加权后的判别准确率可达80%以上,具有一定的实用价值。党蕾、张蕾^[12]提出采用否定模式匹配与依存句法分析相结合的方法,研究了修饰词极性以及否定共享模式,确定修饰词以及扩展极性的定量和否定共享范围,提出依存语法距离的影响因素来计算情感倾向,并且在否定模式匹配后改进句子极性算法。实验结果表明该方法取得了良好的效果。

3 已有工作的不足以及本文所作的贡献

基于机器学习的情感分类方法在针对每一种产品使用前,都需要用大量的训练样本对分类模型进行训练,而训练样本集的建立则需要采用人工方法对大量的评论文章逐一阅读甄别,并进行手工标识,这与利用自动情感分类降低人的阅读负担这一初衷还有着一定的差距。而且分类结果只有两类,显得较为粗糙。基于语义理解的方法,通过选定的情感基准词来计算未知词语的情感倾向度,虽然一定程度上弥补了机器学习方法中分类结果粗糙的问题,但并没有考虑到词语之间的对义关系以及修饰词的影响。此外,所选择的基准词多是由人工来选定,存在一定的片面性,给情感相似度计算带来了较大的误差。

本文在分析已有工作不足的基础上,所做的主要贡献如下:

(1)在计算情感相似度时,考虑到了词语之间的对义的影响;

(2)考虑到情感修饰词对情感词的倾向程度的影响;

(3)选择了较为合理的情感基准词。

4 情感倾向的计算

“金无足赤,人无完人”,商品一般都是有很多特征,如果简单地把用户的评论分为褒贬,未免过于粗糙和简单。本文通过对用户评价内容的倾向性分析,自动对商品进行打分,相关研究内容包括情感相似度的计算、修饰词对情感倾向度的影响、以及利用 UCINET 仿真软件来选择基准词。

4.1 情感相似度计算

目前词语情感倾向度判断的主要方法是选择一些基准词,然后利用文献[13]中刘群所提到的词语语义相似度的计算方法,分别计算未知词语与正面情感词和负面情感词的语义相似度。该文中词语语义相似性计算公式是基于《知网》^[14]的,刘群将实体概念语义分为四个部分,并分别计算四个部分的相似度。实体的整体概念相似度计算公式为:

$$Sim(S_1, S_2) = \sum_{i=1}^4 \beta_i \prod_{j=1}^i Sim_j(S_1, S_2)$$

如果直接用刘群所开发的相似度计算软件,我们会发现一些情感倾向相反的词语,其语义相似度的值却很大。比如,一对明显意义相反的词语“小气”和“大方”,按照刘群的计算方法 Sim (“小气”, “大方”) = 0.81,通过查看义项发现“大方”的义项是“ADJ value|属性值, tolerance|气量, generous|慷慨”,“小气的义项”是“ADJ value|属性值, tolerance|气量, miser|吝”。刘群所开发的软件是基于《知网》的,《知网》是一个以汉语和英语的词语所代表的概念为描述对象、以揭示概念与概念之间以及概念所具有的属性之间的关系为基本内容的常识知识库^[13]。在《知网》中,义原之间除了上下位关系外,还有很多种其他的关系,如果在计算时考虑进来,可能会得到更精细的义原相似度度量,义原一方面作为描述概念的最基本单位,另一方面,义原之间又存在复杂的关系。在《知网》中,一共描述了义原之间的八种关系:上下位关系、同义关系、反义关系、对义关系、属性-宿主关系、部件-整体关系、材料-成品关系、事件-角色关系。可以认为,具有反义或者对义关系的两个义原比较相似,因为它们在实际语料中可以互相替换的可能性很大。因此,在计算词语的情感相似度时,加入一个函数 $Opposite(BW, W)$, 公式如下:

$$Emotion_Sim(BW, W) = Opposite(BW, W) \sum_{i=1}^4 \beta_i \prod_{j=1}^i Sim_j(BW, W)$$

其中, BW 为情感基准词, $Opposite$ 的取值按如下规定:

$$Opposite(BW, W) \begin{cases} = 1, \text{if}(BW, W) \text{ 不为反义词} \\ = -1, \text{if}(BW, W) \text{ 为反义词} \end{cases}$$

4.2 修饰词语对情感倾向的影响

修饰词主要包括程度副词和否定词,这些词的修饰作用不仅能够改变情感的倾向强度,甚至能够改变情感的倾向方向。比如:

句子 1: 车的加速性能还可以。

句子 2: 车的加速性能令人较为满意。

句子 3: 车的加速性能实在。

句子 4: 车的加速性能极其优越。

上面四个句子,虽然都是正面的评价,但由于在情感词前面出现了不同的程度副词,导致了评价的倾向度不一样。在知网中所提供的程度副词,一共有四个等级集合,分别如下所示:

Set1 = {怪, 好生, 还, 或多或少, 略, 略加, 略略, 略微, 略为, 蛮, 稍, 稍稍, 稍微, 稍为, 稍许, 挺, 未免, 相当, 些, 些微, 些小, 一点, 一点儿, 一些, 有点, 有点儿, 有些}

Set2 = {大, 不了, 多, 更, 更加, 更进一步, 更为, 还, 还要, 较, 较比, 较为, 进一步, 那般, 那么, 那样, 强, 如斯, 益, 益发, 尤甚, 逾, 愈, 愈...愈, 愈发, 愈加, 愈来愈, 愈益, 远远, 越...越, 越发, 越加, 越来越, 越是, 这般, 这样, 足, 足足}

Set3 = {颇为, 实在, 太, 特别, 尤其, 颇, 颇为, 分外, 格外}

Set4 = {百分之百, 不折不扣, 充分, 非常, 极, 极度, 极端, 极其, 极为, 绝对, 甚为, 十足, 完全, 要命, 之极, 异常, 贼}

用 $ADV_ED(W)$ 表示考虑程度副词对情感度的影响,其计算公式为:

$$ADV_ED(W) = Deg \times (\sum_{i=1}^m Emotion_Sim($$

$$W, NWords_i) - \sum_{j=1}^n Emotion_Sim(W, PWords_j))$$

其中, $NWords_i$ 表示负面情感基准词, $PWords_j$ 表示正面情感基准词, m 表示负面情感基准词个数, n 表示正面情感基准词个数, Deg 的取值按如下规定:

$$Deg = \begin{cases} 1.0, \text{情感词前无程度副词修饰} \\ 1.1, DegW \in Set1 \\ 1.2, DegW \in Set2 \\ 1.3, DegW \in Set3 \\ 1.4, DegW \in Set4 \end{cases}$$

在逻辑语义上,否定词是判断主体不具有某种特征或行为的。比如下面两个句子:

- 句子 5:车的颜色不亮丽。
- 句子 6:车的加速性能还不能够令人满意。

上面两个句子中,“亮丽”和“满意”都是正面情感词,但因为前面加上了还定词,整个句子的情感倾向就变为贬义了。不同的是句子 5 的否定词直接在情感词的前面,而句子 6 的否定词和情感词之间还有其它的词语。为了解决这个问题,需要对情感词上下文设置一个检测窗口,在检测窗口内如果出现否定词,则将句子情感倾向相应取反。检测窗口的大小是一个根据实验得到的词数,也就是考察分词后情感词和否定词之间相距的词数目,而不是字数。本文实验中采用的窗口大小是 5,这种处理方法在绝大多数情况下都是有效的。

- 常见的否定如下:
- 并非、不、不对、不再、不曾、不至于、从不、毫不、毫无、决非、绝非、没、没有、尚未、未、未必、未尝、未曾、永不、不大、不太、不很。

如果用 $MD_Emotion(W)$ 表示考虑到情感程度副词以及否定词对情感倾向的影响后的情感倾向强度,其计算公式为:

$$MD_Emotion(W) = Neg \times ADV_ED(W)$$

其中, Neg 的规定如下:

$$Neg = \begin{cases} 1, & \text{假如 } W \text{ 前面不出现否定词} \\ -1, & \text{假如 } W \text{ 前面出现否定词} \end{cases}$$

4.3 利用 UCINET 仿真软件选择基准词

基准词应该是情感倾向特别明显,而且从计算量上考虑情感词越少越好。我们应该从正面情感词和负面情感词中选择出最具有倾向性代表意义的词语来作为基准词。假设在情感词表中有另外五个情感词 $S_1、S_2、S_3、S_4、S_5$, 他们与 $w_1、w_2$ 的情感语义相似度如表 1 所示。

Table 1 Similarity computation based on hownet

表 1 基于知网的词语相似度的计算

词语	词语	
	w_1	w_2
s_1	0.85	0.82
s_2	0.92	0.89
s_3	0.86	0.84
s_4	0.81	0.76
s_5	0.86	0.83

表 1 中, $Sim(s_i, w_j) \neq 1$, 因为如果相似度等于 1 的话, 那么可能两个词为同义词或者近义词。

从表 1 中可以看出, w_1 与其它五个情感词的情感语义相似度都要大于 w_2 与其它五个情感词的情感语义相似度, 直观地判断, 我们应该选择 w_1 作为基准词。

UCINET 软件是由加州大学欧文(Irvine)分校的一群网络分析者编写的, 主要用来分析社会网络图中节点的“中心性”和“角色”的一个仿真软件。UCINET 以二值化的“行动者”关系矩阵作为输入, 如果“行动者”之间存在关系, 则矩阵元素取 1, 反之矩阵元素取 0。在 UCINET 中, 中心度指的是一个点在网络中居于核心地位的程度, 中心度高的节点, 其重要程度也高^[15]。

从 2010 年《知网》所发布的 3 730 个正面评价词语和 3 116 个负面评价词语中, 去掉单字和不常见的词, 结果得到 3 256 个正面情感词和 2 986 个负面情感词, 以这些情感词作为最初的候选基准词。对于所有候选基准词, 分别计算正面情感词和负面情感词之间的情感语义相似度, 如果用 λ_{ij} 表示 $W_i、W_j$ 情感语义相似度, 那么所有词的情感语义相似度如表 2 所示。

Table 2 Semantic similarity matrix between emotional words

表 2 情感词之间的语义相似度矩阵

	w_1	w_2	...	w_i	...	w_n
w_1	—	λ_{12}	...	λ_{1i}	...	λ_{1n}
w_2	λ_{21}	—	...	λ_{2i}	...	λ_{2n}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots
w_i	λ_{i1}	λ_{i2}	...	—	...	λ_{in}
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	...	\vdots
w_n	λ_{n1}	λ_{n2}	...	λ_{ni}	...	—

表 2 中, 如果 $S(W_i, W_j) \geq \alpha$, 建立 W_i 和 W_j 之间的关系, λ_{ji} 的取值为 1, 否则 λ_{ji} 的取值为 0, 将该矩阵作为 UCINET 的输入, 可以得到各个候选基准词的中心度的值。选择中心度靠前的情感词作为基准词。

5 实验及评价

实验的语料来自于网络上用户的真实评价文字, 共收集了三组测试语料: 一组是某个商业网站上用户对某款汽车的评价, 数量为 925 条; 一组是商业旅行网上对某个酒店的用户评价文字, 数量为 745 条; 一组是财经网上用户对某支股票的评价文字, 数量为 867 条。三个网站上除了提供发表评价文字的功能外, 还提供了用户评分功能。用户的评分从 1 分到 5 分, 5 分为最高分。其中一条评论举

例如下：

大气,空间够大,值得一提;配置丰富乘坐比较舒适,转向比较精准,但是过大弯时后期略感转向不足,需要进一步修正,不知能否改进,价格倒是非常厚道,如能改进,相信会有更多的人为之着迷;噪音控制得还可以,对得起这个价格;音响效果不错。该条评论用户的评分为4分。

根据前面的基准词选择方法,所选择的40个正面情感词和40个负面情感词分别如表3和表4所示。

Table 3 Forty positive standard words

表 3 40 个正面情感基准词

良好	美好	最佳	上等	容易	最好	美丽	顶级	宽大	精彩
快乐	端正	稳定	优秀	高级	确切	明亮	热情	清新	出色
大方	便宜	积极	著名	灵活	牢固	真实	简单	超级	必需
先进	纯朴	轻快	欢乐	仁爱	平坦	聪明	出色	平安	成熟

Table 4 Forty negative standard words

表 4 40 个负面情感基准词

暗淡	昂贵	傲慢	薄弱	悲观	病弱	不当	愚蠢	脏乱	自大
糟糕	罪恶	杂乱	愚昧	愚昧	有害	阴冷	虚假	严重	阴暗
凄凉	消极	下等	无效	无情	强制	凶狠	颓废	贪心	缺德
奢侈	散乱	危险	穷困	破旧	萧条	小气	轻狂	失常	俗气

考虑到词语之间反义关系对词语相似度的影响,对每一个基准词按照图1进行反义词扩展。

利用中科院刘群所提供的分词软件 ICT-CLAS 系统对用户的评论文字进行词语切分,去掉停止词后得到的词语序列为 $W_1, W_2, W_3, \dots, W_i, \dots$ 。词语相似度的计算公式 $\sum_{i=1}^3 \beta_i Sim_i(S_1, S_2)$ 中

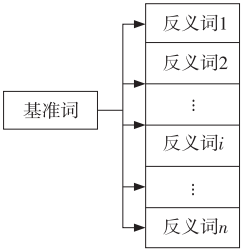


Figure 1 Antonymous relationship expanding graphs of standard word

图 1 基准词反义关系扩展图

$\beta_1=0.6, \beta_2=0.2, \beta_3=0.2, Sim_s(P_1, P_2)$ 中 $\lambda_1、\lambda_2$ 的取了3组值:(1) $\lambda_1=0.6, \lambda_2=0.4$; (2) $\lambda_1=0.5, \lambda_2=0.5$; (3) $\lambda_1=0.4, \lambda_2=0.6, Sim_s(P_1, P_2)$ 公式中 $\alpha_1、\alpha_2$ 也分别取了三组值:(1) $\alpha_1=0.6, \alpha_2=0.4$; (2) $\alpha_1=0.7, \alpha_2=0.3$; (3) $\alpha_1=0.5, \alpha_2=0.5$ 。

用 M 表示去掉停止词后词条的数量,用 $AScore$ 表示自动评分结果,其计算公式如下:

$$AScore(U) = 4 + \frac{\sum_{i=1}^M MD_Emotion(W_i)}{M}$$

基于本文中所提出的理论基础,所开发的评分系统界面如图2所示,从程序运行界面中可以看到用户的评价文字,系统根据评价文字所打的分数,用户手工选择的分数,以及二者之间的偏差。

采用机器学习中公认的比较好的 SVM 学习方法,人工收集正面评价和负面评价文字各500条,作为训练语料,对用户评价进行褒贬分类。由于用户的评分最低分是1分,最高分为5分,所以对于分类的结果,如果分为负面评价,则计1分,如



Figure 2 Interface graph of automatic scoring

图 2 自动评分界面图

果分为正面评价,计为 5 分。不考虑修饰词的语义理解方法主要参考文献[11]中的方法,对用户评价中的词语进行情感倾向分析,用 $SEmotion(W_i)$ 表示词语情感倾向度的值,其计算方法见文献[11],自动评分公式采用如下公式:

$$AScore(U) = 4 + \frac{\sum_{i=1}^M SEmotion(W_i)}{M}$$

用 $MScore$ 表示人工选择的分数,用 $AScore$ 表示自动打分的结果, n 表示评价的文字的条数,评价指标采用如下的公式:

$$\frac{\sum_{i=1}^n |AScore - MScore|}{n}$$

该公式说明自动评分的结果与人工评分的结果差值越小,自动评分的方法越好。对三组评价语料分别进行比较实验,实验结果如表 5~表 7 所示。

Table 5 Comparison of scoring results of three methods on the first group test corpus

表 5 三种方法在测试语料 1 上的评分结果比较

	基于机器学习的方法	不考虑修饰词的语义理解的方法	本文中的方法
与实际评分的差值	2.42	1.51	0.64

Table 6 Comparison of scoring results of three methods on the second group test corpus

表 6 三种方法在测试语料 2 上的评分结果比较

	基于机器学习的方法	不考虑修饰词的语义理解的方法	本文中的方法
与实际评分的差值	1.95	1.3	0.71

Table 7 Comparison of scoring results of three methods on the third group test corpus

表 7 三种方法在测试语料 3 上的评分结果比较

	基于机器学习的方法	不考虑修饰词的语义理解的方法	本文中的方法
与实际评分的差值	2.45	1.64	0.73

采用机器学习的方法,只是简单地将评价文字分为正面或者负面,分类结果较为粗糙。基于一般的语义理解的方法效果比简单的机器学习方法要稍好,但由于没有考虑评论文字中修饰词的影响,所以效果没有本文中所提出的方法好。从表 5~表 7 的对比结果中也可以看出,本文中的方法自动评分效果较好,具有一定的使用价值。

对于自动评分和用户所选择的分数相差较大的评价文字进行了分析,主要有以下四个原因:

- (1)网络语言的影响,比如“给力”、“山寨”。
- (2)用户使用了谐音字或者方言文字。
- (3)用户在评价时使用了较多的错别字。
- (4)极个别用户的评价是恶意评价。

6 结束语

本文对用户的评价内容进行情感倾向分析,提出了一种自动评分的方法;提出了一种适合情感倾向判断的词语相似度计算方法。考虑到了程度副词以及否定词对情感倾向程度以及情感方向的影响,利用 UCINET 社会网络仿真软件,从知网所提供的正面情感词和负面情感词中选择出较适合作为基准词的情感词。由于网络语言的不规范性,用户评价内容经常会出现一些词典中不存在的一些词语,以后的研究中,将进一步考虑这些未登录词的语义对情感倾向度的影响。

参考文献:

[1] Yao Tian-fang, Nie Qing-yang, Li Jian-chao, et al. An opinion mining system for Chinese automobile reviews[C]//Proc of the 50th Anniversary Conference of Chinese Information Society,2006:260-281. (in Chinese)

[2] Chaovalit P, Zhou L. Movie review mining: A comparison between supervised and unsupervised classification approaches[C]//Proc of the 38th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, 2005:112.

[3] Pang B, Lee L. A sentimental education sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts[C] //Proc of the 42nd Meeting of the Association for Computational Languages, 2004:271-278.

[4] Ye Q, Shi W, Li Y J. Sentiment classification for reviews: Comparison between SVM and semantic approaches[C] // Proc of the 4th International Conference on Machine and Cybernetics, 2005:341-346.

[5] Ye Q, Shi W, Li Y J. Sentiment classification for movie reviews in Chinese by improved semantic oriented approach[C] //Proc of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences, 2006:53-60.

[6] Cai Jian-ping, Wang lin-lin, Lin shi-ping. Analysis of words and sentence polarity based on machine learning [C] //Proc of the 12th Academic Annual Meeting of Chinese Association for Artificial Intelligence: the first part, 2007: 829-833. (in Chinese)

[7] Bai Ge, Zuo Wan-li, Zhao Qian-kun, et al. Sentiment classification for Chinese reviews with machine learning[J]. Journal of Jilin University,2009,47(6):1260-1263. (in Chinese)

[8] Tang Hui-feng, Tan Song-bo, Cheng Xue-qi. Research on sentiment classification of Chinese reviews based on supervised machine learning techniques[J]. Journal of Chinese Informa-

- tion Processing, 2007, 21(6):55-94. (in Chinese)
- [9] Whitelaw C, Garg N, Argamon S. Using appraisal groups for sentiment analysis[C]//Proc of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2005:625-631.
- [10] Li Yi-hong, Jiang Xiu-feng. Opinion analysis of the Chinese sentence[J]. Journal of Fuzhou University, 2010, 38(4): 504-508. (in Chinese)
- [11] Zhu Yan-lan, Min Jin, Zhou Ya-qian, et al. Semantic orientation computing based on HowNet[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2006, 20(1):14-20. (in Chinese)
- [12] Dang Lei, Zhang Lei. Method of discriminant for Chinese sentence sentiment orientation based on HowNet[J]. Application Research of Computers, 2010, 27(4):1370-1372. (in Chinese)
- [13] Liu Qun, Li Su-jian. Semantic similarity calculation of words based on hownet[C]//Proc of the 3rd Chinese Lexical Semantics Symposium, 2002:1. (in Chinese)
- [14] Dong Zhen-dong, Dong Qiang. Hownet[DB/OL]. [2013-03-15]. <http://www.keenage.com>. (in Chinese)
- [15] Ping liang, Zong Li-yong. Research on microblog information dissemination based on SNA centrality analysis[J]. Document, Informaiton & Knowledge, 2010(6):92-97. (in Chinese)

附中文参考文献:

- [1] 姚天防, 聂青阳, 李建超, 等. 一个用于汉语汽车评论的意见挖掘系统[C]//中国中文信息学会 25 周年学术会议, 2006: 260-281.
- [6] 蔡健平, 王琳琳, 林世平. 基于机器学习的词语和句子极性分析[C]//中国人工智能学会第 12 届全国学术年会论文集: 上集, 2007:829-833.
- [7] 白鸽, 左万利, 赵乾坤, 等. 使用机器学习对汉语评论进行情感分类[J]. 吉林大学学报, 2009, 47(6):1260-1263.
- [8] 唐慧丰, 谭松波, 程学旗. 基于监督学习的中文情感分类技术比较研究[J]. 中文信息学报, 2007, 21(6):55-94.
- [10] 李艺红, 蒋秀凤. 中文句子倾向性分析[J]. 福州大学学报, 2010, 38(4):504-508.

- [11] 朱嫣岚, 闵锦, 周雅倩, 等. 基于 HowNet 的词汇语义倾向计算[J]. 中文信息学报, 2006, 20(1):14-20.
- [12] 党蕾, 张蕾. 一种基于知网的中文句子情感倾向判别方法[J]. 计算机应用研究, 2010, 27(4):1370-1372.
- [13] 刘群, 李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度的计算[C]//第三届汉语词汇语义学研讨会, 2002:1.
- [14] 董振东, 董强. 知网[DB/OL]. [2013-03-15]. <http://www.keenage.com>.
- [15] 平亮, 宗利永. 基于社会网络中心性分析的微博信息传播研究[J]. 图书情报知识, 2010(6):92-97.

作者简介:



程传鹏(1977-), 男, 河南信阳人, 硕士, 讲师, CCF 会员(E200029245M), 研究方向为自然语言处理和机器学习。E-mail: cheng8444@sina.com

CHENG Chuan-peng, born in 1977, MS, lecturer, CCF member(E200029245M), his research interests include natural language processing, and machine learning.



吴婷(1981-), 女, 河南郑州人, 硕士, 讲师, 研究方向为网络安全和机器学习。E-mail: Wuting@zut.edu.cn

WU Ting, born in 1981, MS, lecturer, her research interests include network security, and machine learning.



胡恩良(1975-), 男, 云南大理人, 博士, 副教授, 研究方向为机器学习。E-mail: humath@ynnu.edu.cn

HU En-liang, born in 1975, PhD, associate professor, his research interest includes machine learning.