

基于情感词典与语义规则的微博情感分析*

陈国兰

(南京邮电大学图书馆 江苏南京 210003)

摘要:[目的/意义]基于机器学习的中文微博情感分析方法存在处理过程复杂、判断准确率低等问题,探讨新的情感分析方法对该领域研究有实际意义。[方法/过程]首先基于已有的开源情感词典和微博文本的特点,构建一个适合微博文本分析的情感词典;然后基于常见的微博情感句,以微博情感词为中心,对微博文本进行情感语义规则分析,进而提出微博语句文本的情感计算方法;最后基于已标注的微博语料,构建相关词典,包括程度副词词典、否定词词典、关系连词词典。[结果/结论]通过与支持向量机(SVM)的情感分类方法进行实验对比,证明本研究提出的微博情感分析方法的适用性较强。

关键词:微博;微博文本;情感分析;情感词典;语义规则;句级情感分析

中图分类号:G250.23

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1005-8095.2016.02.001

Microblog Sentiment Analysis Basing on Emotion Dictionary and Semantic Rule

Chen Guolan

(Nanjing University of Posts and Telecommunications Library, Nanjing Jiangsu 210003)

Abstract: [Purpose/significance] Machine learning-based Chinese microblog sentiment analysis has issues in complex process and low correct rate of judgments, and discussing new emotion analysis method is of practical significance for research in this field. [Method/process] The paper firstly bases on existing open-source emotion dictionary and characteristics of microblog text, constructs an emotion dictionary suitable for microblog text analysis; then it bases on common micro-blog sentiment sentences and takes microblog emotional words as the center, to analyse microblog text's emotion semantic rule, and puts forward emotion calculation method of microblog statement text; lastly it bases on annotated microblog corpus to construct related dictionaries including of degree adverbs dictionary, negative words dictionary, and relation conjunctions dictionary. [Result/conclusion] Experimental comparison between it with sentiment classification method of SVM shows that microblog emotion analysis proposed in this study is more suitable.

Keywords: microblog; microblog text; emotion analysis; emotion dictionary; semantic rule; sentence-level emotion analysis

0 引言

微博自出现以来,由于其可以自由表达观点、抒发情感而成为使用人数最多的社交工具。由于微博的评论文本中包含大量情感信息和观点,具有极大的利用价值,因此针对微博文本的情感分析成为微博研究领域的一大热点^[1]。

基于文本的情感分析是一个交叉学科的研究,它涉及自然语言处理、数据库、信息检索、数据挖掘、人工智能等多个领域^[2]。根据文本粒度不同,情感分析主要从4个方面进行,即词级情感分析、句级情感分析、篇章级情感分析以及话题级情感分析^[3]。

本文研究的是句级情感分析。当前常用的情感

分析方法主要有2种:

(1)基于情感词典的分析^[4-5]。该方法是基于构建的情感词典,抽取微博文本中的情感特征词,进而计算微博文本的情感倾向。最早构造的情感词典通常带有领域性,像Tong^[6]对影评领域相关的词汇进行情感标记,构建了影评情感词典。为解决情感词典的领域问题,常见的研究方法是基于Hownet或Wordnet词间的同义、近义关系来判断新词的情感极性。Tumey等人^[7]选取合适的情感基础词,利用点互信息(PMI)计算文本中其他词语与基础词的相关度来判断情感新词的情感极性。杜嘉忠等^[8]提出一种基于领域专用情感词的网络评论情感分析方法,对

收稿日期:2015-09-14

* 本文系江苏省教育厅高校哲社基金项目“众包模式下知识转移的实现机制研究”(项目编号:2014SJB025);南京邮电大学党建与思想政治教育研究校级规划项目“微博时代高校网络舆情的监测与引导——以南京邮电大学为例”(项目编号:XC214020)成果之一。

作者简介:陈国兰(1981—),女,馆员,硕士,研究方向为数据挖掘、信息处理。

专用情感词和通用情感词进行分类管理,使得情感分析结果更科学。总的来说,基于情感词典进行文本情感分析,主要依赖情感词典的构造。情感词典的覆盖率在一定程度上决定了情感分类的效果。对于微博这类短文本而言,如果构造的情感词典规模较小,就会遗漏很多情感词,无法准确识别文本的情感倾向;同样,如果情感词典范围太大区分性不强,也会造成情感分析结果的错误。

(2)基于机器学习的情感分类方法^[9-10]。这种方法与文本分类不同的是特征提取时要选取那些含有情感色彩的情感词作为特征词。目前较成熟的机器学习方法有朴素贝叶斯(NB)^[11]、支持向量机(SVM)^[12]和最大熵模型^[13]。这3种机器学习方法各有优势,但从实验结果来看,SVM方法较其他2种方法分类效果较好,所以在情感分析领域得到比较广泛的应用。基于机器学习方法的情感分析虽然克服了情感词稀疏的影响,但目标文本的分类效果却要依赖于训练文本的选择以及正确的情感标注。另外,文本情感分析与文本分类最大的不同是具有语义的上下文相关性,采用机器学习的分类方法容易忽视语句的上下文联系。因此对文本情感分析结合情感词语的语义特征和上下文相关性将更为合理。

基于以上分析,本文结合微博语句的语义特征,对微博文本的情感分析采用基于情感词典和语义规则相结合的分析方法。

1 中文情感词典的构建

目前,微博文本情感分析领域还没有一部通用且完整的情感词典。同时受语境迁移的影响,现有大

多数情感词典在微博情感分析中的应用都存在情感覆盖面不足、分类效果差的缺点。

鉴于此,本文首先对目前较为流行且成熟的开源情感词典资源进行整理和归纳,构建一个基础的情感词集,同时结合微博的文本特性构建微博网络用语情感词典和微博表情符号情感词典。

1.1 基于开源情感词典构建基础情感词典


目前比较成熟的开源情感词典有HowNet中英文情感词典、台湾大学的NTUSD(中文情感极性词典)、大连理工大学的中文情感词汇本体库。以上3个中文情感词典中,大连理工大学情感词汇本体库的词语较为全面,不仅标注词语词性,对词语的情感强度和情感极性都有描述,可以直接使用在微博文本的情感计算中。

情感词汇本体中的词性种类一共分为7类,分别是:名词(noun)、动词(verb)、形容词(adj)、副词(adv)、网络词语(nw)、成语(idiom)、介词短语(preposition)。每个词在每一类情感下都对应了一个极性。其中,0代表中性,1代表褒义,2代表贬义,3代表兼有褒贬两性。一个情感词可能对应多个情感;辅助情感为该情感词在具有主要情感分类的同时含有其他情感分类。另外,同一个情感词在不同的情感分类中极性也可能不同。像“老夫子”,这个词在情感分类——尊敬(PD)类中代表褒义,极性为1;在辅助情感分类——贬责(NN)中代表贬义,极性为2。其情感强度分为1,3,5,7,9五档,9表示强度最大,1为强度最小。具体示例见表1。

表1 情感词汇本体格式举例

词语	词性种类	情感分类	强度	极性	辅助情感分类	强度	极性
无所畏惧	idiom	PH	7	1			
老夫子	noun	PD	7	1	NN	7	2
荣耀	adj	PH	9	1	PD	7	0
言过其实	idiom	NN	5	2			

1.2 微博表情符号情感词典

基于微博文本的随意特性,较多用户直接用微博表情来表达情绪,倘若某条微博语料存在表情符号,那么即使不看微博文本内容,我们也可以通过表情符号判断发布者的情感倾向。表情符号的表现形式规范化,作为情感特征判别也比较容易和明确。因此构建微博的情感词典,必须考虑微博的表情符号这一重要特征。如表情符号,其抓取到的微博文本中表示为“怒”,代表了一种负面情绪,我们将它列

为负面情感词典。诸如此类,本文从新浪微博抽取了72种常见的表情符号,并给予人工标注,最后定义22个正向情感符号加入正面情感词典,26个负面情感符号加入负面情感词典,24个中性情感符号。对包含表情符号的微博文本,本文按照如下规则进行情感极性判别:

(1)正面情感符号个数>负面情感符号个数,情感倾向判别为正向情感;

(2)正面情感符号个数=负面情感符号个数,

情感倾向判别为中性情感;

(3)正面情感符号个数<负面情感符号个数,情感倾向判别为负向情感。

1.3 微博网络用语情感词典

网络用语情感词典主要指一些网络新词表达的情感。基于微博文本非正式、口语化的特点,网络用语在微博正文中非常普遍,通常传统的情感字典里不包含此类词语,但在微博情感倾向性判断过程中却有着很重要的作用。因此构建常见网络用语情感词典对正确分析微博情感倾向有很大帮助。

本文对网络新词的收集,主要来源于 2 个部分:一是百度百科的“网络新词”^[14]和搜狗百科的“网络新词”^[15]。虽然两部分新词有较多重叠,但是能得到比较好的网络新词覆盖率。本文对其中的网络新词采取人工情感标注,共得到 65 个新词加入正面情感词典,117 个网络新词加入负面情感词典。示例见表 2。

表 2 网络用语情感词典

网络用语词典类型	个数/个	举例
正面情感词典	65	口耐(可爱)、稀饭(喜欢)、白骨精
负面情感词典	117	SJB(神经病)、白烂、恶趣味、废柴、尼妈

2 微博语句情感分析

2.1 子句的情感值计算

一条语句情感倾向的判别不仅依赖情感词典,还包括对情感修饰词的分析,像一些程度副词、否定词、转折连词等都影响着整个文本情感特征的判别。因此本文人工挑选 500 条微博情感语句进行情感标注,以情感词为中心,对情感表达倾向有关的常见组合规则总结如下:

(1)只依赖情感词的情感极性和强度。例:“这是一件开心的事。”情感判别只与情感词“开心”保持极性和强度一致。

(2)情感词前面出现否定词,则情感倾向与否定词的个数相关,如果否定词个数为单数,则情感倾向与情感词的极性相反,反之与情感词极性一致。例:“这个情况不乐观。”其情感倾向就与“乐观”的情感极性相反。

(3)情感词前面出现程度副词,则情感倾向与情感词保持一致,但情感极性值则根据程度副词的情况给以增强或者减弱。例:“这个情况极其恶劣。”其情感极性值在情感词“恶劣”的基础上给以增强。

(4)情感词前面否定词和程度副词共同出现,则

情感倾向与情感词的极性相反,但情感极值则根据程度副词的出现位置分 2 种情况:一种是程度副词出现在否定词前面,则对情感极值起增强作用;一种是否定词出现在程度副词前面,则对情感极值起减弱作用。例:“这个事情不太容易”和“这个事情太不容易”,两句都表示不容易,情感倾向与“容易”相反,但情感强度“不太容易”比“太不容易”弱得多。

(5)情感词前面出现反问副词,则与否定词类似,其情感倾向与情感词的极性相反,且对情感极值起增强作用。例:“难道这就算优秀人才?”其情感极性与“优秀”相反,其情感强度比“不优秀”要强。

综上所述,这些情感词组合规则涵盖大部分微博语句情感倾向的表达。为了计算微博语句的情感值,需要把以上特征转化成可计算的内容。本文计算过程中把其中情感词的情感值由前面收集的情感词典确定,否定词以(-1)作为权值,程度副词依据程度级别的加强或减弱,我们分别给予 0.5、1.0、1.5、2.0 的 4 个级别的赋值加权;反问副词与否定词类似,以(-1)作为权值。最终假定我们用 S 代表以上组合的情感值,用 V 代表各个情感词的情感强度值,用 M 代表程度副词的权值,以上各组合模式的情感值计算如表 3 所示。

表 3 常用组合规则的情感计算公式

序号	组合	公式
1	情感词	$S=V$
2	否定词+情感词	$S=(-1)^N*V$ (其中 N 代表否定词的个数)
3	否定词+程度副词+情感词	$S=(-1)^N*M*V*0.5$ (其中 N 代表否定词的个数)
4	程度副词+否定词+情感词	$S=(-1)^N*M*V*2$ (其中 N 代表否定词的个数)
5	反问副词+情感词	$S=(-1)*V*2$

因此对一条子句的情感值计算的主要规则如下:

- (1)对并列情感词的情感值采用加法法则;
- (2)对副词与其修饰的情感词采用乘法法则;
- (3)对不同组合的情感值应用加法法则得到整个字句的情感倾向。

一个子句的情感极性公式如下:

$$E=\sum_{i=1}^n S_i$$

(1)

其中 S_i 代表第 i 个组合的情感值。

2.2 整句的情感值计算

虽然微博整句的情感计算主要依赖各子句的情

感值,但是并非简单的加权求和。本文把常见的影响整句情感判别的各子句间的关系总结如下:

(1)子句间出现“不仅”“甚至”等递进关系连词,则递进关系连词后的子句所表达的情感强度加强。计算过程中,两子句的情感极性跟连词后的子句情感极性保持不变,但情感强度加强。

(2)子句间出现“然而”“可是”等转折关系连词,则两子句间的情感极性是相反的。计算过程中,两子句的情感极性与转折词后的子句情感极性相同,但情感强度有所减弱。

(3)子句间出现“因此”“于是”等因果关系连词,两子句表达的情感极性相同。计算过程中,两子句的情感极性与因果关系词后的子句情感极性相同,但情感强度有所加强。

(4)子句间出现“尽管”“就算”等让步关系连词,则两子句间的情感极性是相反的。计算过程中,两子句的情感极性与让步词后的子句情感极性相同,但情感强度有所加强。

综上所述,由连词连接的两子句,其整体情感极性与连词后的字句极性相同,但情感值根据连词不同而有所加强或减弱。假设字句 A,连词字句 B,其中 E_A 代表 A 句的情感值, E_B 代表 B 句的情感值,X 代表连词影响权重。则两字句间的情感值计算 C 如下:

$$C=E_B * X \quad (2)$$

其中 X 值设定如表 4 所示。

表 4 连词权重表

序号	连词属性	影响权重
1	递进关系	2
2	转折关系	0.5
3	因果关系	1.5
4	让步关系	1.5

3 相关词典的构建

3.1 程度副词词典的构建

由于程度副词在带有情感倾向性的微博文本中有比较高的出现概率,且程度副词通常只用于修饰情感词,能对情感词起到增强或减弱的作用,但通常不改变情感词的极性。因此本文选取大量已标注的训练语料,对其进行预处理,如果其情感极性与情感词的极性保持一致,则抽取情感词左边相邻的副词加入程度副词词典。其中情感词主要基于前面我们已经构造的微博基础情感词典。主要算法描述如下:

输入:已标注情感极性的微博语料 F,微博基础

情感词典 WD;

输出:程度副词词典 CW。

步骤一:逐条输入已标注情感极性的微博语料,基于微博情感词典抽取情感词,如果微博语料极性与情感词极性相同,则将此条微博语料转入步骤 2,否则重复步骤 1;

步骤二:将此微博语料输入 NLPPIR 系统分词预处理,得到标有词性的 N 个词 W_1 到 W_n ;

步骤三:对 i 从 1 到 N 进行判断, $W_i \in WD$,且 W_{i-1} 是副词,则 W_{i-1} 加入 CW,否则 i+1,重复步骤 3;

步骤四:输出 CW。

本文对抽取的程度副词词典人工进一步筛选和补充,并根据其修饰的程度将其分为 4 个级别如表 5 所示。

表 5 程度副词表示例

序号	级别	词语	权值
1	最高级	非常、极其、太、绝对、最、倍加、极度等	2
2	较高级	多么、格外、非常、特别、更加、愈发等	1.5
3	比较级	比较、还、还算、较为、有些、挺等	1.1
4	较低级	丝毫、轻度、不甚、相对、略微、稍许等	0.8

3.2 否定词典的构造

本文对否定副词的抽取,是基于否定词会对文本的情感极性起到相反作用。抽取的方法与程度副词的抽取方法类似,也是选取已经标注好情感极性的微博语料,挑选情感极性与情感词相反的语料进行分析,进而抽取否定词加入否定词典。主要抽取算法描述如下:

输入:已标注情感极性的微博语料 F,微博基础情感词典 WD,程度副词词典 CW;

输出:否定副词词典 NW。

步骤一:逐条输入已标注情感极性的微博语料,基于微博情感词典抽取情感词,如果微博语料极性与情感词极性相反,则将此条微博语料转入步骤 2,否则重复步骤 1;

步骤二:将此微博语料输入 NLPPIR 系统分词预处理,得到标有词性的 N 个词 W_1 到 W_n ;

步骤三:对 i 从 1 到 N 进行判断,假如 $W_i \in WD$,且 W_{i-1} 是副词,如果 $W_{i-1} \in CW$,则转步骤 4,否则 W_{i-1} 加入 NW;

步骤四:如果 W_{i-2} 是副词,则 W_{i-2} 加入 NW;

步骤五:输出 NW。

抽取否定词典与程度副词词典不同的是,否定副词可能在程度副词的前面,也可能直接在情感词

的前面,它都对整个文本的情感极性产生作用。因此本文借助前面抽取的程度副词词典进行排除判断,进而对抽取的否定词典作进一步人工筛选和补充,最后得到 25 个否定词加入否定词典。

3.3 连词词典的构建

本文对连词的抽取,主要是为了对微博整句的情感判断起到辅助作用。连词是指句子跟句子之间的连接词,本文已将连接词总结为递进关系连词、转折关系连词、因果关系连词、让步关系连词等。其中,递进关系连词和因果关系连词,连词前后的情感极性相同;而转折关系连词和让步关系连词,连词前后的情感极性相反。主要抽取算法描述如下:

输入:已标注情感极性的微博语料 F,微博基础情感词典 WD;

输出:递进和因果连词词典 DDW,转折和让步连词词典 ZZW。

步骤一:逐条输入已标注情感极性的微博语料,将此微博语料输入 NLPiR 系统分词预处理,得到标有词性的 N 个词 W_1 到 W_n ;

步骤二:;从 W_1 到 W_n 进行判断,假如 W_i, W_j 属于 WD,且 W_i, W_j 极性相同,则抽取句子中 W_i, W_j 中间的连词加入到递进和因果连词词典 DDW;

步骤三:假如 W_i, W_j 极性相反,则抽取句子中 W_i, W_j 中间的连词加入到转折和让步连词词典 ZZW;

步骤四:输出 DDW 和 ZZW。

最后对抽取的连词词典 DDW 和 ZZW 进行人工筛选和补充,把 DDW 分成递进连词和因果连词;把 ZZW 分成转折连词和让步连词,最后建立连词词表,其示例见表 6。

表 6 连词词表示例		
连词属性	词语	权值
递进	并、并且、而且、同、及、况且等	2
转折	但、但是、然而、可是、不过、却等	1.5
因果	因此、所以、要不是、于是等	1.5
让步	尽管、就算、即使、要不然等	0.5

4 实验与分析

本文对微博语句的情感分析采用的是基于情感词典和规则分析方法。本文构造的微博情感词典,是在开源的情感词典中文情感词汇本体库的基础上,添加了微博的表情情感词典和微博网络用语情感词典,最终构建了 23 651 个中文情感词,包括 9833 个正面情感词和 13 818 个负面情感词。

为了验证本文的微博语句情感分析的有效性,人工挑选了 500 条正面微博、500 条负面微博、500 条中性微博共 1500 条微博样本进行验证,验证结果如表 7、表 8 所示。

表 7 基于情感词典的情感分析识别结果			
样本	正面	负面	中性
正面微博	228	152	120
负面微博	172	253	75
中性微博	103	132	265

表 8 情感词典和规则结合的情感分析识别结果			
样本	正面	负面	中性
正面微博	365	88	47
负面微博	95	373	32
中性微博	68	80	352

对比表 7 和表 8 可以发现,仅仅基于情感词典的情感分析结果,准确率不高,因为中文表述的复杂性,在表述一样情感的时候,可能会先抑后扬,也可能先扬后抑,因此只有结合了情感规则后,情感分析结果的准确率才会大大提高。例“小姑娘对妈妈的怨念好深,字里行间淡淡忧伤,不过好可爱!”其中情感词有“怨念”“忧伤”“可爱”。如果仅仅基于情感词典,则语句的情感极性判别就为负性。但是如果结合情感规则,提取了“不过”这个转折连词,那么整句话的情感极性就与转折连词后的情感极性保持一致。因此本句的情感极性与“可爱”保持一致,情感极性为正性。

为了验证本文情感分析方法的有效性,本文选取了目前情感分析领域使用较广泛的支持向量机(SVM)^[16]的情感分类方法进行对比。其中 SVM 方法采用 NLP&CC 语料作为训练集,先训练出情感倾向性分类器,而后也对已标注情感的 1500 条微博语料进行分类。本文选取准确率作为其主要评价指标,对 SVM 分类后的结果,分别统计正面情感、负面情感、中性情感的准确率。最后将本文采用的方法与 SVM 方法进行的情感分析结果加以比对,如图 1 所示。

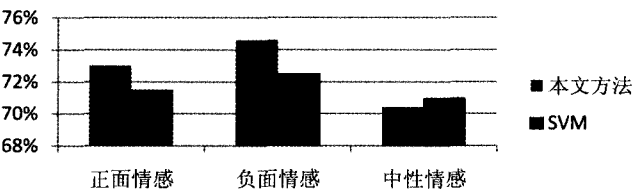


图 1 情感分析结果准确率对比

从图 1 可以看出,本文的微博文本情感分析方法,对正面情感和负面情感的分类均优于 SVM 方

法,这主要与中国人情绪表达比较含蓄有关。本文对部分常见的情感表达,给与了情感规则提取,说明这种方法是有用的。另外基于SVM的情感分析方法其中情感特征的选取,以及测试语料的选取,都会影响情感分类的结果,因此本文的方法适用性较强。

5 结论

本文在分析已有的情感分析研究方法的基础上,提出基于情感词典和语义规则相结合的情感分析方法。本文做的主要工作是基于已有的开源情感词典,结合微博文本的特点,构建了一个比较适合微博文本分析的情感词典;而后基于常见的中文情感语句表达,以情感词为中心,对微博文本进行情感语义规则提取;最后结合已标注的微博语料,构建了相关词典,包括程度副词词典、否定词词典和关系连词词典。最后用本文提出的方法对微博文本进行情感分析实验,并与SVM的情感分类方法进行对比,实验证明本文方法对正面情感和负面情感的判断准确率均更高,且适用性更强。

参考文献

- [1] 段建勇,谢宇超,张梅. 基于句法语义的网络舆论情感倾向性评价技术研究[J]. 情报杂志,2012,31(1):147-150.
- [2] 周立柱,贺宇凯,王建勇. 情感分析研究综述[J]. 计算机应用,2008,28(11):2725-2728.
- [3] 黄卫东,陈凌云,吴美蓉. 网络舆情话题情感演化研究[J]. 情报杂志,2014,33(1):102-106.
- [4] 郑毅. 基于情感词典的中文微博情感分析研究[D]. 广州:中山大学,2014.
- [5] 李钰. 微博情感词典的构建及其在微博情感分析中的应用研究[D]. 郑州:郑州大学,2014.
- [6] Tong R M. An Operational System for Detecting and Tracking Opinions in Online Discussion [C]. In: Working Notes of the ACM SIGIR 2001 Workshop on Operational Text Classification. New York: ACM, 2001: 1-6.
- [7] TURKEY P D. Thumbs up or thumbs down?—semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews [C]. // Proceedings of the 40th annual meeting on association for computational linguistics. Association for Computational Linguistics, 2002: 417-424.
- [8] 杜嘉忠,徐健,刘颖. 网络商品评论的特征:情感词本体构建与情感分析方法研究[J]. 现代图书情报技术,2014(5):74-82.
- [9] Bakliwala, Fosterj, Vanderpuijl, et al. Sentiment analysis of political tweets: towards an accurate classifier [C]. // Proceedings of NAACL workshop on Language Analysis in Social Media. Atlanta, GA, 2013: 49-58.
- [10] BARBOSAL, FENGJ. Robust sentiment detection on Twitter from biase and noisy data [C]. // Proceeding of the 23rd international Conference on Computational linguistics. Philadelphia, PA, USA: Association for computational linguistics, 2010: 36-44.
- [11] 林江豪,等. 一种基于朴素贝叶斯的微博情感分类[J]. 计算机工程与科学,2012,34(9):160-165.
- [12] 付丽娜,肖和,姬东鸿. 基于OC-SVM的新情感词识别[J]. 计算机应用研究,2015(32). 网络优先出版.
- [13] Pang B, Lee L. A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts [C]. // Proceedings of the 42nd annual meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 2004: 264-271.
- [14] 百度百科. 网络新词 [EB/OL]. [2014-06-16]. <http://baike.baidu.com/>.
- [15] 搜狗百科. 网络新词 [EB/OL]. [2014-06-16]. <http://baike.sogou.com/>.
- [16] 陈培文,傅秀芬. 采用SVM方法的文本情感极性分类研究[J]. 广东工业大学学报,2014,31(3):95-101.

欢迎通过本刊管理平台投稿

《情报探索》期刊管理平台(<http://www.qbts.org/>)已正式开通运行。原先的投稿邮箱更换为本刊的联系邮箱,不再接受投稿邮箱。欢迎您通过期刊管理平台给本刊投稿。

《情报探索》编辑部

word版下载: <http://www.ixueshu.com>

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了:

- [1. 基于卷积记忆神经网络的微博短文本情感分析](#)
- [2. 微博情感营销](#)
- [3. 基于情感词典的中文微博情感分析研究](#)
- [4. 基于词典与机器学习的中文微博情感分析](#)
- [5. 结合情感词典与规则的微博情感极性分类方法](#)
- [6. 用于涉军网络舆情情感分析的情感词典构建](#)
- [7. 基于词典和规则集的中文微博情感分析](#)
- [8. 基于特征学习和情感词典的跨领域情感分类算法研究](#)
- [9. 基于关联规则挖掘和极性分析的商品评论情感词典构建](#)
- [10. 基于情感词典的中文微博情感分析模型研究](#)
- [11. 基于注意力机制的微博情感分析](#)
- [12. 基于Word2Vec和HowNet的情感词典构建方法](#)
- [13. 微博情感分析综述](#)
- [14. 基于扩展词典与语义规则的中文微博情感分析](#)
- [15. 基于情感词典的藏语文本句子情感分类](#)
- [16. “微博后”的“情感分裂症”](#)
- [17. 基于情感语义词典与PAD模型的中文微博情感分析](#)
- [18. 浅谈图像情感语义分析技术](#)
- [19. 基于语义特征的微博情感分析研究](#)
- [20. 基于条件随机场和情感词典的中文微博情感倾向性研究](#)
- [21. 结合情感词典与规则的微博情感极性分类方法](#)
- [22. 微博情感分析研究综述](#)
- [23. 语义规则在微博热点话题情感分析中的应用](#)
- [24. 基于情感词典的中文微博情感分析模型研究](#)
- [25. 结合情感词典与规则的微博情感极性分类方法](#)

- [26. 基于词典与机器学习的中文微博情感分析研究](#)
- [27. 基于情感词典的藏文微博情感分析研究](#)
- [28. 基于情感词典与机器学习的旅游网络评价情感分析研究](#)
- [29. 情感与规则](#)
- [30. 基于情感词典与语义规则的微博情感分析](#)
- [31. 2008、2009情感词典](#)
- [32. 基于微博特性的情感营销分析](#)
- [33. 基于词典与机器学习的藏文微博情感分析研究](#)
- [34. 论视觉形态情感语义的构成](#)
- [35. 基于微博特性的情感营销分析](#)
- [36. 基于语义空间的藏文微博情感分析方法](#)
- [37. 基于情感词典与LDA模型的股市文本情感分析](#)
- [38. 基于语义空间的藏文微博情感分析方法](#)
- [39. 基于融合特征的旗袍图像情感语义注释](#)
- [40. 基于情感词语义的中文微博情感挖掘](#)
- [41. 基于情感语义词典与PAD模型的中文微博情感分析](#)
- [42. 微博广告中的情感优势](#)
- [43. 微博:情感营销新阵地](#)
- [44. 基于中文微博的情感词典构建及分类方法磁](#)
- [45. 基于表情词典的中文微博情感分析模型研究](#)
- [46. 情感语义下的钢琴教学探析](#)
- [47. 语义规则与表情加权融合的微博情感分析方法](#)
- [48. 情感语义下的钢琴教学浅析](#)
- [49. 基于情感词典方法的情感倾向性分析](#)
- [50. 基于领域情感词典的中文微博情感分析](#)