

## 基于语义特征和本体的语篇情感计算

徐琳宏 林鸿飞

(大连理工大学计算机科学与工程系 大连 116024)

(hflin@dlut.edu.cn)

### Discourse Affective Computing Based on Semantic Features and Ontology

Xu Linhong and Lin Hongfei

(Department of Computer Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024)

**Abstract** Affective analysis in discourse is beginning in China. Firstly, sentences are classified by their affective complexity, and they are simple sentence with single emotional word, simple sentence with multiple emotional words, and complicated sentence with multiple emotional words. And then taking lexicons and structure of sentences into consideration, nine semantic features which could affect the emotion of sentences are extracted, and they are added to CRF (condition random field) to analyze the discourse emotion based on the affective lexicon ontology and sentence analysis. Finally, affective structure of the discourse is evaluated with two different methods.

**Key words** semantic feature; affective computing; ontology; condition random field

**摘 要** 目前在国内外语篇级情感计算的研究刚刚起步。首先按表达情感的复杂度将句子划分为单情感词的简单句、多情感词的简单句和多情感词的复杂句 3 种。然后从句子的词汇和结构两方面考虑提取影响语句的情感色彩的 9 个语义特征,并在已有的情感词汇本体和句子级关键情感词汇识别的基础上将语义特征加入到条件随机域中。最后对文章的情感结构采用两种不同的评估方法,分别评测结果的标注正确率和情感的连贯性。

**关键词** 语义特征;情感计算;本体;条件随机域

中图法分类号 TP391

## 1 引 言

### 1.1 情感计算的应用

美国 MIT 实验室的 Picard 教授于 1997 年在她的专著——“Affective Computing(情感计算)”一书中定义“情感计算是与情感相关,来源于情感或者能对情感施加影响的计算”<sup>[1]</sup>。

情感计算的研究成果在许多方面都有广阔的应用前景,如教育辅助软件,可视化的心理学系统,当然也可以应用在机器人、智能玩具和游戏等产业中。

随着 Internet 的发展,以文本形式出现的信息越来越多,逐渐成为我们最容易获取也是最为丰富的一种交互资源,然而在文本的情感分析方面的研究较少。

### 1.2 国内外的发展现状

2000 年 Subasic 等人提出利用模糊语义识别的方法分析文本的情感,指出利用词汇的歧义而不是主动消除它<sup>[2]</sup>。2003 年麻省理工学院的 Liu 等人提出通过文章的情感分析得出文章的可视化情感结构<sup>[3]</sup>。2004 年东京大学的 Wang 等人使用生理信号的传感器和动画文本实现在线交流情感<sup>[4]</sup>。2005 年

收稿日期:2007-03-05

基金项目:国家自然科学基金项目(60373095, 60673039);国家“八六三”高技术研究发展计划基金项目(2006AA01Z151)

东京大学的 Ma 等人利用简单的句法分析与多种方式的组合分析文章的情感<sup>[5]</sup>。2005 年日本德岛大学任福继等人基于结构化的情感知识库来识别文本的情感<sup>[6]</sup>。在国内,情感计算的研究较少,大部分集中在脸谱和声音的处理上,文本方面的研究就更少了。2003 年北京师范大学的许小颖等人提出了汉语的情感划分的研究,并对部分情感词汇做了详细的分类<sup>[7]</sup>。北京广播学院的乐明等人探讨了语篇情感计算与评估理论<sup>[8]</sup>。

### 1.3 本文的主要思想及内容安排

本文的主要思想是以情感词汇本体为基础,首先识别单句的情感,根据情感表达方式的不同将单句划分为 3 种类型,并从中抽取多个语义特征加入到条件随机域中,进而获取整篇的情感结构。第 2 节详细地介绍了情感词汇本体的情况;第 3 节阐述了情感分析模型;第 4 节介绍了 2 种语篇情感的评估方法及其优缺点;最后,第 5 节给出了实验的步骤、结果及分析。

## 2 情感词汇本体

情感词汇本体通过一个三元组来描述:

$$Lexicon = (B, R, E),$$

其中,  $B$  表示词汇的基本信息,主要包括编号、词条、对应英文、词性、录入者和版本信息。  $R$  代表词汇之间的同义关系,即表示该词汇与哪些词汇有同义的关系。该部分主要参考哈尔滨工业大学的同义词词林,从同义词中人工挑选具有情感色彩的词汇录入,然后修改具有同义关系的一组词的“syn”域,以记录情感词汇之间的同义和近义关系。  $E$  代表词汇的情感信息,是情感词汇描述框架中比较重要的一部分。

上述的描述框架包含了词汇的静态和动态两方面的属性,并从定量和定性两方面表示词汇的情感信息,为以后段落乃至篇章级的情感分析和褒贬义识别提供更多的参考。

情感词汇本体共有词条 5943 条,目前词汇本体的建设工作还在继续进行中,我们计划加入更多的语义资源来丰富词汇本体,预计总词汇量将达到一万词以上。

## 3 情感分析模型

句子是构成语篇的基本单位,要分析一篇文章

的情感结构,首先处理每个句子是必不可少的。所以我们的情感分析模型分两个级别来说明。

### 3.1 句子级的情感分析

本文根据情感表达的复杂度把句子划分为 3 种类型,分别是单情感词的简单句、多情感词的简单句和多情感词的复杂句。

单情感词的简单句就是指只包含一个情感词汇的简单句。例如“可他总觉得禾苗一点儿也没有长,心里十分焦急。”《揠苗助长》

多情感词的简单句是指包含多个情感词汇,但句子结构还是比较简单,不包含复杂的转折等连词。例如:“人们心情沉痛,目光随着灵车移动。好像有谁在无声地指挥,老人、青年、小孩,都不约而同地站直了身体,摘下帽子,眼睁睁地望着灵车,哭泣着,顾不得擦去腮边的泪水。”《十里长街送总理》

多情感词的复杂句,与前面的简单句相比,复杂句是指包含多个连词,尤其是转折连词的句子,因为这样的语句通常表达的情感都有一个转折,或者是情感倾向上的转折,或者是情感主体的转折。例如,“奥克勒福大副和 3 名副拼命想维持秩序,但整个人群因为猝然而至的变故简直都象疯了似的,乱得不可开交。”《“诺曼底”号遇难记》

对各类语句采用不同的方法确定情感类型,总体上采用关键词识别的方法。

### 3.2 语篇级的情感分析

因为一篇文章通常都比较大,表达的情感也是多样的。所以本文所说的语篇级情感分析不是指分析整篇文章属于某种情感,而是指在整篇文章的范围内标注文章中每个句子的情感,即将每个句子都放到整篇文章大范围的语境中考虑它的情感色彩,而不是只单纯的理解单独的句子。通过每个句子的标注最终得到文章的情感结构。本文利用条件随机域来实现语篇中每个句子的情感分析。

#### 3.2.1 语义特征

本文所说的语义特征主要是指句子和词汇级的特征。将整篇文章看做一个观察值的序列,选择文章中的每个单独的句子作为观察值。因为句子的重复几率不像词那么多,所以不能单纯地选择整个句子作为特征。为了防止特征稀疏,更好地代表句子中的情感信息,本文选择了以下语义特征代表句子中的情感信息:

1) 情感词汇特征,选择句中的所有的情感词汇作为特征,情感词汇的判断就是依据第 2.2 节中提到的情感词汇本体,包含在其中的则为情感词汇。

2) 情感类别特征, 计算每类情感词汇出现的频率, 选择出现频率最高的一类的作为该句的情感类别特征。

3) 否定词特征, 因为否定词的存在影响句中情感词汇的情感类别, 所以本文首先根据否定定义原从知网中选择了 18 个常用的否定词, 并处理了出现在否定词一定窗口内的情感词汇。

4) 句子间连接词特征, 主要是指该句与上句之间的连接词, 而不是指句中的连接词, 因为句中的连接词已经在第 3.1 节句子级的情感分析中处理过了。而句子间的转折连词多表示意思上的转折, 从情感的角度看, 也就是情感迁移(由一种情感转变为另一种情感)的概率加大。

5) 句类特征, 句子从语气角度看, 一般分为陈述句、祈使句、疑问句和感叹句 4 类<sup>[9]</sup>。不同的句类包含有不同的感情色彩, 例如疑问句多表示疑问的感情色彩, 而陈述句一般表示平静的感情。感叹句描述的感情色彩比较复杂, 王力在《中国现代语法》“语气”篇中, 把“不平语气”和“论理语气”称为感叹语气, 并提出“不平语气”表示不平、怨望、感慨、不耐烦等等情绪<sup>[10]</sup>。所以通过感叹句的特征, 可以标志该句具有感情色彩, 一般不会是平静的感情。在句类的划分上本文主要利用标点符号和副词, 例如判别感叹句时根据 Viviane Alleton 在《现代汉语中的感叹语气》中提出的标准, 他认为汉语感叹句最常用的句段标志是副词和结尾助词。汉语感叹句最常用的标志是: 多(么)、这么、那么、好、真、表示对立的副词“可”和结尾助词“啊”<sup>[11]</sup>。

6) 是否为文章的第 1 句, 因为文章的第 1 句的情感通常为平静, 尤其是句中不包含任何情感词汇的时候。

7) 句子的长度, 将句子按其长度划分为 5 类, 长度依次是 <10, <20, <40, <60 和 >60。

8) 句子的类别, 分为单情感词的简单句, 多情感词的简单句和多情感词的复杂句 3 类。

9) 句子重叠程度的特征。这个特征主要是针对短句, 一般当人们表现恐惧或慌类的感情时, 倾向于重复所说的语句。例如“救救我, 救救我”, “醒醒, 快醒醒”等。重叠特征就是通过重叠率(句中重复词/语句中的总词数)来表现的。

以上语义特征是从句子的词汇和结构两个角度出发, 其中 1)2)3)4) 是词汇方面的特征, 5)6)7)8)9) 是句子结构方面的特征。充分考虑到影响句子情感表达的各个方面, 力求能在语义范围内更丰富和

完整地体现各种情感类型的区别。

### 3.2.2 条件随机域

条件随机域 (conditional random fields) 是 Lafferty 等人在 2001 年新提出的一个分割和标注序列的框架。给定序列  $X$ , 标注序列为  $Y$  的概率公式如下<sup>[12]</sup>:

$$P_{\theta}(y|x) = \exp\left(\sum_{e \in E, k} \lambda_k f_k(e, y|_e, x) + \sum_{v \in V, k} u_k g_k(v, y|_v, x)\right), \quad (1)$$

这里  $x$  是观察值序列,  $y$  是标记序列,  $Y|_s$  表示子图  $S$  中和  $y$  相连的顶点。  $f_k$  和  $g_k$  都是预先设定的特征。

语篇中每个句子的情感标注正是序列标注的问题, 当前的情感受前面和以后情感的影响, 这也符合人类情感的变化方式, 也就是说情感本身有一定的转移规律, 用 CRFs 从整篇语料的角度来标注语句的情感既可以综合考虑人类情感的转移规律, 又可以把每个语句的感情色彩通过特征体现出来。

## 4 情感分析结果的评估

语篇级的情感评估目前还没有比较权威的评测方法, 然而好的评测方法可以将主要的问题暴露出来, 忽略那些非本质的问题。这样可以引导情感分析向更好的方向发展, 更快地提高标注的精确率。本文采用如下两种评估方法。

**方法 1. 单句评估法。**以句子为分割单位, 一篇文章中标注的正确的句子数除以整篇文章包含的总句子数:

$$P_i = \frac{\sum_{k=1}^m f(k)}{m}. \quad (2)$$

如果第  $k$  句标注正确, 函数  $f(k)$  的值为 1, 否则值为 0,  $m$  是语篇  $i$  中所有的句子总数,  $P_i$  是语篇  $i$  情感分析的准确率。CRFs 标注的结果的总正确率通过宏平均和微平均<sup>[13]</sup>两种方法来衡量。宏平均 ( $P_{ma}$ ) 即求各个情感类别准确率的平均值, 微平均 ( $P_{mi}$ ) 就是和式(2)类似, 用所有标注正确的句子除以句子的总数。

$$P_{ma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E_i, \quad (3)$$

$P_{ma}$  表示宏观准确率,  $E_i$  表示第  $i$  类情感的准确率,  $n$  表示情感类别数。

此种评测方法将每个句子孤立地进行评估,切断了句子间的情感接续关系,只能从单个句子的角度考虑正确率,而不能有效地评价整篇文章情感标注的质量和情感的连贯性。例如可能有如下的标注结果。

正确标注:“平静,快乐,快乐,快乐,喜爱,平静,快乐,喜爱”;

机器标注 1:“平静,快乐,快乐,快乐,喜爱,喜爱,喜爱,平静”;

机器标注 2:“平静,喜爱,快乐,喜爱,喜爱,喜爱,快乐,喜爱”。

可以看出虽然标注 1 和标注 2 都有 5 个标注正确的句子,但是标注 2 的结果在表达情感的连贯性方面就较差。所以在方法 1 之外,本文还采用了评估方法 2,来弥补和加强情感连贯性的评估。

方法 2. 多句联合评估法。参考机器翻译 BLEU 的评测方法<sup>[14]</sup>,以二元以上共现的词汇代表目标语言的流利程度。本文采用共现的多元情感在标准标注中匹配的准确率来衡量情感标注的连贯性:

$$C_d = \frac{\sum_i \sum_{k=1}^{m_i-d+1} f(k,d)}{\sum_i m_i} \quad (4)$$

式(4)中  $C_d$  表示  $d$  个连续句子的情感标注准确率,函数  $f(k,d)$  表示在文档中从  $k$  开始取  $d$  个标注的情感句与正确情感标注匹配,如果全相等则为 1,否则为 0;  $i$  表示第  $i$  篇文档,  $m_i$  表示第  $i$  篇文档的句子总数。

5 实验结果

本文采用的实验语料是人工标注小学教材(12册)、格林童话和电影剧本等共计 12709 个句子, 267670 字。其中训练语料 10043 句,测试预料 2666 句。

Baseline:从句子中提取情感词频最高的情感类型,作为语句的情感,进而得到整篇文章的情感标注结果。

CRFs:将上述第 3.2.2 节中介绍的特征组合,利用 CRFs 做整篇文章的情感标注。

CRFs1:将 9 个特征全部加入。

CRFs2:去掉句类特征,加入其余 8 个特征。

CRFs3:去掉情感词汇特征,加入其余 8 个特征。

CRFs4:去掉情感类别特征,加入其余 8 个特征。

CRFs5:不加入任何特征。

表 1 评估方法 1 的各组实验结果

类别名称	Baseline	CRFs1	CRFs2	CRFs3	CRFs4	CRFs5
喜	0.2994	0.3453	0.3373	0.3713	0.3433	0.1437
怒	0.0	0.0563	0.0141	0.0563	0.0	0.0
哀	0.2132	0.1765	0.1764	0.1397	0.0294	0.0
惧	0.0833	0.0417	0.0313	0.0417	0.0313	0.0
恶	0.0955	0.6235	0.0534	0.6264	0.6124	0.0028
惊	0.0588	0.0235	0.0235	0.0235	0.0118	0.0
平静	0.8508	0.8128	0.8684	0.7790	0.8255	0.9212
宏平均	0.2287	0.2971	0.2149	0.2911	0.2648	0.1525
微平均	0.5383	0.5941	0.5446	0.5795	0.5893	0.5184

由实验结果的微平均值可以看出,CRFs1 比直接通过情感词汇识别的方法高出 6%,从 CRFs 的几组实验对比可以得出几个特征所起的作用,CRFs5 没有加入任何特征,效果最差,比直接情感词汇识别的方法还低 2%。在加入特征的几组实验中,CRFs2 效果最低,可见句类特征对最终的实验效果影响较大。去除句类特征后,“恶”类的准确率明显下降,由 CRFs1 的 62%降低到了 5%,这是因为句类中的疑问句大部分是疑问类的情感,对这类情感的分类准确率贡献较大。其次影响比较大的特征是 CRFs3 中去除的情感词汇特征。原本预计对准确率影响加大的情感类别特征,只对实验结果有 1%左右的提高,这是因为情感类别的特征过于频繁,出现在平静类中的次数较多,使得判别的准确率下降。

由表 2 的实验结果可以看出,CRFs1 的微平均的准确率比直接情感词汇标注的准确率提高了 8%,评估方法 2 就是考察情感标注的连贯性的,可见 CRFs 的标注的结果比直接情感词汇标注的情感连贯性要好,因为 CRFs 的标注考虑到情感前后的转移概率,而直接情感词汇的标注割断了语句间的关系,所以从情感标注的连贯性上考虑,效果较差。

表 2 评估方法 2 的各组实验结果

评估方法	Baseline	CRFs1	CRFs2	CRFs3	CRFs4	CRFs5
$C_2(d=2)$	0.2884	0.3661	0.3090	0.3507	0.3675	0.3061
$C_3(d=3)$	0.1665	0.2404	0.1909	0.2269	0.2472	0.2007

6 结论及进一步的改进措施

本文采用两种方法逐句分析句子的情感,完成

语篇的情感计算. 从实验的结果看 CRFs 标注的方法总体上要好于直接情感词汇的标注方法, 无论是从微平均的准确率上还是情感的连贯性上都有一定的提高.

语篇的情感分析目前还处于刚刚起步的阶段, 这方面的资源还很少. 本文在语篇的情感计算进行了一些探讨, 期望对相关研究工作有所帮助.

### 参 考 文 献

- [1] R W Picard. *Affective Computing*. Cambridge, MA: MIT Press, 1997
- [2] P Subasic, A Huettner. Affect analysis of text using fuzzy semantic typing. *IEEE Trans on Fuzzy Systems*, 2000, 9(4): 483-496
- [3] Hugo Liu, Ted Selker, Henry Lieberman. Visualizing the affective structure of a text document. *Conf on Human Factors in Computing Systems(CHI'03)*, Fort Lauderdale, 2003
- [4] Hua Wang, Helmut Prendinger, Takeo Igarashi. Communicating emotions in online chat using physiological sensors and animated text. *Conf on Human Factors in Computing Systems(CHI'04)*, Vienna, Austria, 2004
- [5] Chunling Ma, Pending Helmut, Ishizuka Mitsuru. Emotion estimation and reasoning based on affective textual interaction. In: *Lecture Notes on Computer Science 3784*. Berlin: Springer, 2005. 622-628
- [6] Yu Zhang, Zhuoming Li, Fuji Ren, *et al.* Semi-automatic emotion recognition from textual input based on the constructed emotion thesaurus. *IEEE Conf on Natural Language Processing and Knowledge Engineering*, Wuhan, 2005
- [7] 许小颖, 陶建华. 汉语情感系统中情感划分的研究. 第一届中国情感计算及智能交互学术会议, 北京, 2003
- [8] 乐明. 评估理论与语篇情感计算. 第一届中国情感计算及智能交互学术会议, 北京, 2003
- [9] 张斌. *现代汉语句子*. 上海: 华东师范大学出版社, 2000
- [10] 王力. *中国现代语法*. 北京: 商务印书馆, 1985
- [11] [法]Viviane Alleton. 现代汉语中的感叹语气. 王秀丽, 译. *国外语言学*, 1992, (4): 17-22
- [12] John Lafferty, Andrew McCallum, Fernando Pereira. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In: *Proc of the 18th Int'l Conf on Machine Learning*. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2001. 282-289
- [13] 黄萱菁, 吴立德, 石崎洋之, 等. 独立于语种的文本分类方法. *中文信息学报*, 2000, 14(6): 1-7
- [14] 张剑, 吴际, 周明. 机器翻译评测的新进展. *中文信息学报*, 2003, 17(6): 1-8

徐琳宏 女, 1979 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为情感计算和中文信息处理.

林鸿飞 男, 1962 年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为搜索引擎、文本挖掘、情感计算和自然语言理解.