

# 中文否定句的情感倾向性分析

张志飞, 李颀, 卫志华, 苗夺谦

同济大学计算机科学与技术系, 上海, 201804

Email: tjzhifei@163.com

**摘要:** 文本情感倾向性分析是自然语言处理领域的热点问题, 旨在分析评论性文本中所表达的主观情感。本文主要研究了第五届中文倾向性分析评测的任务 1, 即基于否定句的句子级倾向性分析。首先, 构造了四种词表: 情感词表、否定词表、程度词表和连词词表; 然后利用前三个词表直接对每个子句中上下文无关的情感词计算情感值; 如果情感词是“好”, 采用 9 条语言规则来确定其情感值; 如果情感词是上下文相关的, 通过对反义词对使用贝叶斯定理来确定其情感值; 最后, 结合连词词表, 综合所有子句的情感值来判断句子的情感极性。本系统在评测任务中取得了较好的成绩, 在 13 个参评系统中排名第四。

**关键词:** 情感分析; 否定句; 规则; 贝叶斯定理

## Sentiment Analysis of Chinese Negative Sentences

Zhifei Zhang, Yang Li, Zhihua Wei, Duoqian Miao

Department of Computer Science and Technology, Tongji University, Shanghai 201804

Email: tjzhifei@163.com

**Abstract:** In recent years, sentiment analysis has been a hotspot in the field of natural language processing, which aims to discover subjective opinions through reviews. This paper focuses on Task 1 of the Fifth Chinese Opinion Analysis Evaluation (COAE 2013), namely sentiment classification of Chinese negative sentences. Firstly, we construct four word lists, i.e., sentiment word list, negative word list, degree word list and conjunction list. Secondly, the first three lists are used to compute the sentiment value of a context-free word in each sub-sentence. If the word is “HAO”, a rule-based method is utilized to compute its sentiment value. Besides, if the word is context-dependent, the sentiment value is obtained by using Bayes’ theorem on antonym pairs. Finally, the polarity of a sentence is determined by the sentiment values of all its sub-sentences and the conjunction list. Our system achieves good performance in this task and ranks fourth among thirteen evaluation systems.

**Keywords:** sentiment analysis, negative sentence, rule-based, Bayes’ theorem

## 1 引言

文本情感倾向性分析是自然语言处理领域研究的热点问题之一。如何结合中文处理的特点, 进一步推动中文倾向性分析的发展是目前亟待解决的问题。根据文本的粒度不同, 中文倾向性分析可以分为词语级、句子级和篇章级等层次。前四届中文倾向性分析评测 (COAE) 在各个层次上均有涉及, 任务涉及主客观分析、情感极性分析和评价搭配抽取等。第五届评测在前四届的基础上增加了面向微博的倾向性评测任务。

本届评测共设置了四个任务: (1) 基于否定句的句子级观点倾向性分析; (2) 比较句的识别与要素抽取; (3) 微博观点句识别; (4) 微博观点句评价对象识别。同济大学计算机科学与技术系智能信息处理实验室参加了任务 1 的评测, 即在给定的否定句子集合中, 判别每个否定句的情感倾向。

否定句是一种特殊的句子现象, 对句子倾向性识别起着关键的作用。否定词的出现会使倾向性发生转变, 由褒变贬或者由贬变褒。此外, 否定句也分单重否定和双重否定, 其中双

重否定表示肯定，不会转变句子的倾向性。否定句的倾向性分析是一个值得研究的课题，具有实际应用和研究价值。

本文采用基于词典、基于规则和基于统计相结合的方法实现中文否定句的情感倾向性分析。首先构造情感词表、否定词表、程度词表、连词词表；然后通过标点符号将句子切分为子句，对各子句单独判断情感极性，对于无歧义的情感词，根据情感词表直接判断，而对于有歧义的情感词，分别采取了基于规则和统计的方法进行识别；最后，将各子句的情感极性累加求和来识别句子的情感倾向，同时考虑了各子句之间的关系，如让步、转折、假设等。

## 2 词典构造

### 2.1 情感词表

在大连理工大学信息检索实验室的情感词汇本体基础上，加入自己根据《学生褒贬义词典》整理的中文褒贬词，并补充一些日常用语，最终得到含有 28567 个条目的情感词表。每个词条的信息包括词语、词性、极性、强度和情绪。在极性中，0 为中性，1 为褒义，-1 为贬义；强度分为五档，5 表示强度最大，1 为强度最小。

强度设为五档是为了人工制作的方便，在处理时将其转化为[1,2]，结合极性得到词语的情感值计算公式如下：

$$Sentiment(word) = Polarity(word) \times 0.2 \times Intensity(word) \quad (1)$$

其中， $word$  代表情感词， $Polarity$  表示极性， $Polarity(word) \in \{-1, 0, 1\}$ ， $Intensity$  表示强度， $Intensity(word) \in \{1, 2, 3, 4, 5\}$ 。

### 2.2 否定词表

否定词的出现会改变情感极性。从训练语料中抽取并手工添加一些常用否定词，最终得到一个规模为 65 的否定词表，部分否定词如表 1 所示，用 *neg* 表示，其中特别地，“木有”是网络常用语，本义就是指“没有”。

表 1 否定词表

Tab.1 Negative Words

不	没	非	别	无
不是	不能	不会	并未	难以
没有	从不	决不	无法	毫不
从未	未曾	才怪	不像	尚未
不怎么	不见得	说不上	算不上	木有

### 2.3 程度词表

程度词会加强或者减弱情感，但不改变情感倾向。根据 HowNet 提供的“程度级别词语（中文）”整理得到一个程度词表，共计 140 个词语。为每个程度词设定权重，权重取值为 2、3、4、5。表达“极其、最”意义的权重为 5，表达“很”意义的权重为 4，表达“较”意义的权重为 3，表达“稍微、一点”意义的权重为 2。部分程度词如表 2 所示。

表 2 程度词表

Tab.2 Degree Words

词语	权重	词语	权重
非常	5	更加	3
极其	5	越来越	3
特别	4	略微	2
不是一般	4	挺	2

程度权重在处理时将其转化为(1,2], 程度值的计算公式如下所示:

$$Degree(deg) = 0.25 \times (3 + Weight(deg)) \quad (2)$$

其中,  $deg$  代表程度词,  $Weight$  表示程度权重,  $Weight(deg) \in \{2, 3, 4, 5\}$ 。

#### 2.4 连词词表

句子之间的语义关系通常有两种: 并列关系和主从关系。主从关系包括让步、转折、假设、目的和条件等, 它们会影响句子情感表达的侧重。转折从句表达的情感最为重要, 让步从句表达的情感相对不重要, 而假设、目的和条件等从句不表达情感。通过手工整理出常见的连词词表, 其中表让步 7 个, 表转折 12 个, 表假设 21 个, 表目的 4 个, 表条件 6 个, 共计 50 个。部分连词如表 3 所示。

表 3 连词词表

Tab.3 Conjunctions

词语	类型	词语	类型
尽管	让步	就算	让步
但是	转折	不过	转折
如果	假设	要是	假设
为了	目的	以便	目的
只有	条件	除非	条件

### 3 句子的情感倾向识别

#### 3.1 预处理

采用中科院分词系统 ICTCLAS 进行分词和词性标注, 在分词和词性标注之前已经将一些会影响极性判断的未登录词加入到用户词典, 如“幸福使者”(指一种车)、“卓越”(指一种电子商务网站)等。

根据标点符号“，。？！；”（不区分全半角）将句子分成子句, 然后分析子句的情感倾向, 最后根据子句之间的关系并对子句情感值求和得到整个句子的情感倾向。

#### 3.2 子句的情感值计算

通常子句长度较短, 表达的情感较为单一。如果出现多个情感词（一般为两个）, 那么以最后一个情感词为准, 忽略前面的情感词（此做法符合中国人的表达习惯）。除了情感词, 子句中还可能出现否定词、程度词以及连词。

对于否定词和程度词, 只考虑与情感词距离为 3 以内的词。三者之间常见的搭配方式如表 4 所示（该表只列出了否定词和程度词前置的情况）, 表中第二列为计算出的子句  $subSen$  的情感值。

表 4 情感词、否定词和程度词搭配

Tab.4 Common Sentiment-Bearing Phrases

搭配	情感值
$deg + word$	$Sentiment(subSen) = Degree(deg) \times Sentiment(word)$
$neg + word$	$Sentiment(subSen) = -Sentiment(word)$
$neg + neg + word$	$Sentiment(subSen) = Sentiment(word)$
$deg + neg + word$	$Sentiment(subSen) = -Degree(deg) \times Sentiment(word)$
$neg + deg + word$	$Sentiment(subSen) = -Sentiment(word) / Degree(deg)$

如果  $word$ （除“好”之外）在情感词典中且具有唯一的情感极性（1 或者 -1），则直接计算情感值；如果  $word$  是“好”，则根据 3.3 确定“好”的情感值；如果  $word$  是上下文相关情感词（如“大、小、高、低、快、慢、长、短”），则根据 3.4 确定这些词的情感值。

3.3 “好”的情感值计算

“好”在日常口语中的出现频率很高，在语义上具有模糊性，有时并不表达褒义情感，甚至出现“坏”的意义，因此不能简单地认为它是褒义词。

使用 ICTCLAS 进行分词和词性标注后，发现存在一些单独成词的“好”且词性为形容词，但是有些并没有表达褒义情感。如“还 好 退 了”、“设置 好 都 不用 20 分钟”和“维修站 的 服务 好 差”三个句子中的“好”其实分别是副词、趋向动词和副词。因此，通过分析“好”的语法结构和语用功能，制定如下 9 条规则：

- 规则 A（右端规则）若“好”的右边是标点符号或者句子结束符号，“好”为褒义；
- 规则 B（程度副词相邻规则）若“好”与程度副词（除“最”）相邻，“好”为褒义；
- 规则 C（“得的啊”相邻规则）若“好”与“得”、“的”或“啊”相邻，“好”为褒义；
- 规则 D（形容词右邻规则）若“好”的右边是形容词，“好”等于“很”；
- 规则 E（名词相邻规则）若“好”与名词相邻，“好”为褒义；
- 规则 F（代词左邻规则）若“好”的左边是代词，“好”为褒义；
- 规则 G（“不”右邻规则），若“好”的右边是“不”，当再右边的词在“好不 AP”表中，根据该表确定“好不”等于“很”还是“不”，否则不考虑“好”；
- 规则 H（动词右邻规则）若“好”的右边是动词，当再右边是标点符号或者句子结束符号，“好”为褒义，否则不考虑“好”；
- 规则 I（动词左邻规则）若“好”的左边是动词，不考虑“好”。

给出一些符号，动词词性 V、形容词词性 A、标点符号 W。在规则 G 中用到了“好不 AP”表，记作 HB（不含肯否式，肯定式记为 HB\_Y，否定式记为 HB\_N）。规则 D、G 和 H 的形式化描述如下（其余规则较为简单，省略）：

$Sentiment(好X) = Degree(“好”) \times Sentiment(X) \text{ if } POS(X) = A$  (3)

$Sentiment(好不X) = \begin{cases} Degree(“好”) \times Sentiment(X) & \text{if } X \in HB\_Y \\ -1 \times Sentiment(X) & \text{if } X \in HB\_N \\ -1 & \text{if } X \notin HB \text{ and } POS(X) \neq A \end{cases}$  (4)

$Sentiment(好XY) = \begin{cases} Sentiment(“好”) & \text{if } POS(X) = V \text{ and } POS(Y) = W \\ 0 & \text{if } POS(X) = V \text{ and } POS(Y) \neq W \end{cases}$  (5)

这 9 条规则按照字母顺序使用，当满足前面的规则时，后面的规则不再匹配。图 1 给出了基于规则的“好”的情感倾向分析算法。

输入：	子句的分词和词性标注序列，规则集合
输出：	“好”或者“好”字短语的情感值
(1)	判断标注序列中是否含有独立成词的“好”且为形容词，如果有，依次调用规则；
(2)	当匹配到规则 A、B、C、E 和 F 时，“好”为褒义，直接计算情感值；
(3)	当匹配到规则 D 时，根据公式(3)计算情感值；
(4)	当匹配到规则 G 时，根据公式(4)计算情感值；
(5)	当匹配到规则 H 时，根据公式(5)计算情感值；
(6)	当匹配到规则 I 时，将“好”的词性标记改为 NULL；
(7)	当不匹配到任何规则时，将“好”的词性标记改为 NULL；
(8)	如果“好”的词性标记为 NULL，则返回 0；否则返回计算得到的情感值。

图 1 基于规则的“好”的情感倾向分析

Fig.1 Rule-based Sentiment Analysis of “HAO”

### 3.4 上下文相关词的情感值计算

在语料中发现“大、小、高、低、快、慢、长、短”等单音节词语经常出现，而它们的情感倾向只有根据上下文才能确定。本文在训练语料上采用贝叶斯定理确定这些词的情感倾向，其中训练语料是 COAE2012 的任务 1 的标注语料，电子领域和汽车领域各 1200 句。

在情感分析中，上下文主要是指评价对象的特征，记作  $f$ 。本文将与情感词距离为 3 以内的且中间不出现连词的名词抽取出来作为候选特征，再对候选特征采用简单的阈值法过滤，因为如果仅仅出现一次，该特征显然不具有普遍性。

这些单音节词语两两可以构成反义词对，如“大小”、“高低”、“快慢”和“长短”，在同一上下文中，互为反义的两个词表达的情感倾向是相反的。

根据贝叶斯定理，给定特征后词语的情感倾向后验概率计算公式如下：

$$P(w=1|f) = \frac{P(f|w=1)P(w=1)}{\sum_{u=-1}^1 P(f|w=u)P(w=u)} \quad (6)$$

$$P(w=-1|f) = \frac{P(f|w=-1)P(w=-1)}{\sum_{u=-1}^1 P(f|w=u)P(w=u)} \quad (7)$$

其中  $P(w=u)$  的概率计算公式为：

$$P(w=u) = \frac{\text{count}(w=u)+1}{\sum_{v=-1}^1 [\text{count}(w=v)+1]} \quad (8)$$

而  $P(f|w=u)$  的概率计算公式为：

$$P(f|w=u) = \begin{cases} \frac{\text{count}(f,w=u)+1}{\text{count}(w=u)+1} & \text{count}(w=u) \neq 0 \\ 0.001 & \text{count}(w=u) = 0 \end{cases} \quad (9)$$

其中， $w=u$  表示词语  $w$  的极性为  $u$ ，是  $Polarity(w)=u$  的简记，这个极性是由训练句子的情感极性确定的，如果子句中含有单个否定词，则词语的极性与整个句子的倾向类别相反，否则保持一致。 $\text{count}(w=u)$  为词语  $w$  标记为极性  $u$  出现的次数， $\text{count}(f,w=u)$  为给定特征  $f$  下词语  $w$  标记为极性  $u$  出现的次数。公式(9)中当分母为 0 时，分子也肯定为 0，于是设定一个很小的值 0.001。为了避免零概率对其它后验概率的影响，公式(8)和(9)都采用了加一平滑。

获得情感后验概率后，通过如下 2 条准则识别反义词对的情感倾向：

**准则 1** 给定特征下，如果反义词对的两个词语均有后验概率，当某个词语为褒义的后验概率大于（小于）为贬义的后验概率且它的反义词为褒义的后验概率小于（大于）为贬义的后验概率，则在出现该特征时，这个词语为褒义（贬义），同时它的反义词为贬义（褒义）；

**准则 2** 给定特征下，如果反义词对只有一个情感词语有后验概率，当这个词语为褒义的后验概率减去为贬义的后验概率大于等于（小于）0.5，则在出现该特征时，这个词语为褒义（贬义），同时它的反义词为贬义（褒义）。

为了方便，记后验概率集合为  $Pros = \{(w, f)\}$ 。对于反义词对  $w_1$  和  $w_2$ ，如果  $(w_1, f) \in Pros$  且  $(w_2, f) \in Pros$ ，则：

$$Polarity(w_1|f) = \begin{cases} 1 & P(w_1=1|f) > P(w_1=-1|f) \\ & \text{and } P(w_2=1|f) < P(w_2=-1|f) \\ -1 & P(w_1=1|f) < P(w_1=-1|f) \\ & \text{and } P(w_2=1|f) > P(w_2=-1|f) \end{cases} \quad (10)$$

如果  $(w_1, f) \in Pros$  但  $(w_2, f) \notin Pros$ ，则：

$$Polarity(w_1 | f) = \begin{cases} 1 & P(w_1 = 1 | f) - P(w_1 = -1 | f) \geq 0.5 \\ -1 & P(w_1 = 1 | f) - P(w_1 = -1 | f) < 0.5 \end{cases} \quad (11)$$

当确定了给定特征  $f$  下词语  $w_1$  的情感极性，通过公式(12)可以确定反义词语  $w_2$  的情感极性。

$$Polarity(w_2 | f) = -Polarity(w_1 | f) \quad (12)$$

对于不满足任何准则的，不做情感极性判断。

### 3.5 句子的情感值计算

经过上面四个步骤，计算出了句子的每个子句的情感值。结合连词类型、标点符号和否定词等，给定子句如下标记：

表 5 子句标记

Tab.5 Tags for Sub-Sentences

标记	解释	标记	解释
Single-Polar	子句只含有褒义或者贬义情感	Con-Polar	子句含有褒义或者贬义情感，且包含让步连词
Single-Con	子句只含有让步连词	Tra-Polar	子句含有褒义或者贬义情感，且包含转折连词
Single-Tra	子句只含有转折连词	Other-Polar	子句含有褒义或者贬义情感，且包含其余类型的连词
Single-Neg	子句只含有否定词	Hope-Polar	子句同时表达了一种主观愿望
Single-Punc	子句只含有标点符号	None	子句不出现上述任何情况

对于表 5 中的 Hope-Polar，手工整理表示主观愿望的词，如“希望”、“建议”、“以为”等。对于这种情况，不考虑情感词体现的褒贬倾向。对于 Other-Polar，由于表达目的、假设或者条件，也不考虑情感词体现的褒贬倾向。

当出现让步和转折情况时，根据如下 4 种情况修正子句的情感值。设句子  $sentence$  的子句序列为  $subSen_1, subSen_2, \dots, subSen_m$ ，用  $Tag(subSen_k)$  表示当前子句的标记。

**情况 1:** 当前子句为 Single-Tra，如果前一个子句为 Single-Polar，将前一个子句的情感值置 0，同时如果存在后一个子句为 None 或者不存在后续子句，那么当前子句的情感值为前一个子句情感值的相反数；

$$\begin{aligned} & \text{if } Tag(subSen_k) = \text{Single-Tra and } Tag(subSen_{k-1}) = \text{Single-Polar} \\ & \text{if } Tag(subSen_{k+1}) = \text{None or } k = m \\ & \quad Sentiment(subSen_k) = -Sentiment(subSen_{k-1}) \\ & \quad Sentiment(subSen_{k-1}) = 0 \end{aligned}$$

**情况 2:** 当前子句为 Single-Con，如果后一个子句为 Single-Polar，那么将后一个子句的情感值置 0；

$$\begin{aligned} & \text{if } Tag(subSen_k) = \text{Single-Con and } Tag(subSen_{k+1}) = \text{Single-Polar} \\ & \quad Sentiment(subSen_{k+1}) = 0 \end{aligned}$$

**情况 3:** 当前子句为 Tra-Polar，如果前一个子句为 Single-Polar，那么将前一个子句的情感值置 0；

$$\begin{aligned} & \text{if } Tag(subSen_k) = \text{Tra-Polar and } Tag(subSen_{k-1}) = \text{Single-Polar} \\ & \quad Sentiment(subSen_{k-1}) = 0 \end{aligned}$$

**情况 4:** 当前子句为 Con-Polar，则将当前子句的情感值置 0。

$$\begin{aligned} & \text{if } Tag(subSen_k) = \text{Con-Polar} \\ & \quad Sentiment(subSen_k) = 0 \end{aligned}$$

修正子句的情感值后，将所有子句的情感值累加求和得到句子的情感值：

$$Sentiment(sentence) = \sum_{i=1}^m Sentiment(subSen_i) \quad (13)$$

如果这个值大于 0，则句子的情感极性为 1；如果小于 0，则句子的情感极性为-1；如果等于 0，本文再依据 Single-Neg 和 Single-Punc 判断。如果句子中至少出现 3 次 Single-Neg 或者至少出现两次 Single-Punc（其实表示连续出现三个标点符号），则将句子判断为贬义。

$$Polarity(sentence) = \begin{cases} 1 & Sentiment(sentence) > 0 \\ -1 & Sentiment(sentence) < 0 \\ -1 & Sentiment(sentence) = 0 \\ & \text{and } (count(Single-Neg) > 2 \text{ or } count(Single-Punc) > 1) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

整个系统的流程图如下所示：

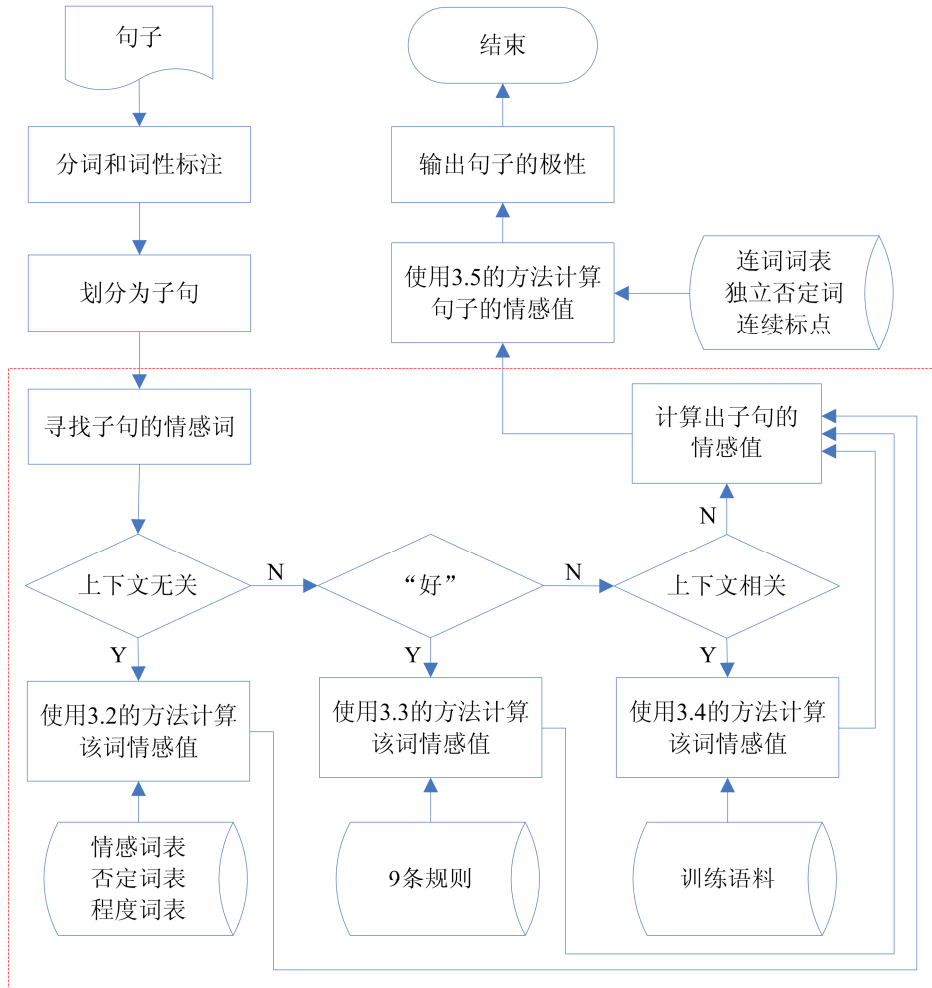


图 2 系统流程图

Fig.2 Flowchart of Our System

## 4 结果与分析

本届评测的任务 1 是对 COAE2012 任务 1 的延续，仍然包括两个领域，即电子评论和汽车评论。对于测试集，每个领域 7500 句，但实际上只有一部分是经过标注答案的数据，大部分为噪音数据（防作弊），因此需要对所有 7500 句都进行处理，但是评测时，组委会只在经过标注的集合上计算结果。针对每个倾向类别，采用精确率  $Pre$ 、召回率  $Rec$  和  $F_1$  值进行性能评价，而对于整体性能，采用准确率  $Accu$  作为评价指标。

电子和汽车领域的评测结果如表 6 所示，其中 TJOMS 列为本文方法的结果，Average 列为所有参赛队伍结果的平均值，Best 列为所有参赛队伍中的最好结果。粗体表示本文的方法在对应指标下达到最好结果，双下划线表示本文的方法在对应指标下排名比较靠前。

表 6 电子和汽车领域的评测结果

Tab.6 Evaluation Results of Task1 in Digital Dataset and Car Dataset

		电子领域			汽车领域		
		TJOMS	Average	Best	TJOMS	Average	Best
正面	<i>Pre</i>	0.6219	0.6243	0.7407	0.3333	0.3302	0.7473
	<i>Rec</i>	0.7811	0.7208	0.8497	<b>0.6575</b>	0.4392	0.6575
	$F_1$	0.6924	0.6580	0.7595	0.4424	0.3780	0.5666
中性	<i>Pre</i>	0.3622	0.3567	0.5000	<b>0.5732</b>	0.4519	0.5732
	<i>Rec</i>	0.2233	0.2233	0.5252	0.4327	0.3630	0.9279
	$F_1$	0.2763	0.2750	0.4671	0.4932	0.3969	0.6220
负面	<i>Pre</i>	0.5780	0.5061	0.7669	0.6805	0.6193	0.9060
	<i>Rec</i>	0.5510	0.5845	0.9096	0.5970	0.5945	0.9254
	$F_1$	<u>0.5642</u>	0.5490	0.6425	<u>0.6360</u>	0.6083	0.6818
<i>Accu</i>		0.5675	0.5388	0.6400	0.5492	0.5167	0.5942

从表 6 可以看出，本文的方法在绝大多数指标上都要明显优于平均值。在汽车领域，正面的召回率和中性的精确率取得了最好结果，但是在电子领域，这个现象并不明显，原因在于电子领域描述的对象太多，导致无法像汽车领域那样很好地定义用户词典。另外，无论在电子还是汽车领域，负面  $F_1$  值均排名靠前（或者说较为接近最好结果）。

将两个领域的结果综合考虑，得到宏平均和微平均结果如下表所示。表 7 表明，本文的方法在正面召回率、中性精确率和负面  $F_1$  值均取得了较好的结果，但是正面精确率和负面召回率要稍微低于平均值。造成这一现象的原因在于，未考虑反问句、反语和否定词范围等情况，将一些负面句子误判为正面句子。

表 7 宏平均和微平均评测结果

Tab.7 Macro-Average and Micro-Average Results of Task1

		宏平均			微平均		
		TJOMS	Average	Best	TJOMS	Average	Best
正面	<i>Pre</i>	0.4776	0.4809	0.7409	0.5222	0.5343	0.7408
	<i>Rec</i>	<b>0.7193</b>	0.6158	0.7193	<u>0.7500</u>	0.6806	0.7792
	$F_1$	0.5740	0.5255	0.6744	0.6157	0.5694	0.7191
中性	<i>Pre</i>	<u>0.4677</u>	0.4082	0.5002	<u>0.4922</u>	0.4156	0.5102
	<i>Rec</i>	0.3280	0.2994	0.7253	0.3420	0.3079	0.7520
	$F_1$	0.3856	0.3488	0.5512	0.4035	0.3603	0.5653
负面	<i>Pre</i>	0.6293	0.5675	0.8365	0.6414	0.5784	0.8406
	<i>Rec</i>	0.5740	0.5777	0.9175	0.5803	0.5809	0.9197
	$F_1$	<u>0.6004</u>	0.5826	0.6467	<u>0.6093</u>	0.5822	0.6494
<i>Accu</i>		0.5583	0.5185	0.6154	0.5583	0.5185	0.6154

任务 1 共有国内 13 个单位参与，共提交了 16 个运行结果。从整体性能上看，DUTIR 系统提交的三个结果均很好，保留最好的一个，同理 HUT 系统也保留一个结果。将所有系统按照准确率排名，如表 8 所示，其中“前邻差距”是指排在当前系统的上一个系统的准确率



减去当前系统的准确率，可以体现相邻系统的性能差距。

表 8 各参评系统任务 1 结果排序

Tab.8 Ranking of Systems in Task1

排序	系统名称	<i>Accu</i>	前邻差距
1	DUTIR	0.6154	-
2	CUCSas	0.5817	3.37%
3	SCIR	0.5646	1.71%
4	TJOMS	0.5583	0.63%
5	PRIS	0.5471	1.12%
6	WHU	0.5296	1.75%
7	HUT	0.5075	2.21%
8	HFUT	0.5000	0.75%
9	THUIR	0.4846	1.54%
10	NJUST	0.4221	6.25%
11	JUSTITIA	0.4088	1.33%
12	HLJU	0.4050	0.38%
13	ZZUNLP	0.3733	3.17%

根据表 8，本文的方法在所有系统中排名第四，且和排名第三的系统的性能差距很小（仅为 0.63%），表明本文的方法在否定句的情感倾向性分析任务中取得了较好的结果。

## 5 结论

同济大学计算机科学与技术系智能信息处理实验室参加了 COAE2013 的任务 1，即否定句的情感倾向性分析。采用了基于词典、规则和统计相结合的方法，词典主要用于无歧义情感词的情感分析，规则用于特殊词“好”的情感分析，统计方法用于上下文相关情感词的情感分析。整个句子的情感是在考虑子句之间的关系后进行累加求得，同时还考虑到独立否定词和连续标点符号在情感分析中的作用。评测结果表明，我们的系统取得了较好的成绩。

## 参考文献

[1] Pang B, Lee L. Opinion mining and sentiment analysis. Foundations and Trends in Information Retrieval, 2008, 2(1-2): 1-135.

[2] Turney P, Littman ML. Measuring praise and criticism: Inference of semantic orientation from association. ACM Transactions on Information Systems, 2003, 21(4): 315-346.

[3] Lu Y, Castellanos M, Dayal U, Zhai C. Automatic construction of a context-aware sentiment lexicon: an optimization approach. In: Proc. of WWW 2011, New York: ACM Press, 2011: 347-356.

[4] Turney P. Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. In: Proc. of ACL 2002. Stroudsburg: ACL, 2002: 417-424.

[5] Wang F, Wu Y, Qiu L. Exploiting discourse relations for sentiment analysis. In: Proc. of COLING 2012. Stroudsburg: ACL, 2012: 1311-1320,

[6] 赵妍妍, 秦兵, 刘挺. 文本情感分析. 软件学报, 2010, 21(8): 1834-1848.

[7] 刘康, 王素格, 廖祥文, 许洪波. 第四届中文倾向性分析评测总体报告. 第四届中文倾向性分析评测论文集, 2012, 1-32.

[8] 徐琳宏, 林鸿飞, 潘宇, 等. 情感词汇本体的构造. 情报学报, 2008, 27(2): 180-185.

[9] 杨源, 林鸿飞. 基于产品属性的条件句倾向性分析. 中文信息学报, 2011, 25(3): 86-92.