

基于词性模板与依存分析的中文微博情感要素抽取

张 凌¹ 冯 欣²

(重庆通信学院通信指挥系 重庆 400035)¹ (重庆理工大学计算机科学与工程学院 重庆 400054)²

摘要 针对中文微博的情感要素提取问题,提出了一种基于词性模板和句法依存分析的情感要素抽取方法。首先以情感词为基准搜索带标注的情感对象,通过计算先验概率进行词性剪枝和模板筛选,建立词性模板库,用于提取原子情感对象;再运用基于斯坦福句法树的依存规则,将原子情感对象扩展为完整的情感要素。方法在 NLP&CC2013 评测的 19 组结果中,严格指标和宽松指标的 F 值排名分别为第 9 和第 7,优于该评测的平均水平,证明了方法的有效性。

关键词 情感要素,词性模板,依存分析

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Extracting Sentiment Element from Chinese Micro-blog Based on POS Template Library and Dependency Parsing

ZHANG Ling¹ FENG Xin²

(Department of Commanding Communications, Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035, China)¹

(School of Computer Science and Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)²

Abstract The paper proposed a method for extracting sentiment elements from Chinese micro-blog based on POS template library and dependency parsing. First, the sentiment elements were searched by using emotional words as the benchmark. Second, the templates were trimmed and screened by calculating the priori probability for building the POS template library, which was used for fetching the basic sentiment elements. Then, basic sentiment elements were expanded to full sentiment elements, according to a set of rules based on dependency trees. Experiments show that the precision and recall are better than the average of 19 sets of results in NLP&CC2013 evaluation. The F-measure of the results ranked 9 in strict indicator and ranked 7 in lenient indicator. That proves the effectiveness of the method.

Keywords Emotional element, POS template library, Dependency parsing

中文微博是一种新兴的社交网络平台,其传播快速,已成为人们浏览热点事件和发表个人观点的重要渠道^[1]。随着微博中大量评论信息的迅速膨胀^[2],如何有效地管理和使用微博信息已成为迫切的需求。对微博文本进行情感识别,在网络舆情分析、信息过滤等领域具有重要意义。

由于评论性文本的情感倾向总是针对特定评价对象的,因此正确识别评价对象是文本情感分析的重要前提。信息抽取^[3]的目的是获取具体的语言表达结构,如命名实体、命名实体关系等。目前,针对中文评论性文本的对象抽取研究已取得了一定的成果。杨亮等建立了 ChunkCRF 模型^[4],其借助句法关系处理多评价对象的问题,并利用语义搭配习惯对隐式评价对象进行填充生成;宋晓雷等综合使用词形模板和词性模板^[5],采用模糊匹配和剪枝法抽取候选评价对象,再采用双向 Bootstrapping 方法识别评价对象;王卫平等将基于 IC-TParser 的句法分析与 IR 的依存关系分析相结合,用似然值检验的方法^[6]筛选掉与主题不相关的候选评价对象。

现有情感倾向性研究多是针对特定领域的评论性文本进行的,但中文微博不像电影、产品评论那样集中讨论一个主

题。微博消息中存在大量的主题发散及省略现象^[7]。因此,进行面向中文微博文本的情感要素抽取研究是有必要的,是对中文微博进行情感分析的重要前提。

本文提出了一种基于词性模板和句法依存关系的情感要素提取策略。以情感词为基准点,通过基于先验概率计算的剪枝和筛选策略提取原子情感对象,再运用句法依存规则对原子情感对象进行扩展,形成完整的情感要素。

1 情感要素抽取流程

本文提出的情感要素抽取流程如图 1 所示。

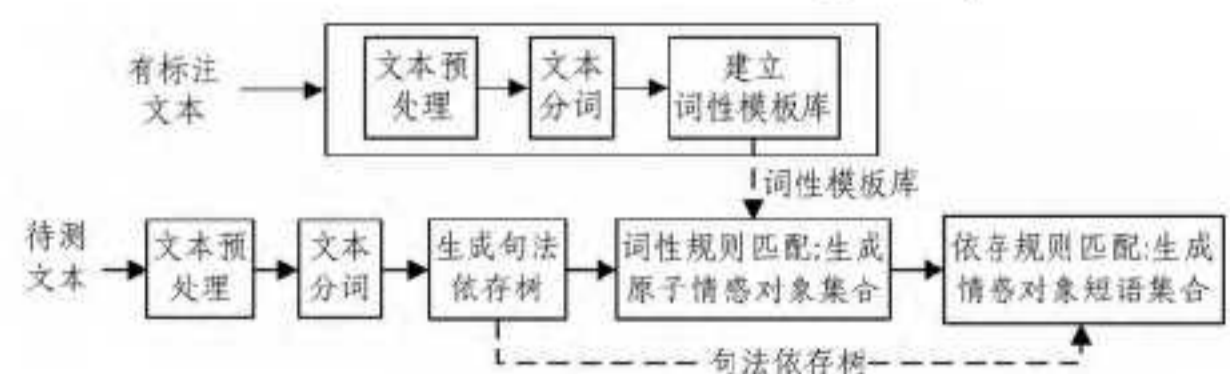


图 1 情感要素抽取流程

具体流程描述如下:

① 对训练集文本,从文本的情感词出发,搜索带标注的情

本文受国家自然科学基金,基于主动视觉注意的网络视频感知质量评估方法研究(61202348)资助。

张 凌 硕士,讲师,主要研究方向为网络与信息安全、大数据, E-mail: jonent@qq.com; 冯 欣 博士,副教授,主要研究方向为图像处理、计算机视觉。

感对象,将搜索形成的词性(串)作为模板,形成词性模板库;
 ②对待测文本,生成待测文本的句法依存树;
 ③基于模板库提取待测文本的原子情感对象;
 ④从待测文本的句法依存树中查找原子情感对象,通过依存规则将其扩展为完整的情感要素。

情感要素抽取基于几个关键操作:①构建情感知识库;
 ②建立词性模板库;③制定获取情感要素的依存规则。

2 情感知识库构建

情感倾向性分析往往需要情感知识库的支持。对于情感词典资源,中国知网的 HowNet^[8]情感词典具有褒贬两类情感词和情绪词,大连理工大学的情感词汇本体包含 7 类情感,适用于多情感分类;另外,王国璋主编的《汉语褒贬义用法词典》(以下简称《褒贬词典》)包含现代汉语中带褒贬色彩的双音节词、成语、惯用语等。

采用上述 3 种词典构建情感知识库。具体方法为:

①选用 HowNet 情感词和情绪词。人工去除其中的不常用词,如“嗜”、“嫉”等,得到正向词汇 4299 个,负向词汇 4145 个。②选用《褒贬词典》。其中包含主要词条 1015 条,扩展词条 1739 条。整理后得到正向词汇 1361 个,负向词汇 1380 个。③选用大连理工大学情感词汇本体。④合并 3 个词典并去重,再进行人工交叉标注,对不常用词进行再次过滤。具体方法为:由 3 人同时对情感词典进行人工过滤,标注出其中的不常用词,分别得到标注后的词典 EM_1, EM_2, EM_3 ,最后得到的情感词典 EM 如式(1)所示,共包含 30699 个情感词条。

$$EM = (EM_1 \cap EM_2) \cup (EM_1 \cap EM_3) \cup (EM_2 \cap EM_3) \quad (1)$$

3 词性模板库

句法中的词性共现有一定的规律可循,通过提取词性模板,可以学习情感词与情感对象的共现规则,并将该规则用于未知情感对象的提取。

3.1 模板库生成

由于情感对象多与情感词伴随出现,因此提取词性模板时,以情感词为基准。从情感词出发,通过搜索带标注的情感对象,从训练集中提取出一组词性模板,形成模板库。

定义模板库为 TR ; 单个词性模板为 R_k ; 训练文本集 $D = \{d_i\}$; 对训练文本 $d_i, W_{d_i} = \{w_i(t_i)\}$ 为其词项集,其中, t_i 为 w_i 的词性; d_i 的句子集为 $SEN_{d_i} = \{sen_k\}$, 句子 sen_k 的词项数为 $|sen_k|$; d_i 中带标注的情感对象集为 $E_i = \{e_i\}$; 提取 TR 的算法如算法 1 所示。

算法 1

```

Input: 训练文本  $d_i$ 
Output:  $TR$ 
mainstep:
BEGIN
initialization:  $TR = \{\emptyset\}$ ;
foreach  $d_i$  in  $D$ 
    foreach  $sen_k$  in  $SEN_{d_i}$ 
        foreach  $w_i(t_i)$  in  $sen_k$ 
            if  $(w_i(t_i))$  is emotionword
                 $R_k = null$ ;
                for  $(q=i, \dots, 1)$ 
                     $R_k = contact(R_k, t_q)$ ;

```

```

            if  $(substr(w_i, e_q)) \{TR = TR \cup \{R_k\}\}$ 
        endfor
         $R_k = null$ ;
        for  $(p=i, \dots, |sen_k|)$ 
             $R_k = contact(R_k, t_p)$ ;
            if  $(substr(w_i, e_p)) \{TR = TR \cup \{R_k\}\}$ 
        endfor
    endif
endforeach
endforeach
END

```

算法 1 需解决两个关键问题:①确定搜索情感对象的范围,搜索范围标明了从情感词出发搜索情感对象的距离;②在算法的 $contact$ 操作前进行词性修剪,以提高模板的信噪比。下面进行了分析。

3.2 模板提取方法分析

(1) 搜索情感对象的范围

由于微博文本短小,较少出现长句,因此提取模板时采用了启发式的规则,认为情感词与情感对象距离较近。搜索情感对象时以标点符号为分界符,即以情感词为基点,向前、后搜索直到遇到标点符号为止。由此限定了搜索情感对象的范围。

(2) 词性修剪

在执行算法 1 的 $contact$ 操作时,一些非情感要素主体的辅助词性会成为模板中的噪音,为此需对辅助词性进行修剪,具体方法如下:

①对训练集中有标注的情感对象分词,统计词性及其词频,记为 $F = \{f_i(t_i)\}$, 其中, f_i 是词性 t_i 的词频。由此计算各词性的先验概率,如式(2)所示:

$$p_i(t_i) = \frac{f_i(t_i)}{\sum_{i=1}^N f_i(t_i)} \quad (2)$$

②按 p_i 值对词性进行排序;设定 p_i 阈值,对小于阈值的词性进行修剪。

通过先验概率计算可见,情感对象的主体多为名词、动词、代词等,而连词、量词等较少作为情感对象主体。本文实验修剪的词性集如表 1 所列。

表 1 需修剪的词性列表

需修剪的词性
连词,副词,数词,量词, ..., 语气词,叹词

将表 1 的词性集定义为 TES , 在算法 1 第一次对情感词做 $contact$ 操作前,修剪其中的辅助词性,算法 1 调整如下:

```

for  $(q=i, \dots, 1)$ 
    if  $(t_q \in TES) \{q = next(q); continue;\}$ 
     $R_k = contact(R_k, t_q)$ ;
    if  $(substr(w_i, e_q)) \{TR = TR \cup \{R_k\}\}$ 
endfor

```

例如,对句子“张涵予和梁静的表演是亮点。”标注的情感对象为“张涵予和梁静的表演。”句子分词后的词项及词性如表 2 所列,表中带“*”的词项是情感对象的子串。

表 2 词项及词性标注

张涵予	和	梁静	的	表演	是	亮点
n	c	n	udel	v	vshi	a
*	*	*	*	*		@

提取模板的步骤为:①选取情感词“亮点”,首先用“@”标记该情感词;②从“亮点”出发向后遇到“,”则终止向后的搜索;③从“亮点”出发向前,当遇到带“*”的子串时,如满足词性修剪条件,则略过该子串,否则以该子串的词性为端点,将搜索形成的词性串识别为一条模板;④继续搜索,直到遇到标点符号为止。本例得到的模板为:

① n n v vshi @ ② n vshi @ ③ v vshi @

本文将原子情感对象定义为:情感短语中被修饰的主体。位于模板端点的词即为原子情感对象。由此本例得到原子情感对象为“张涵予 梁静 表演”。

(3) 模板筛选

由于词性修剪规则具有不完备性,另外,确定模板搜索范围的方法具有启发式特征,使得初步提取的模板集包含较多噪音,可能出现高召回率、低正确率的问题,因此需对模板进行筛选。制定筛选规则仍采用先验概率估计的方法,具体为:

①统计各模板出现的频度,记为 $TRF = \{f_1(tr_1), f_2(tr_2), \dots, f_N(tr_N)\}$ 。

对 $\forall f_i \in TRF, f_i$ 是模板 tr_i 的频度,由此计算各模板的先验概率,如式(3)所示:

$$ptr_i(tr_i) = \frac{f_i(tr_i)}{\sum_{i=1}^K f_i(tr_i)} \quad (3)$$

②按 ptr_i 值对模板进行排序。

通过分析训练语料可见:①在汉语情感词与情感对象的指向关系上,情感对象多位于情感词的左边;②原子情感对象以名词、代词居多;③微博文本的情感表达直接,情感词与情感对象的距离往往较近,例如“美丽的日出”,“演出太精彩了”。结合上述特征,定义模板筛选规则如下:

- ①设定阈值,删除 ptr_i 小于阈值的模板;
- ②当情感词居右时,仅保留原子情感对象为名词的模板。

4 情感对象提取

提取情感对象分为两步操作:①提取原子情感对象;②将原子情感对象扩展为情感对象短语。

4.1 提取原子情感对象

提取原子情感对象集合 RE 的方法为:

- ①对于提取对象的句子,首先检索其情感词;
- ②运用算法 1,从句中搜索原子情感对象;
- ③将搜索形成的词性模板与模板库进行对比,如找到匹配模板,则将模板的端点词识别为原子情感对象,抛入集合 RE 。

如句中有多个情感词,可能由多个情感词搜索到同一对象。例如:“这部电影又精彩又刺激”,由情感词“精彩”和“刺激”,搜索到同一对象“电影”。因此还需对 RE 进行去重。

4.2 提取情感对象短语

原子情感对象是情感要素中被修饰的主体,以其作为情感要素的覆盖率较低。因此,需要对集合 RE 的元素进行扩展,得到以其为核心的情感对象短语。这一操作通过句法依存规则来实现。

(1) 句法依存树及其结构化表示

Stanford Parser^[10]是一款开源的句法解析工具。对句子

“上学期间可以带打火机吗。”,其句法依存树如图 2 所示。

```
(ROOT
  (CP
    (IP
      (NP(NN 上学)(NN 期间))
      (VP(VV 可以)
        (VP(VV 带)
          (NP(NN 打火机))))))
    (SP 吗)(PU 。)))
```

图 2 示例的句法依存树

需要将非结构化的句法依存树转换为结构化的形式,以进行依存关系分析。图 2 的结构化表示如表 3 所列。其中,ROOT 为最高层次 1。

表 3 结构化的句法依存树

No	Row	Level	Parent	Children	Tag	Word
1	1	1	0	2	ROOT	
2	2	2	1	3,13	CP	
3	3	3	2	4,7	IP	
4	4	4	3	5,6	NP	
5	4	5	4	0	NN	上学
6	4	5	4	0	NN	期间
7	5	4	3	8,9	VP	
8	5	5	7	0	VV	可以
9	6	5	7	10,11	VP	
10	6	6	9	0	VV	带
11	7	6	9	12	NP	
12	7	7	11	0	NN	打火机
13	8	3	2	14	SP	吗
14	8	4	13	0	PU	。

(2) 将原子情感对象扩展为短语

定义原子情感对象 $re_i(re_i \in RE)$;以 re_i 为主体的情感要素为 ph_i ;文本 d_i 的句法依存树为 $tree$ 。提取 ph_i 的方法如算法 2 所示。

算法 2

Output: 情感要素集合 ERESULT

mainstep:

BEGIN

初始化: ERESULT = { \emptyset };

在 $tree$ 上搜索结点 re_i ;

运用句法依存规则提取 ph_i :

if($re_i.parenttag == NP$)

if($re_i.tag == NP \parallel re_i.tag == ADJP$)

{提取 $re_i.parent$ 的所有孩子构成 ph_i ;}

else if($re_i.tag == DNP$)

if(re_i 的祖先为 NP)

{提取 NP 祖先下的所有孩子构成 ph_i ;}

else{ $ph_i = re_i$;}

else{ $ph_i = re_i$;}

endif

if($re_i.parent.tag == DP$)

if($re_i.tag == DP$)

{提取 $re_i.parent$ 的所有孩子构成 ph_i ;}

else{ $ph_i = re_i$;}

endif

ERESULT = ERESULT \cup { ph_i };

END

算法₂的依存规则以名词为中心,对“的”字句进行了重点提取。另外,基于情感词与其修饰对象就近原则,在搜寻 re_i 的祖先时,仅搜寻到其祖父为止。

5 实验结果及分析

5.1 实验语料及评价指标

实验数据来自 NLP&CC2013 评测任务,包括 10 个话题,每个话题约 1000 条微博。数据集大小为 5.06MB,共包含 7899 条微博,各条微博已切分成句子。采用中科院的分词软件 ICTCLAS 进行中文分词。为提高分词的准确性,分词系统中引入了自定义的用户词典,用于添加网络新词汇,如“坑爹”、“神马”等。实验采用准确率(Precision)、召回率(Recall)及 F 值(F-measure)作为评价指标。

5.2 模板提取实验结果

从训练集中提取的初始模板集共包含 636 个模板,表 4 是按频度排序后的部分模板列表。

表 4 部分模板列表

编号	模板	频度	编号	模板	频度
1	n @	334	10	nr @	18
2	@ n	156	11	@ v udel n	17
3	@ udel n	67	12	@ a udel n	12
4	n udel @	60	13	rr @	12
5	n v @	50	14	n udel v @	11
6	n vshi @	32	15	rzv udel @	10
7	n a @	30	16	rr udel @	10
8	@ v n	24	17	nrf @	10
9	x @	20	18	@ x	10

根据模板的先验概率,在不同阈值下,情感要素抽取的正确率和召回率如图 3 所示。

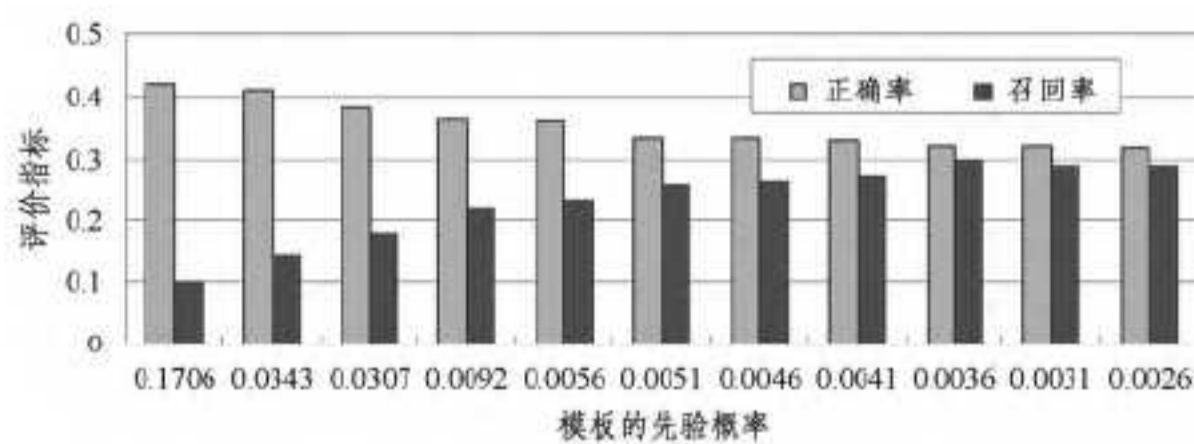


图 3 模板先验概率阈值改变后的性能变化

可见随先验概率阈值递减,模板库规模扩大,提取的原子情感对象增加,召回率明显提高,表明了本文模板提取和筛选方法的有效性。本文实验选取阈值为 0.0036,得到实验所用的模板 263 个。

5.3 情感对象提取实验结果

本文方法参加了 NLP&CC2013 评测任务,即提取微博观点句的情感对象。该任务用严格和宽松两种评价指标。严格评价要求情感对象与答案完全相同,宽松评价通过提交结果与答案之间的覆盖率来计算。两种评价均使用准确率、召回率及 F 值为评价标准。微平均以整个数据集为评价单元,计算整体的评价指标;宏平均以每个话题为评价单元,计算各话题上的评价指标,最后计算所有话题上各指标的平均值。

共有 15 支队伍提交了 19 组测试结果(各队可提交不超过两组结果)。宽松评价的微平均、宏平均评测结果如图 4、图 5 所示,其中本文结果组别为第 5 组。各评价指标按 F 值降序排列。

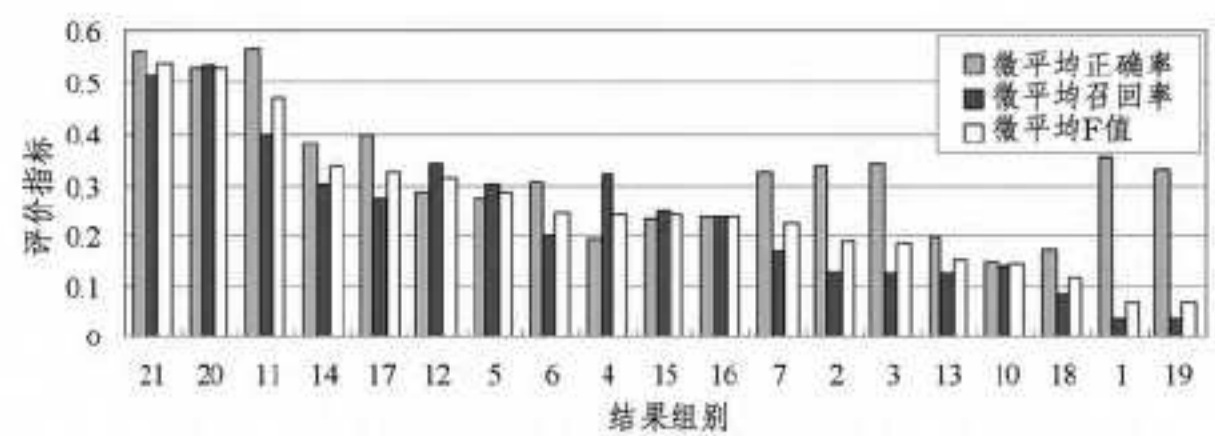


图 4 宽松评价指标的微平均测试结果

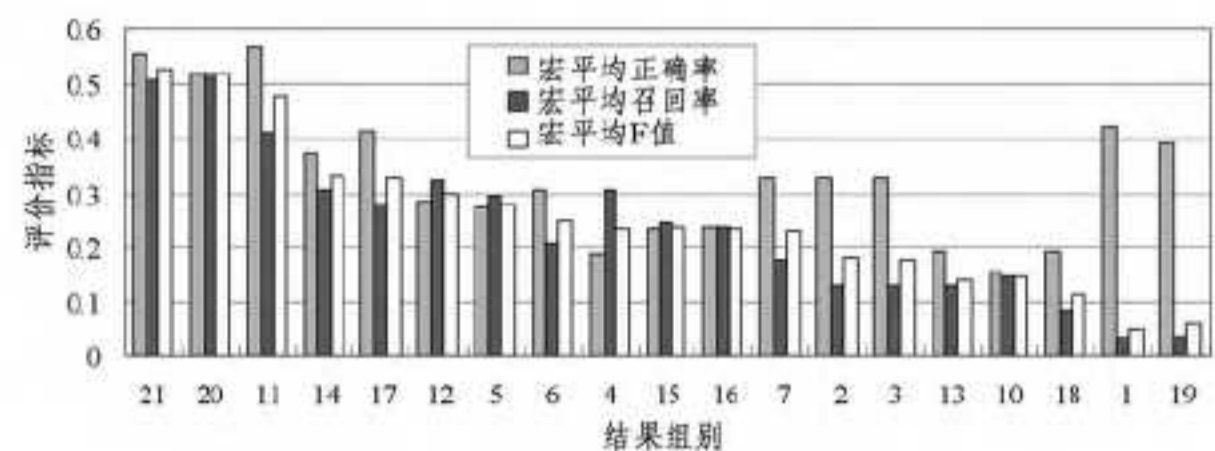


图 5 宽松评价指标的宏平均测试结果

严格评价的微平均、宏平均评测结果如图 6、图 7 所示。本文的结果组别为第 5 组。各评价指标按 F 值降序排列。

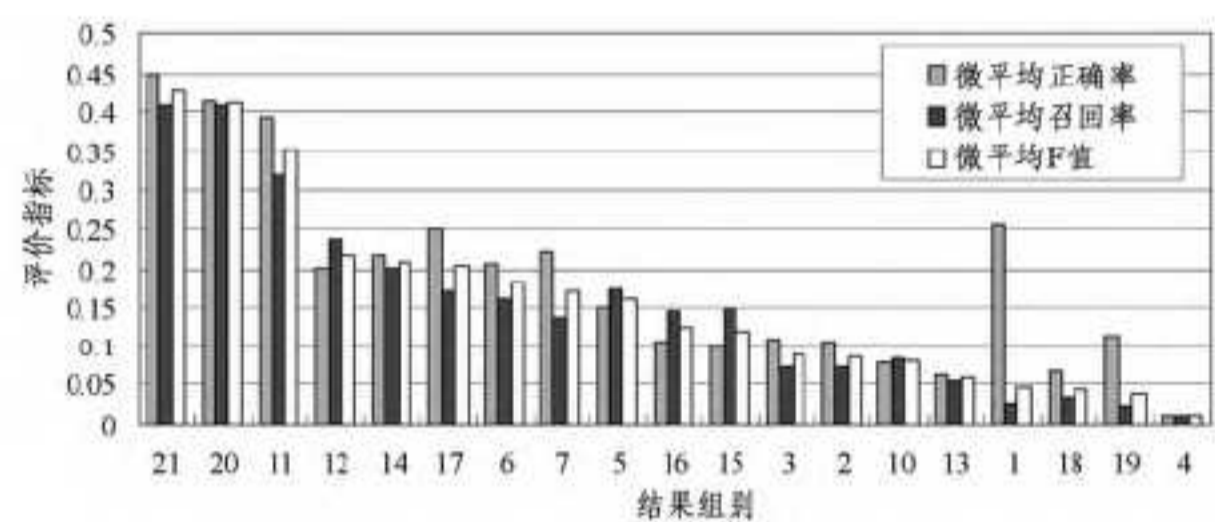


图 6 严格评价指标的微平均测试结果

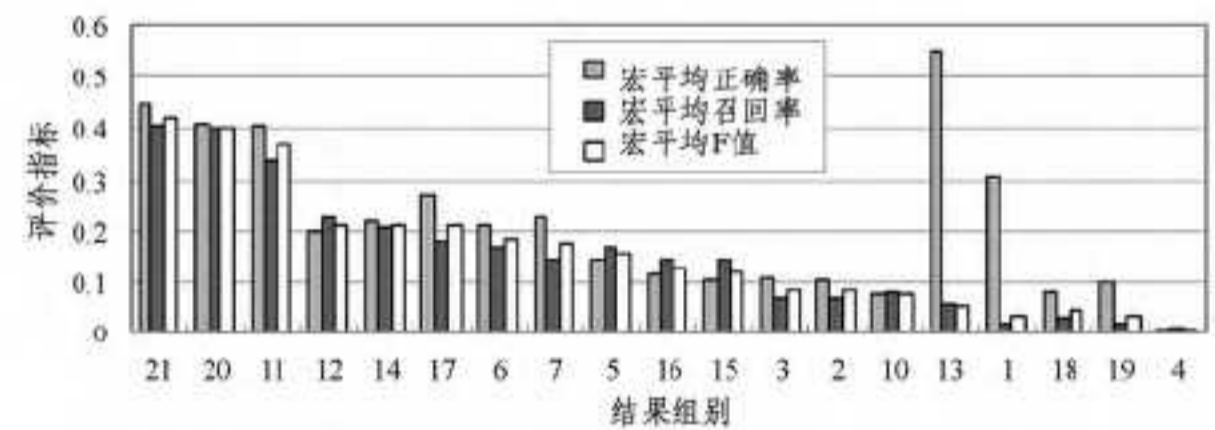


图 7 严格评价指标的宏平均测试结果

从评测结果看,在宽松指标下,各参赛组微平均 F 值最高为 0.538,本文结果为 0.288,在各组评价指标中排名第 7;严格指标下,各参赛组微平均 F 值最高为 0.427,本文结果为 0.161,在各组评价指标中排名第 9。实验表明,本文方法的正确率和召回率比较均衡,这表明了本文方法的有效性。

对整体正确率和召回率仍偏低的问题,其原因如下:① 本文对依存规则的分析是基于人工对句法依存树的观察和归纳,另外,考虑微博短文本的特点,为避免引入较多噪音而影响正确率,本文的依存规则仅提取自短句,因此规则集较小,导致召回率偏低。② 需对代词制定适合的指代消解策略,以提高识别的准确率。

结束语 针对中文微博的情感要素抽取问题,提出了一种词性模板与句法依存分析相结合的方法。通过基于先验概率计算的词性修剪和模板筛选规则,建立了一套词性模板库用于原子情感对象提取,然后在 Stanford 句法树上运用句法依存规则,将原子情感对象扩展为情感对象短语,由此实现了情感要素抽取。

实验表明,基于先验概率计算的模板筛选方法是可行的,能够取得较为均衡的正确率和召回率。运用句法依存规则较

好地实现了原子情感对象的扩展。本文方法在 NLP&CC2013 中文微博评测中获得了优于评测平均水平的结果,证明了该方法的有效性。

本文下一步的工作包括:研究建立完善的句法依存规则集;研究适合的指代消解策略。

参考文献

- [1] 宋双永,李秋丹,路冬媛.面向微博客热点事件情感分析方法[J].计算机学报,2012,6(39):226-228
- [2] Thelwall M, Buckley K, Paltoglou G. Sentiment in Twitter events[J]. Journal of the American society for Information Science and Technology, 2011, 62(2): 406-418

- [3] 姚天昉,程希文,徐飞玉,等.文本意见挖掘综述[J].中文信息学报,2008,5(22):71-79
- [4] 杨亮,潘凤鸣,林鸿飞.基于组块分析的评价对象识别及其应[J].广西师范大学学报:自然科学版,2011,3(29):151-156
- [5] 宋晓雷,王素格,李红霞.面向特定领域的产品评价对象自动识别研究[J].中文信息学报,2010,1(24):89-93
- [6] 王卫平,孟翠翠.基于句法分析与依存分析的评价对象抽取[J].计算机系统应用,2011,20(8):52-57
- [7] 谢丽星,周明,孙茂松.基于层次结构的多策略中文微博情感分析和特征抽取[J].中文信息学报,2012,1(26):73-82
- [8] 知网[EB/OL]. [2009-03-12]. <http://www.keenage.com>
- [9] 王卫平,孟翠翠.基于句法分析与依存分析的评价对象抽取[J].计算机系统应用,2011,20(8):52-57

(上接第 452 页)

(2) 病毒防护系统

按照中国石油统一规划,部署应用了赛门铁克终端防护系统 SEP11(Symantec Endpoint Protection),集成了防病毒、反间谍软件、防火墙、基于主机和网络的入侵防护方案以及应用和设备控制,易于部署和管理,实现全面、强健的端点防护。主要包括以下技术:

· 增强型防病毒和反间谍软件

提供优化的实时恶意软件检测,对其加以拦截并修复。它的主要特征包括性能优化和来自 Veritas 的新型深度扫描技术,从而可以发现并移除经常逃避检测的 rootkit。

· 新型主动威胁防护

通过利用基于行为的扫描,抵御未知或零时差攻击的威胁。通过设定检测所有行为的运算法则,大幅减少了误报的发生。根据指定的安全策略,设备控制可帮助用户严格限制设备访问权,包括 USB 存储、备份驱动等,从而降低数据丢失的风险。

· 新型网络威胁防护

整合了 Generic Exploit Blocking,利用独特的基于漏洞的 IPS 技术。由于这种 IPS 技术是嵌入在网络层级,因此可以在恶意软件进入系统之前加以拦截。

· 网络访问控制

对试图接入网络的用户终端进行安全检查,强制用户终端进行防病毒、操作系统补丁等企业定义的安全策略检查,防止非法用户和不符合企业安全策略的终端接入网络,降低蠕虫等病毒在企业扩散的风险。

(3) 身份认证系统

通过中国石油电子邮件系统的绑定认证,为应用系统和基础平台提供统一的用户管理、认证服务和权限管理,实现各应用系统的“集中认证”、“统一授权”,提高信息和系统的安全性。

对于勘探与生产 ERP 系统、健康安全环保系统等重点应用系统,基于严谨的加密算法与密钥管理机制,采用高安全性的 USBKey 数字证书认证方式,保障办公自动化流程,控制对敏感信息的访问。

4.3 建立健全安全保障体系

建立健全针对信息化安全管理的整套体制,包括管理组织、制度、措施等,保障物理安全、网络安全和信息安全。

(1) 建立健全安全管理组织。成立以信息主管领导、网络管理员、兼职计算机管理员等组成的多级安全管理体系,信息

主管领导负责安全体系的规划以及部门间的协调工作,网络管理员负责制定安全策略和组织技术实施,兼职计算机管理员负责安全措施的具体实施。

(2) 建立健全安全管理制度。我厂相继发布了《采油二厂计算机信息网络管理规定》、《采油二厂重要生产岗位计算机使用管理规定》、《采油二厂门户网站运行维护管理实施细则》、《采油二厂新闻宣传保密审核有关规定》等多项安全保密规定。

(3) 制定完善应急处置预案。严重的网络安全问题(如系统设备故障或大范围病毒感染等)处理起来会特别复杂,针对特定的安全问题,制定了《信息化业务应急处置预案》,包括网络应急处置预案、信息门户应急处置预案、应用服务器应急处置预案 3 部分。每年定期进行应急处置预案模拟演练,既提高了网络管理人员的应急响应能力,又使应急预案本身得到了检验和完善。

(4) 加强网络日常管理。定期进行操作系统安全策略的维护和检查、系统和数据的备份、分析网络安全事件日志、设备和系统的日常维护等工作。通过加强网络管理,保证了网络的安全可靠运行。

(5) 开展网络安全教育。采取多种形式(如网络安全知识培训、签订保密承诺书、保密专项检查等),对员工开展网络信息安全教育,普及安全知识、小窍门,让员工自觉地参与到安全保护中来,认真执行安全策略,减少安全漏洞,避免内部泄密和攻击等安全事故的发生。

结束语 内网安全是一个系统工程,“三分技术,七分管理”,管理是内网安全的核心,技术是安全管理的保证,任何单一的技术或产品都无法满足网络对安全的要求。我们必须从内网安全管理的全局视角出发,全面整合利用准入控制、网络监控、权限管理、身份加密等多种手段,将管理、技术、人员进行有机结合,在企业内部构建一个立体化的整体安全网络,才能实现真正意义上的内网安全,降低信息泄漏风险,确保各项业务工作正常有序运行。

参考文献

- [1] 杨义先,钮新忻.网络安全理论与技术[M].北京:人民邮电出版社,2003
- [2] McCarthy L. 信息安全:企业抵御风险之道[M].北京:清华大学出版社,2003
- [3] 方展.计算机病毒与防治[M].上海:上海科学普及出版社,2005