

# 网络信息中评价搭配识别及倾向性判断

汝承森<sup>1</sup> 饶岚<sup>2</sup> 王挺<sup>1</sup>

(国防科技大学计算机学院 长沙 410073)<sup>1</sup> (国防科技大学人文与社会科学学院 长沙 410073)<sup>2</sup>

**摘要** 随着互联网技术的飞速发展,网络评论信息呈现爆炸式的增长,观点挖掘技术应运而生。评价对象与评价短语的抽取是观点挖掘中一项重要的任务。针对现有的基于模板方法存在人工参与过多、模板覆盖率不足、不能识别跨度较远的评价对象与评价短语等问题,提出了一种自动提取模板、利用概率进行评价搭配识别并能识别跨度较远的评价对象与评价短语的方法。通过引入同义词计算情感词的情感强度,综合考虑情感词与修饰词影响,完成倾向性判断。利用 COAE2011 的语料对上述方法进行了实验评价,并与两个 baseline 方法进行比较,取得了较好的实验结果。

**关键词** 评价搭配,提取,模板,倾向性判断

中图分类号 TP391 文献标识码 A

## Opinion Combination Recognition and Orientation Judgment of Network Information

RU Cheng-sen<sup>1</sup> RAO Lan<sup>2</sup> WANG Ting<sup>1</sup>

(College of Computer, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)<sup>1</sup>

(College of Humanities and Social Sciences, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)<sup>2</sup>

**Abstract** With the rapid development of internet technology and the explosive growth of online reviews, the technology of opinion mining has emerged. The extraction of opinion targets and opinion phrases is an important task in opinion mining. As template-based methods have several disadvantages; too much manual intervention, the lack of template coverage, and having difficulty in identifying opinion targets and opinion phrases with long distance, this paper presented a method that could extract templated automatically, identify the opinion combination by using the probability and identify long distance opinion targets and opinion phrases. This paper calculated the sentiment strength of sentiment words by using thesauruses and judged the opinion orientation by considering the impacts of sentiment words and qualifiers. The proposed work has been evaluated on the corpus of COAE2011, compared with two baseline methods, and obtains a good result.

**Keywords** Opinion combination, Extraction, Template, Orientation judgment

## 1 引言

随着互联网技术的飞速发展,越来越多的人在网络上发表评论,信息呈现爆炸式的增长。人们可以通过网络获取海量的信息,但是同时面临着这样一个问题,即如何快速全面地获得公众对于诸如人物、事件、娱乐、产品等有价值的评价信息,这在很多情况下是非常困难的。如果人工对这些海量的评价信息进行统计、分析,无疑是不可能的。面对这样的现实问题,观点挖掘技术应运而生。

观点挖掘,又称文本情感分析,是对带有情感色彩的主观性文本进行分析、处理、归纳和推理的过程<sup>[1]</sup>。观点挖掘有很多任务,按照任务层次的不同,大致可以分为情感信息的抽取、情感信息的分类与情感信息的检索归纳<sup>[1]</sup>。

一个观点可用五元组〈对象,对象属性,评价短语,观点持有者,评价时间〉表示<sup>[2]</sup>,即一个观点是由观点持有者在某个

时间对评价对象的某个属性作出的评价。很多时候,对象与对象属性不是很好区分,可以将它们合称为评价对象,这样一个观点就可以用四元组〈评价对象,评价短语,观点持有者,评价时间〉来表示<sup>[2]</sup>。例如,在“他昨天表示,Nokia 3250 不错。”这句话中,评价对象为“Nokia 3250”,观点词为“不错”,观点持有者为“他”,评价时间为“昨天”。评价短语及其所修饰的评价对象二者的搭配合称为评价搭配,表现为二元组〈评价对象,评价短语〉。本文的工作就是利用基于模板的方法抽取评价搭配,并对评价的倾向性作出判断。

针对评价搭配的抽取,不少研究者采用了基于机器学习或基于模板的方法。基于机器学习的方法主要是基于 CRF 的方法。国内的徐冰等<sup>[3]</sup>、张姝等<sup>[4]</sup>将句法特征、词特征、词性特征、上下文特征、位置特征等作为 CRF 的特征进行评价对象抽取。基于 CRF 的方法可以得到较高的准确率,但是召回率不高。与机器学习的方法相比,基于模板的方法使用更

投稿日期:2012-09-28 返修日期:2012-11-25 本文受国家自然科学基金项目(61170156)资助。

汝承森(1988-),男,硕士生,主要研究方向为观点挖掘,E-mail:ruchengsen@nudt.edu.cn;饶岚(1973-),女,讲师,主要研究方向为计算语言学;王挺(1970-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为自然语言处理、信息检索。

为普遍。基于模板的方法:Kobayashi 等<sup>[5]</sup>根据评价对象与评价短语的修饰关系与共现特性,提取 8 个共现模板进行评价搭配的抽取。王菲等<sup>[6]</sup>人工构造一些抽取评价搭配的规则,利用词性序列,制定了抽取评价搭配的模板。很多研究者使用人工总结句法关系的方法来进行情感评价搭配的认识,如国外的 Popescu 等<sup>[7]</sup>、国内的姚天昉等<sup>[8]</sup>利用依存句法分析构建提取模板,并进行评价搭配的抽取。现有的基于模板的方法,人工参与的成分较多,固化了评价对象与评价短语的搭配,导致覆盖率较低。针对这些问题,本文设计了一种自动提取评价搭配模板进行评价搭配抽取的方法。

本文第 2 节介绍评价搭配抽取;第 3 节介绍基于 HowNet<sup>[1]</sup>情感词典的情感倾向性判断方法;第 4 节给出实验结果及分析;最后对本文工作进行总结。

## 2 基于模板的评价搭配抽取

针对现有基于模板的方法存在人工参与的成分较多、覆盖率低、灵活性低等问题,本文采取了对评价对象模板和评价短语模板分别进行设计再进行组合搭配的思路,设计了一种自动提取这两类模板的方法,并通过调整评价对象与评价短语之间的距离进行评价对象与评价短语的抽取,利用概率完成评价搭配的筛选。

### 2.1 评价搭配模板的抽取

在一般情况下,组成评价搭配的词语序列所对应的词性序列有一定的内在规律。例如:名词和名词同时出现可构成评价对象,副词和形容词同时出现则构成评价短语。因此,本文将词性序列作为抽取的模板。例如:

评价对象“恒温状态”词性标注后为“恒温/n 状态/n”,对应的模板为“(n)(n)”。

评价短语“非常精美”词性标注后为“非常/d 精美/a”,对应的模板为“(d)(a)”。

评价对象一般为名词、动名词、名词性短语或代词等,评价短语一般为形容词、形容词短语、动词或名词性短语等。本文中模板抽取部分的工作就是利用分词和词性标注工具,标注出评价对象与评价短语对应的词性序列,并根据一定的原则对这些词性序列进行筛选整合,将最后得到的词性序列当作模板。

本文的模板分为两种,一种是评价对象对应的模板,另一种是评价短语对应的模板。提取模板时,对这两种模板分别提取。模板的提取分为以下几步:

1)对每句话进行词性标注,统计每一个评价对象与评价短语对应的词性序列,获得初始模板,并统计每种模板的出现频率。

2)根据模板的词性序列的特点,进行模板的整合。

3)设置一定的阈值,统计整合后每种模板的出现频率,将出现频率不小于阈值的模板作为最终的模板。

其中第 2)步主要按照下面的原则,将模板提升为正规式:

(1)若词性 A 可能出现一次,也可能连续出现多次,则可以合并为(A)<sup>+</sup>,”+”表示至少出现一次。例如,n 与(n)(n)可以合并为(n)<sup>+</sup>。

(2)若词性 B 可能出现,也可能不出现,则可以合并为(B)\*,”\*”表示出现或不出现。例如,a 与(d)(a)可以合并为(d)\*(a)。

(3)若词性 A、B 后面跟的词性序列一样,但 A、B 不同时出现,则可以合并为 A|B。例如,(mq)(n)与(r)(n)可以合并为(mq|r)(n)。

### 2.2 评价搭配的抽取

本文在 2.1 节中完成了评价对象与评价短语模板的提取工作,下面根据提取出的模板进行评价搭配的抽取。

需要注意的是,一句话中可能会含有多个评价搭配。如果利用“,”与“;”将句子分成一个个子句,每个子句通常情况下最多只含有一个评价搭配。因此,在抽取评价搭配时,本文利用“,”与“;”将句子分成一个个子句,将子句作为评价搭配抽取的基本单位。

2.1 节中完成评价对象与评价短语模板提取时,统计了每个评价对象模板  $Target_i$  的出现频率  $F_{Target_i}$  与每个评价短语模板  $Phrase_i$  的出现频率  $F_{Phrase_i}$ 。根据每种模板的出现频率,利用式(1)、式(2)可以计算出每种模板的出现概率  $P_{Target_i}$ 、 $P_{Phrase_i}$ 。

$$P_{Target_i} = \frac{F_{Target_i}}{\sum_{i=0}^n F_{Target_i}} \quad (1)$$

$$P_{Phrase_i} = \frac{F_{Phrase_i}}{\sum_{i=0}^n F_{Phrase_i}} \quad (2)$$

假设评价对象模板  $Target_m$  与评价短语模板  $Phrase_n$  是相互独立出现的,可以通过式(3)计算出二者共同出现的概率  $P_{mn}$ 。

$$P_{mn} = P_{Target_m} P_{Phrase_n} \quad (3)$$

考虑到词性序列可能会同时与多个模板匹配成功,在匹配评价对象模板时,从前向后与所有模板进行匹配。然后,以每一个评价对象为中心,在最远距离(评价对象与评价短语之间最多间隔的词语个数)范围内匹配评价短语模板,保留概率最大的评价短语。计算子句中抽取出的每一组评价搭配的出现概率  $P_{mn}$ ,将  $P_{mn}$  最大的评价搭配作为子句最终的评价搭配。

评价搭配抽取的具体流程分为以下步骤:

1)利用“,”与“;”将句子分成一个个子句,对每个子句进行分词与词性标注,提取出整个子句对应的词性序列。

2)按照下面几步提取评价对象:

(1)查找每一个模板在子句对应的词性序列的所有出现,记录每一个模板出现的始末位置。如果没有任何一个模板在词性序列中出现,则评价对象的抽取结束。

(2)根据模板出现的始末位置,抽取对应的评价对象。

3)抽取评价短语:

(1)在子句中评价对象始末位置之外的词性序列中,查找每一个评价短语模板,记录在最远距离范围内每一个模板出现的始末位置,将所有出现模板中  $P_{Phrase_i}$  最大的作为与评价对象搭配的模板。如果没有任何一个模板在词性序列中出现,则评价短语的抽取结束。

(2)根据模板出现的始末位置,抽取对应的评价短语。

<sup>1)</sup> <http://www.keenage.com.2007>

4)计算所有评价搭配的出现概率  $P_{mn}$ ,将其中  $P_{mn}$  最大的作为子句最终抽取出的评价搭配。

按照上述流程,就可以完成一个子句中评价搭配的抽取。

### 3 基于 HowNet 情感词典的情感倾向性判断

针对评价对象的情感倾向性判断需要利用评价短语。评价短语是指修饰成分与情感词组合而成的评价单元,如“非常漂亮”、“很高兴”等。修饰成分是加强、减弱或置反观点的语言成分,可以是程度副词、否定词等。进行情感倾向性判断的关键在于确定情感词的情感倾向性。

本文选择 HowNet 情感词典作为情感倾向性判断的基础词汇集,该情感词典提供了负面评价词语、负面情感词语、正面评价词语与正面情感词语等 4 种类型的词汇列表,褒义词与贬义词数量相当,词语数量较多,但是没有提供这些词汇所反映情感的强度。根据 Ku 等<sup>[9,10]</sup>提出的方法,一个中文情感词的情感倾向性是组成该词的每个汉字倾向性的函数,可以根据一个汉字在情感词典中的出现频率来计算该汉字的正向倾向性和负向倾向性,两者之差反映了该汉字的整体情感倾向性以及强度  $S_{w_i}$ 。

设一个中文词语  $w$  由  $n$  个汉字组成,即  $c_1, c_2, \dots, c_n$ , 这样  $w$  的情感倾向  $S_w$  可以由式(4)计算。

$$S_w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_{w_i} \quad (4)$$

$S_w$  大于 0 表示情感词表达正向情感, $S_w$  小于 0 表示情感词表达负向情感, $S_w$  的绝对值越大,表示情感越强烈。

上述方法会误判一些情感词的情感倾向性。一般情况下,一个词语与它的同义词具有相同的情感倾向性,并且同义词表达的情感强度大致相同。因此,本文构建了同义词词典,利用同义词对情感词的倾向性进行了修正。词典来源于哈工大《同义词词林扩展版》与知识词典<sup>2)</sup>,词典中共包含 5133 组同义词。

一个属于 HowNet 情感词典的情感词  $W$  倾向性判断错误时,如果  $W$  有同义词属于情感词典,并且同义词的倾向性判断正确, $W$  的情感强度  $S_w$  取所有倾向性判断正确的同义词情感强度的均值;否则, $S_w$  取所属正向或负向情感词典中所有词语情感强度的均值,如式(5)所示。

$$S_w = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_{w_i} \quad (5)$$

对于一个不属于 HowNet 情感词典的情感词  $W$ ,本文通过计算它对应的同义词的情感强度  $S_{w_i}$ ,完成情感倾向性的确认。

在情感词  $W$  的同义词中有词语  $W_i$  属于情感词典的情况下,如果  $S_w$  与  $S_{w_i}$  正负相同, $S_w$  保持不变;否则,计算出所有与  $S_{w_i}$  正负相同的  $S_{w_j}$  的均值  $\overline{S_{w_j}}$ ,并将  $\overline{S_{w_j}}$  赋值给  $S_w$ 。

在情感词  $W$  的同义词中没有词语属于情感词典的情况下,假设所有同义词中正向词的数目为  $m$ ,负向词的数目为  $n$ 。如果  $m$  大于  $n$ ,情感强度均值  $\overline{S_w}$  等于所有正向词情感强度的均值, $S_w$  与  $\overline{S_w}$  正负相同时, $S_w$  保持不变,否则将  $\overline{S_w}$  赋值给  $S_w$ ;如果  $m$  小于  $n$ ,情感强度均值  $\overline{S_w}$  等于所有负向词情感强度的均值, $S_w$  与  $\overline{S_w}$  正负相同时, $S_w$  保持不变,否则将  $\overline{S_w}$  赋

值给  $S_w$ ;如果  $m$  等于  $n$ , $S_w$  保持不变。

评价短语由修饰成分与情感词组合而成,在很多评价短语中,有大量的副词修饰情感词,它们表达的情感强度与情感词单独表达的情感强度明显不同,比如“非常漂亮”、“不便宜”等。“非常”修饰“漂亮”,表达的情感明显比“漂亮”要强烈;“不”修饰“便宜”,表达了否定的意向。因此,为了更加准确地计算评价短语的倾向性,本文考虑修饰成分的影响。

HowNet 情感词典中列举了中英文程度级别词语的类型及每种类型主要包括的词汇。根据语气强弱程度,词典中程度级别词语分为超、极其、很、较、稍、欠等 6 种类型。在构建修饰词词典时,本文在保留这 6 种类型的同时添加了否定类型。根据语气强弱程度,本文将超、极其、很、较、稍、欠等 6 种类型所包含词汇的强度分别设置为 2.0、1.8、1.6、1.4、1.2 与 0.8。此外,本文将否定类型的词汇的强度设置为一 1.0,用于表示情感倾向取反。

本文把一个评价短语作为分析对象,提取每一评价短语中的情感词以及修饰成分,如果与情感词  $W_i$  相邻的词中有  $n$  个修饰词,每个修饰词的情感强度为  $M_j$ ,那么每个情感词最终表达的倾向性以及强度如式(6)所示。

$$O_{w_i} = S_{w_i} \prod_{j=1}^n M_j \quad (6)$$

评价短语  $Phr$  中包括  $k$  个情感词,记为  $w_1, w_2, \dots, w_k$ ,  $Phr$  最终表达的情感倾向性以及强度如式(7)所示。

$$O_{Phr} = \sum_{i=1}^k O_{w_i} \quad (7)$$

本文设置一定的阈值  $\mu$ ,情感强度在  $[-\mu, \mu]$  之间的评价为中性评价,大于  $\mu$  的评价为正向评价,小于  $-\mu$  的评价为负向评价。

## 4 实验评估

### 4.1 实验数据

COAE(Chinese Opinion Analysis Evaluation)是国内第一个情感分析方面的评测。COAE2011<sup>[11]</sup>任务 3 是评价搭配的抽取,并对评价的倾向性做出判断。任务 3 的答案中共有 29416 个句子,其中 6558 个句子同时具有评价对象和评价短语标注。本文将这 6558 个句子作为实验数据,从中随机抽取 2000 句作为训练语料,本文方法利用该训练语料抽取模板,作为对比的 CRF 方法将用该训练语料训练 CRF 模型;剩下的句子中再随机抽取 1000 句,作为本文方法与两种 baseline 方法的测试语料;将剩下的 3558 句作为评价短语倾向性判断阈值设定的开发语料。

本文方法与两种 baseline 方法都需要对句子进行分词与词性标注处理。本文采用的分词与词性标注工具是中国科学院计算技术研究所开发的汉语词法分析系统 ICTCLAS<sup>3)</sup>,它支持添加用户词典。鉴于语料来自数码、财经与娱乐 3 个领域,为提高分词的准确性,本文构建了这 3 个领域的词典,领域词典的来源为搜狗词库中数码、财经、娱乐 3 个领域的官方推荐词库,词典中共包含 25405 个词语。

### 4.2 评价搭配模板提取实验

评价搭配模板提取的语料来源于 4.1 节中抽取出的用于模板提取的 2000 个句子。按照 2.1 节中的提取流程与原则

<sup>2)</sup> <http://www.dic123.com/>, 2008

<sup>3)</sup> <http://ictclas.org/>, 2006

分别提取评价对象与评价短语对应的模板。本文将阈值设置为10,最终保留出现频率不小于10的模板。最终得到的模板如表1、表2所列。

表1 评价对象模板

模板	出现频率
(a) * (n nr ns vn) <sup>+</sup>	939
(r v q mq)(n nr ns vn) <sup>+</sup>	75
(r) <sup>+</sup> (n nr ns vn) <sup>*</sup>	66
(n nr ns vn) <sup>+</sup> (u)(n nr ns vn) <sup>+</sup>	14
(d) * (a) <sup>+</sup> (u)(n nr ns vn) <sup>+</sup>	12

表2 评价短语模板

模板	出现频率
(d) * (a) <sup>+</sup>	362
(d) * (a) <sup>+</sup> (u)	170
(d) * (v) <sup>+</sup> (u)	48
(d) * (v)(d) * (a)	39
(d) * (a) <sup>+</sup> (u)(n nr ns vn)	34
(d) * (v)(n nr ns vn)(u)	10

其中,a代表形容词,n,nr,ns,vn等代表名词,d代表副词,u代表助词,v代表动词,r代表代词,q与mq代表量词。

### 4.3 倾向性判断实验及分析

本文第3节对情感倾向性做出判断时,需要设置一定的阈值 $\mu$ 。阈值 $\mu$ 大小的设置,会影响到倾向性判断的准确性。本文利用4.1节中抽取出的3558个句子中已经标注好的评价短语与情感倾向性对倾向性判断阈值的设定进行验证,实验结果如表3所列。

表3 倾向性判断阈值设定实验结果

阈值 $\mu$	Ku等倾向性判断方法准确率	本文倾向性判断方法准确率
0	0.7369	0.8007
0.005	0.7279	0.7967
0.01	0.7256	0.7946
0.02	0.7199	0.7937
0.05	0.7055	0.7861
0.1	0.6669	0.7668

从表3中可以看出, $\mu$ 为0时,倾向性判断的效果是最好的;引入情感词的同义词信息,考虑修饰词的影响后,本文倾向性判断方法的准确率普遍比Ku等倾向性判断方法的准确率提高了大约7%。这说明本文倾向性判断的方法是有效的。

因此,本文在进行倾向性判断时,将 $\mu$ 设置为0,综合考虑修饰成分与情感词的影响,完成倾向性判断。

### 4.4 评价搭配识别及倾向性综合实验分析

实验结果的判定粒度参照COAE2011的评测粒度,采用严格尺度,只有跟标注答案完全相同的结果才被判定为正确。结果评价指标为准确率、召回率与F1值,以F1值为主。

评价对象与评价短语并不全是相邻的,它们之间往往有一定的间隔。最远距离不同,评价搭配的抽取效果是不一样的。在实验过程中,只保留评价对象与评价短语同时出现的结果。实验效果如表4—表6所列。

表4 评价对象抽取结果

最远距离	准确率	召回率	F1
1	0.2890	0.2050	0.2401
2	0.2528	0.2282	0.2398
3	0.2280	0.2411	0.2344

表5 评价短语抽取结果

最远距离	准确率	召回率	F1
1	0.3283	0.2330	0.2727
2	0.2845	0.2568	0.2699
3	0.2639	0.2790	0.2712

表6 评价对象和评价短语抽取以及倾向性判断结果

最远距离	准确率	召回率	F1
1	0.1843	0.1309	0.1531
2	0.1474	0.1330	0.1398
3	0.1266	0.1338	0.1301

从实验结果可以看出,随着最远距离的增加,评价对象、评价短语以及评价搭配的召回率越来越高,也就是说最远距离越大,抽取出的正确的评价对象、评价短语以及评价搭配越多。同时,随着最远距离的增加,评价对象、评价短语以及评价搭配的准确率在降低,这是由于随着距离的增加,会抽取更多错误的评价对象、评价短语以及评价搭配。在最远距离为1时,评价对象、评价短语以及评价搭配的F1值都最高,即最远距离为1时整体抽取效果是最好的。

实验过程中对两个baseline方法与本文的方法(最远距离为1时)进行了比较:

- baseline1:王菲等基于模板的方法<sup>[6]</sup>,人工制定一些规则,根据这些规则制定相应的模板,抽取评价搭配。

- baseline2:基于CRF的方法<sup>[3,4]</sup>,该方法引入词、词性和评价词词典信息(用于评价短语抽取)等特征。

3种方法的实验效果如表7—表9所列。

表7 评价对象抽取结果

方法	准确率	召回率	F1
baseline1	0.3127	0.1159	0.1691
baseline2	0.5902	0.0258	0.0493
本文方法	0.2890	0.2050	0.2401

表8 评价短语抽取结果

方法	准确率	召回率	F1
baseline1	0.3552	0.1316	0.1921
baseline2	0.4488	0.0815	0.1380
本文方法	0.3283	0.2330	0.2727

表9 评价对象和评价短语抽取以及倾向性判断结果

方法	准确率	召回率	F1
baseline1	0.1969	0.0730	0.1065
baseline2	0.4000	0.0086	0.0168
本文方法	0.1843	0.1309	0.1531

从上面的结果可以看出,本文方法对评价对象、评价短语以及评价搭配抽取的召回率与F1值是最高的,准确率略低于两种baseline方法,整体性能上优于两种baseline方法。本文方法对评价对象、评价短语以及评价搭配抽取的准确率略低于两种baseline方法,这是由于本文方法抽取更多错误的评价对象、评价短语以及评价搭配。同时,本实验也验证了基于CRF方法的准确率高、召回率低的论断。

**结束语** 本文用词性序列来描述评价对象与评价短语的构成,产生评价搭配抽取的模板,利用评价搭配的出现概率完成评价搭配的筛选,借助同义词完成词语情感强度修正,综合考虑评价短语中修饰成分与情感词的影响,完成倾向性判断。在COAE2011语料上的测试结果表明,本文的方法是有效的。本文的主要贡献可概括如下:本文提出将评价对象与评价短语对应的词性序列分别当作抽取评价对象与评价短语的

模板,与以往工作不同,本文通过统计获得大量的模板,因此,模板更详细、更全面;其次,本文分别统计评价对象与评价短语对应的模板,没有像以往方法那样固定评价对象模板与评价短语模板之间的搭配,这样进一步丰富了模板的数量;再次,本文通过调节评价对象与评价短语之间的距离,并利用评价搭配的出现概率完成评价搭配的筛选,取得了较好的实验效果;最后,以 HowNet 情感词典为基础,通过挖掘情感词的同义词信息完成情感强度修正,并通过综合考虑修饰成分与情感词的影响进行倾向性判断。

在今后的工作中,我们会尝试消除模板数量增加与最远距离增加时引入的噪音,从而提高本文评价搭配抽取方法的准确率。

## 参 考 文 献

- [1] 赵妍妍,秦兵,刘挺. 文本情感分析[J]. 软件学报,2010,21(8): 1834-1848
- [2] Liu Bing. Sentiment Analysis and Subjectivity(Second Edition) [M]. Indurkha N, Damerou F J, eds. Handbook of Natural Language Processing,2010
- [3] 徐冰,赵铁军,王山雨,等. 基于浅层句法特征的评价对象抽取研究[J]. 自动化学报,2011,37(10):1241-1247
- [4] 张姝,贾文杰,夏迎炬,等. 基于 CRF 的评价对象抽取技术研究 [C]//黄萱菁,许洪波,赵军. 第一届中文倾向性分析评测会议.

北京:2008:70-76

- [5] Kobayashi N, Inui K, Matsumoto Y. Collecting evaluative expressions for opinion extraction [C]//Nagao M, ed. Proc. of the Int'l Joint Conf. on Natural Language Processing (IJCNLP). Morristown: ACL,2004:584-589
- [6] 王菲,吴云芳,徐艺峰,等. 词语搭配情感倾向的自动判别方法 [C]//许洪波,孙乐,姚天昉. 第三届中文倾向性分析评测会议. 济南,2011:52-64
- [7] Popescu A M, Etzioni O. Extracting product features and opinions from reviews [C]//Mooney R J, ed. Proc. of HLT/EMNLP 2005. Morristown: ACL,2005:339-346
- [8] Yao T F, Peng S W. A study of the classification approach for Chinese subjective and objective texts [C]//Zhu QM, et al., eds. Proc. of NCIRCS 2007. 2007:117-123
- [9] Ku L, Liang, Chen H. Opinion Extraction, Summarization and Tracking in News and Blog Corpora [C]//American Association for Artificial Intelligence (AAAI). 2006:100-107
- [10] Ku L, Lo Y, Chen H. Using opinion scores of words for sentence-level opinion extraction [C]//Proceeding of the 6th NTCIR Workshop Meeting on Evaluation of Information Access Technologies. 2007:316-322
- [11] 许洪波,孙乐,姚天昉,等. 第三届中文倾向性分析评测总结报告 [C]//第三届中文倾向性分析评测会议. 济南,2011:1-24

(上接第 128 页)

进,而且分析说明改进方案可以抵抗第三类敌手的攻击。

## 参 考 文 献

- [1] Diffie W, Hellman M. New directions in cryptography[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1976, 22(6): 644-654
- [2] Shamir A. Identity based cryptosystems and signature scheme [C]//Crypto 1984, LNCS. vol. 196, Springer-Verlag, 1984: 47-53
- [3] Miller V S. Use of elliptic curves in cryptography [C]// Proceeding of the Crypto'85. New York: Springer-Verlag, 1985: 417-426
- [4] Koblitz N. Elliptic curve cryptosystem [J]. Journal of Mathematics of Computation, 1987, 48(177): 203-209
- [5] Boneh D, Franklin M K. Identity-based encryption from the Weil pairing [C]//Proceedings of the Crypto'01, LNCS. vol. 2139, Springer-Verlag, 2001: 213-229
- [6] Al-Riyami S, Paterson K. Certificateless public key cryptography [C]// Proceedings of the Asiacrypt'03, LNCS. vol. 2894, Springer-Verlag, 2003: 452-473
- [7] Jakobsson M, Sako K, Impagliazzo R. Designated verifier proofs and their applications [C]// Proceedings of the Eurocrypt'96, LNCS. vol. 1070, Springer-Verlag, 1996: 143-154
- [8] Yang M, Shem X-Q, Wang Y-M. Certificateless universal designated verifier signature scheme [J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 2007, 14(3): 85-94
- [9] Guozheng H, Fan H. Attacks against two provably secure certificateless signature schemes [C]// Proceedings of the WASE International Conference on Information Engineering. 2009: 246-249

- [10] Huang X, Susilo W, Mu Y, et al. Certificateless designated verifier signature schemes [C]// Proceedings of the 20th International Conference on AINA'06. vol. 2, 2006: 15-19
- [11] Du H, Wen Q. Efficient and provably-secure certificateless short signature scheme from bilinear pairings. Cryptology ePrint Archive [R]. Report 2007/250
- [12] Chen H, Song R, Zhang F, et al. An efficient certificateless short designated verifier signature scheme [C]// Proceedings of the International Conference on WiCOM'08. Dalian, 2008: 1-6
- [13] Fan C-I, Hsu R-H, Ho P-H. Cryptanalysis on Du-Wen certificateless short signature scheme [C]// Proceedings of the JWIS'09, Institute of Electrical and Electronics Engineers. Kaohsiung, 2009: 1-7
- [14] Tso R, Yi X, Huang X. Efficient and short certificateless signatures secure against realistic adversaries [J]. Journal of Supercomputer, 2011, 55: 173-191
- [15] Choi K Y, Park J H, Lee D H. A new provably secure certificateless short signature scheme [J]. Computers and Mathematics with Applications, 2011, 61(7): 1760-1768
- [16] Tian M, Huang L, Yang W. On the security of a certificateless short signature scheme. Cryptology ePrint Archive [OL]. <http://eprint.iacr.org/2011/419>, 2011
- [17] Hafizul Islam S K, Biswas G P. Provably secure certificateless strong designated verifier signature scheme based on elliptic curve bilinear pairings [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2013, 25(1): 51-61
- [18] Boneh D, Lynn B, Shacham H. Short Signature from the Weil Paring [C]// Proceeding of Asiacrypt'01, LNCS 2248. Springer-Verlag, 2001: 514-532