

文章编号: 1003-0077(2013)06-0090-06

基于情绪相关事件上下文的隐含情绪分类方法研究

李寿山^{1,2}, 李逸薇², 刘欢欢¹, 黄居仁²

(1. 苏州大学 自然语言处理实验室, 江苏 苏州 215006;

2. 香港理工大学 中文及双语学系, 中国香港)

摘要: 情绪分类是情绪分析研究中的一个基本任务,旨在对文本表达的情绪进行分类。目前,该任务是自然语言处理研究中的一个热点问题。已有的研究一般借助于情绪关键词(例如,“高兴”,“伤心”)来进行情绪分类。然而,在实际中,存在大量的没有情绪关键词但表达情绪的文本,我们称这类情绪表达为隐含情绪表达。该文关注隐含情绪分类方法研究,提出了基于情绪关联事件的隐含情绪分类方法,我们认为情绪的关联事件可以用于对情绪类别进行分类。具体实现中,我们首先采用情绪关键词获得句子群;然后,去除情绪关键词,将上下文作为关联事件表达文本;最后,利用上下文进行情绪分类。实验结果表明,以上下文进行的情绪分类结果达到了一定的性能,远远好于随机分类结果。这一结果为进一步隐含情绪分类提供了良好的基础。

关键词: 情绪关联事件;情绪分类;情绪关键词

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Implicit Emotion Classification with the Context of Emotion Related Event

LI Shoushan^{1,2}, LEE Sophia Yat Mei², LIU Huanhuan¹, HUANG Chu-Ren²

(1. Natural Language Processing Lab, Soochow University, Suzhou, Jiangsu 215006, China;

2. Department of Chinese and Bilingual Studies, the Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong, China)

Abstract: Emotion classification is one basic task in emotion analysis, which has been a hot research issue in the community of Natural Language Processing. Precious studies often leverage the emotion keywords (e. g., happy, sad) to do emotion classification. However, there exists some text that includes no emotion keywords but does express emotions. We refer to the emotion expression without emotion keywords as implicit emotion expression. In this paper, we focus on the classification task on implicit emotion expression and propose a classification method with related events. We think that the related events are important indicates of the emotion categories. First, we collect the sentence groups that contains emotion keywords; Then, we delete the keywords and regard the context as describing the emotion related events. Third, we use the context as the feature source to perform emotion classification. Empirical studies demonstrate that using the context yields a nice performance for implicit emotion classification. This result provide a good basic for the studies on implicit emotion classification.

Key words: emotion related events; emotion classification; emotion keywords

1 前言

随着 Web 2.0 技术的高速发展,互联网已经变成社会各种信息的重要载体,渐渐成为人们生活中

不可或缺的重要信息来源。特别是近年来,随着博客、电子商务、社交网站以及微博的兴起,互联网给广大用户提供了丰富的发表自己观点的平台。为了处理和析这些海量的网络文本信息,情绪分析正渐渐发展成为自然语言处理中一项越来越受关注的

收稿日期: 2013-06-17 定稿日期: 2013-08-15

基金项目: 香港 GRF 项目(543810);国家自然科学基金资助项目(61003155,61273320)

作者简介: 李寿山(1980—),男,副教授,主要研究方向为自然语言处理,模式识别;李逸薇,女,助理教授,主要研究方向为语言学;刘欢欢(1989—),女,硕士,主要研究方向为自然语言处理。

研究课题。文本情绪分析旨在对文本表达的情绪信息进行自动分析。此处,情绪具体是指人内在的心理反应与感受,例如,喜、怒、哀、乐等感觉。研究文本的情绪信息有助于帮助了解和分析人们自身的情绪状态。同时,文本的情绪分析还有助于帮助分析人们对事或物的态度(观点、看法),因为人的态度往往与人的情绪紧密联系,也就是说可以从人的情绪观察到人对事或物的观点倾向。

情绪分类是情绪分析研究中的一个基本任务,旨在对文本表达的情绪进行分类。一种最直接的情绪分类方法可以利用文本包含的情绪关键词进行类别判断。例如,一般包括“兴高采烈”这个情绪关键词的文本将被分为“高兴”这个类别。我们称这种可以通过情绪关键词直接表达的情绪称为显性情绪表达。然而,存在大量文本,文本内容不包括情绪关键词,但是文本明显表达某种情绪。我们称这种没有情绪关键词但是同样表达情绪的方式叫做隐性情绪表达。

本文主要针对隐含情绪分类。在该任务中,文本不含情绪词,这给分类带来了一定的难度,具有挑战性。例如,例 1 为一般的情绪分类,句中含有明显的情绪词“高兴”,而例 2 为本文研究的情况,即句中不含情绪词,但却是含有“喜”这一情绪的。

例 1. 我很高兴能有人分享我的心情,能与我产生共鸣。

例 2. 我要变成大羊了。小山羊不管看见谁,都说:你们看,我长大了。

在语言学方面,大多数关于情绪语言学的模型都将情绪的相关事件(例如,原因事件)作为一个重要的组成部分^[1-2]。情绪和事件是紧密相连的,事件可能会引发某种情绪,情绪也可能导致某个事件的发生,这些事件都是情绪相关事件,和情绪有着引发和被引发的关系。从这点可以看出,这些事件是隐含着某些情绪的。因此,利用情绪的关联事件来识别文本的隐含情绪表达是一种值得探讨的方法。例如,例 3 中虽然没有情绪关键词,但是我们可以通过文本中发生的事件“鲁班的父亲就骂她”判断出来,这一段话中表达的是“怒”情绪。

例 3. 过些时候,鲁班的妻子怀孕了,肚子一天比一天大。鲁班的父亲就骂她说:我儿子在凉州做事,离家那么远,很久没有回来过,你竟然怀孕了,真是可耻!鲁班的妻子受了冤枉,很不甘心,就把鲁班每晚乘木鸢回来的情形告诉他父亲。

本文考察利用情绪的关联事件文本帮助识别情

绪分类,并考察能够帮助到什么程度。具体实现中,我们在语料中抽取含有情绪关键词的文本,然后将情绪关键词剔除,仅仅使用上下文(我们假设同情绪关联的事件都出现在上下文文本中)进行情绪分类。同以往情绪分类不一样的是,本文考察的情绪分类主要利用关联事件的文本描述,并不包括直接描述情绪的情绪关键词。该研究对于隐性情绪分类有着重要的研究意义,给隐性情绪分类提供充分的语料支持。

本文结构组织如下:第 2 节介绍情绪分类的相关研究工作;第 3 节提出隐含情绪分类的研究方法;第 4 节给出实验结果及分析;第 5 节给出结论。

2 相关工作

随着网络上具有主观性评价的文本不断增多,文本情绪分析渐渐成为自然语言处理领域中的一个研究热点,而且先前的研究可以大致分为粗粒度和细粒度两种情绪分类。

粗粒度的情绪分类,也称为情感分类,仅仅考虑两种情绪类别,即“喜欢”或“讨厌”和“积极”或“消极”。Pang 等首次将机器学习方法(贝叶斯、最大熵、支持向量机)用于情感分析,使用关键词作为特征来识别电影评论中的积极和消极情感^[3]。Cui 等对在线产品评论进行了情感分类的实验^[4]。Dasgupta 和 Ng 研究了一种半监督方法进行自动情绪分类^[5]。Li 等将主观的和客观的观点应用到监督和半监督的情绪分类中^[6]。Li 等应用半监督的学习方法对不平衡的数据进行情感分类^[7-8]。Neviarouskaya 研究了文本通信中的情感识别和分析^[9]。

相比之下,细粒度情绪分类致力于多情绪类别的文本分类,例如,高兴、生气、悲伤等。此类任务中的一个主要的相关研究是关于情绪资源的创建,例如情绪词典的创建。Xu 等应用一种基于图的算法和多类资源来创建中文情绪词典^[10]。Volkova 等介绍了一个用于探索语言色彩、观念和情绪关联的词典^[11]。而且,大部分的相关研究都集中使用监督学习方法。Alm 等使用机器学习的方法实现了基于文本的情绪预测^[12]。Aman 和 Szpakowicz 通过一种基于知识的方法实现句子级的细粒度情绪识别^[13]。Chen 等通过分析语言架构实现情绪引发事件的检测^[14]。在没有人工干预的情况下,Purver 和 Battersby 通过使用自动标注的数据训练全监督分类器,来实现多类情绪预测工作^[15]。Lin 等首先描

述了新闻文本中读者的情绪分类任务,然后应用一些标准的机器学习方法训练了一个识别读者情绪的分类器^[16]。在后期的研究中,通过探索更多的特征,其获得了相对更好的分类结果^[17]。

与上述研究不同的是,我们的研究致力于探索基于情绪相关事件内容的隐含情绪分类方法研究。

3 隐含情绪分类方法研究

3.1 语料介绍及处理

本文使用的语料是中文情绪事件语料库。该语料是从 Sinica 语料库中使用一系列情绪关键词匹配得到的 5 629 条语料,每条语料包含三个句子,即情绪关键词所在的句子,以及前一句和后一句。该语料中的情绪关键词主要表达五种情绪:喜、怒、哀、惊、恐。然后根据表 1 中情绪关键词所属的类别,对语料进行归类,例如,“高兴”属于喜,“伤心”属于哀等。表 1 中的情绪关键词为我们自己收集标注。

由于含有两种以上情绪的语料很少,因此,我们确保每条语料只含有一种情绪。然后,根据情绪关键词的归类,对语料进行处理,分成五大类。考虑到该任务是研究隐含情绪分类,故将语料中含有的相关情绪词删除,使语料中不含相应情绪所对应的情绪关键词。例如,对于例 4,我们首先删除句子中的情绪关键词“得意”,然后把其他文本作为分类这种情绪的上下文信息。

例 4. 没多久,爸爸妈妈回来了,看满屋子都是泡泡,笑呵呵的称赞我真能干!我听了很得意,被称赞的滋味舒服极了!

表 1 各类情绪所包含的情绪关键词

	喜	怒	哀	惊	恐
情绪关键词	兴奋	愤怒	伤感	愕然	惶恐
	高兴	厌倦	惆怅	惊讶	心慌
	欢欣	暴怒	悲愁	奇怪	揪心
	快活	痛恨	伤心	震惊	焦急
	开心	憎恶	哀痛	诧异	烦躁
	如意	讨厌	凄凉	吃惊	发愁
	喜悦	生气	悲哀	惊异	担忧

3.2 语料分析

为了保证该研究的可靠性,我们从上述处理过后的语料中,每类语料抽取出 200 条,共 1 000 条进

行标注,分别由标注者 A1 和 A2 同时进行标注,分别标注其含有哪种情绪。表 2 分别给出了标注者和自动分类情绪(单个情绪和所有情绪)的一致性,以及 A1 和 A2 两个标注者的标注结果的一致性,其中一致性的测量是通过 kappa(k)值来计算的。

表 2 标注者和情绪标注的一致性分析结果

	喜	怒	哀	惊	恐	所有情绪	A 1&.A2
k 值	0.735	0.675	0.720	0.745	0.695	0.714	0.734

从表中可以看出,各类情绪的标注一致性都挺高的,而且两个标注者的标注一致性也很高。此结果说明隐含情绪确实存在,而且可以从相关事件中识别出隐含的情绪。不过,从数据中看出“怒”和“恐”两种情绪的一致性与其它情绪相比稍微低了。这是因为在“怒”类情绪中,当出现“怀疑”等这些情绪关键词时,与上下文所表达的情绪有所不同,如例 5 所示,上下文不含有情绪;在“恐”类情绪中,当出现“担心”等这些情绪关键词时,与上下文所表达的情绪可能不同,如例 6 所示,上下文并没有表达出情绪“恐”。而且,对于同一上下文信息,不同的标注者可能会产生不同的情绪,如根据例 7 中的上下文信息,标注者 A1 所产生的情绪为“恐”,标注者 A2 所产生的情绪为“哀”。

例 5. 如果科学少不了信念的成分,那么科学是不是就是另外一种宗教呢?宗教必须建立在信仰之上,信仰要求信徒全心全意的接受,不应该有任何(怀疑)。信仰的巩固不是依靠证据,至少不是科学所理解的证据,也许是传统、权威、启示带来的保障。

例 6. 他们又到一个平凡的家庭中,这家的长辈形容月亮是光明而皎洁的星球,小孩都喜欢赏月、看星星,月亮也渐渐了解自己的重要性。月亮觉得,不管科学家是以什么眼光欣赏自己,至少还有人喜欢他,所以用不着(担心)。此时,太阳公公出来接班了,月亮、星星两兄弟也高兴的回家了。

例 7. // 回来啦? // 妈,害您(担心),真是对不起。// 傻孩子,吃饭了没有啊?

3.3 分类方法简介

在本小节中,我们简述在后续实验中所使用的相关机器学习方法,即最大熵(ME)分类方法。

最大熵分类方法是基于最大熵信息理论,其基

本思想是为所有已知的因素建立模型,而把所有未知的因素排除在外。也就是说,要找到一种概率分布,满足所有已知的事实,但是让未知的因素最随机化^[11]。在最大熵模型下,预测条件概率 $P(c|d)$ 的公式如式(1)所示。

$$P(c|d) = \frac{1}{Z(d)} \exp\left(\sum_i \lambda_{i,c} F_{i,c}(d,c)\right) \quad (1)$$

其中 $Z(d)$ 是归一化因子。 $F_{i,c}$ 是特征函数,定义为式(2)。

$$F_{i,c}(d,c') = \begin{cases} 1, & n_i(d) > 0 \text{ and } c' = c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

4 实验设计与分析

4.1 实验设置

实验使用的语料是根据情绪关键词分类的,一共有五类:喜,怒,哀,惊,恐。但考虑到该任务是研究隐含情绪分类,故将语料中含有的相关情绪词删除后作为最终使用的语料。

为了便于处理文档中的信息,首要的任务就是对文本进行科学的抽象,建立数学模型,将文档表示成计算机能够处理的形式,用以描述和代替文本。文本表示首先要确定的问题是如何表示文本的基本单位,即文本的特征或特征项。对于特征,我们提取了词、词+词两种特征,由于语料中已经实现了文本分词,我们可以方便地提取出这两种特征,并统计出词频。在此基础上,我们分别构建了两种空间向量模型对文本进行情绪识别。例如,“我要变成大羊了。小山羊不管看见谁,都说:你们看,我长大了。”

此例句含有隐含情绪“喜”,提取的词特征有:我、要、变成、大、羊、了、。、小、山羊、不、管、看见...;词+词特征为在词特征的基础上添加以下特征:我_要、要_变成、变成_大、大_羊、羊_了、了_。、_小、小_山羊、山羊_不、不_管、管_看见...

实验中我们使用了基于 Mallet 工具包的最大熵分类方法。针对衡量识别的性能,本文采用召回率(Recall, $Rec.$),精确率(Precision, $Pre.$),F-值(F-score, $F_s.$)和准确率(Accuracy, $Acc.$)作为分类效果的衡量标准,计算公式如式(3)、式(4)、式(5)、式(6)所示。

$$Rec. = \frac{A}{A+C} \quad (3)$$

$$Pre. = \frac{A}{A+B} \quad (4)$$

$$F_s. = \frac{2 \times Pre. \times Rec.}{Pre. + Rec.} \quad (5)$$

$$Acc. = \frac{A+D}{A+B+C+D} \quad (6)$$

其中, A 表示正确地分配到该类别的文本数; B 表示不正确地分配到该类别的文本数; C 表示被该类别不正确拒绝的文本数; D 表示正确地分配到其他类别的文本数。为了便于理解,我们在表 3 中给出了 A, B, C, D 之间的关系。

表 3 A, B, C, D 关系表

	文本为此类	文本为非此类
实验判定为此类	A	B
实验判定为非此类	C	D

4.2 实验结果分析

4.2.1 情绪分类结果

本实验中,我们从语料中分别选取各类情绪样本 1 000 条作为训练数据,各类分别选取 200 条语料作为测试数据,然后我们对这一测试数据进行不同的处理,即分别用自动标注和人工标注两种方式得到两种语料进行实验。通过基于词(Unigram)的特征,采用最大熵分类方法进行情绪识别。

图 1 是本文上下文方法在自动标注测试语料上面对于各个类别的分类结果。从图中可以看出“怒”和“哀”的精确率相对较低,特别是“怒”类,只达到了 0.278,说明这两类相对不容易被识别。

图 2 是本文上下文方法在人工标注测试语料上面对于各个类别的分类结果。从图中可以看出“怒”和“哀”的精确率相对较低,其中,“怒”类仅达到了 0.2602,比其他类别低了很多。对比图 1 的结果,可以看出,我们的方法在人工标注语料上面的结果要明显优于在自动标注语料上面的结果。这个主要是由于自动标注的语料里面存在很多噪声,即很多类别标签并不是上下文表达的实际情绪。

除了词的 Unigram,我们还选取了结合词的 Bigram 进行实验,相关结果显示在图 3 中(注:图中仅给出 F-score)。从图中可以看出,基于词的 Bigram 特征得到的实验结果比基于词的 Unigram 特征的结果要好,平均提高 2 个点左右。

4.2.2 训练样本规模对分类结果的影响

接下来,我们使用自动标注和人工标注的测试语料分别进行实验。为了说明训练语料的数量对实验结果的影响,我们分别取训练语料各类样本数为

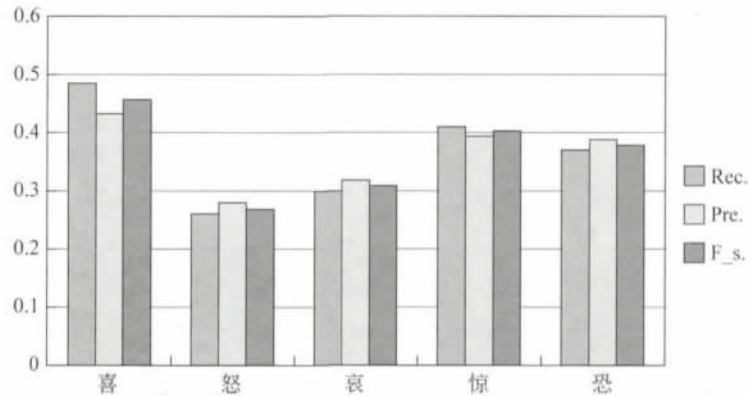


图1 上下文方法在自动标注测试语料上面的情绪分类结果

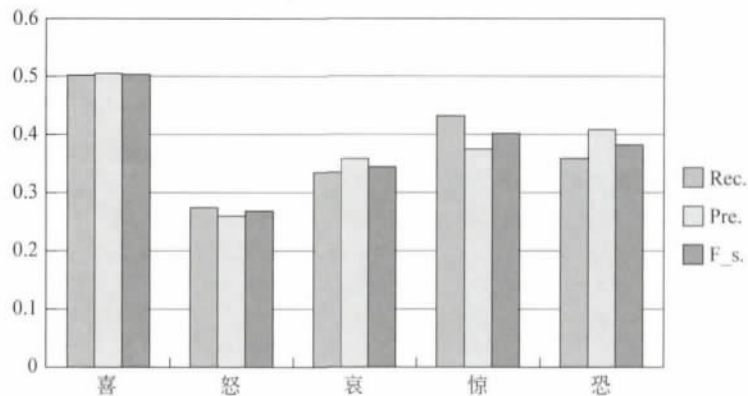


图2 上下文方法在人工标注测试语料上面的分类结果

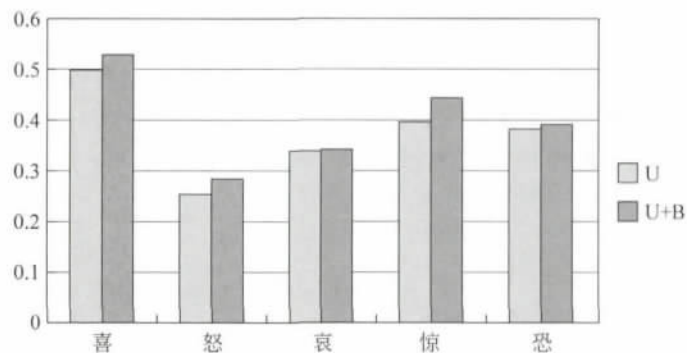


图3 使用 Unigram 和 Unigram+Bigram 特征得到的分类结果比较

200,400,600,800,1 000。实验中我们使用基于词的 Unigram+Bigram 特征来进行实验,实验结果使用准确率(Acc.)作为衡量标准。

图4给出使用不同训练样本规模的情绪分类结果。从图中可以看出随着训练数据在一定范围内(小于600)样本量的增加,分类结果呈上升趋势。但是,当数据规模达到一定程度后,结果就不会再提高了。从自动标注的样本和人工标注的样本的分类结果可以看出,人工标注语料的结果会更好,但是没有提高很多,大致达到3个百分点左右。总体而言,使用本文提出的上下文隐含情绪分类方法获得的分类性

能达到了40%左右,远远好于随机结果(20%),说明了本文方法的有效性。

5 总结与展望

本文针对隐含情绪分类提出了一种基于情绪相关事件上下文的情绪分类方法。具体来说,是将包含情绪相关的事件上下文作为情绪分类的主要依据。实验结果表明,本文提出的上下文情绪分类方法能够很好的捕捉隐含情绪。准确率分类性能达到了40%左右,远远好于随机的分类结果。此外,我们

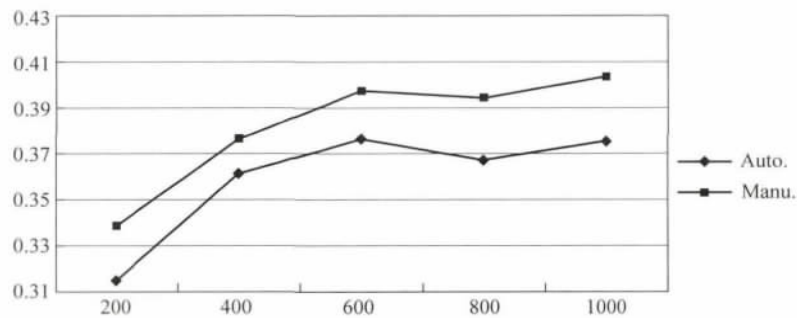


图 4 使用不同训练样本规模的情绪分类结果

利用这种方法获得的语料可以为隐含情绪提供资源基础。

目前关于隐含情绪分类的研究才刚刚起步。在下一步研究工作中,我们将人工标注词语的隐含情绪表达,例如,“阳光”这个词的隐含情绪可能是“高兴”,标注隐含情绪的词典资源,用于帮助文本的隐含情绪分类。

参考文献

- [1] Descartes R. The Passions of the Soul[M]. The Philosophical Writings of Descartes. 1649,1: 325-404.
- [2] James W. What is an Emotion? Mind[M], 1884, 9 (34): 188-205.
- [3] Pang B, L Lee, S. Vaithyanathan. Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques [C]//Proceedings of EMNLP: 79-86.
- [4] Cui H, V Mittal, M Datar. Comparative Experiments on Sentiment Classification for Online Product Comments[C]//Proceedings of AAAI, 2006: 1265-1270.
- [5] Dasgupta S, V Ng. Mine the Easy, Classify the Hard: A Semi-Supervised Approach to Automatic Sentiment Classification [C]//Proceedings of ACL-IJCNLP, 2009: 701-709.
- [6] Li S, C Huang, G Zhou, S Lee. Employing Personal/ Impersonal Views in Supervised and Semi-supervised Sentiment Classification [C]//Proceedings of ACL, 2010: 414-423.
- [7] Li S, Z Wang, G Zhou, S Lee. Semi-supervised Learning for Imbalanced Sentiment Classification[C]// Proceeding of IJCAI, 2011: 826-1831.
- [8] 王中卿,李寿山,朱巧明,等. 基于不平衡数据的中文情感分类[J]. 中文信息学报,2012,26(3): 33-37, 64.
- [9] Neviarouskaya A, H Prendinger, M Ishizuka. Textual Affect Sensing for Social and Expressive Online Communication[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction, 218-229.
- [10] Xu G, X Meng, H Wang. Build Chinese Emotion Lexicons Using A Graph-based Algorithm and Multiple Resources[C]//Proceeding of COLING-10, 2010: 1209-1217.
- [11] Volkova S, W Dolan, T Wilson. CLex: A Lexicon for Exploring Color, Concept and Emotion Associations in Language [C]//Proceedings of EACL-12, 2012: 306-314.
- [12] Alm C, D Roth, R Sproat. Emotions from Text: Machine Learning for Text-based Emotion Prediction [C]//Proceedings of EMNLP, 2005: 579-586.
- [13] Aman S., S Szpakowicz. Identifying Expressions of Emotion in Text[C]//Proceedings of Lecture Notes in Computer Science, 2007:196-205.
- [14] Chen Y, S Lee, S Li, C Huang. Emotion Cause Detection with Linguistic Constructions[C]//Proceedings of COLING-10, 2010: 179-187.
- [15] Purver M, S Battersby. Experimenting with Distant Supervision for Emotion Classification[C]//Proceedings of EACL-12, 2012: 482-491.
- [16] Lin K, C Yang, H Chen. What Emotions do News Articles Trigger in Their Readers[C]//Proceeding of SIGIR-07, poster, 2007: 733-734.
- [17] Lin K, C Yang, H Chen. Emotion Classification of Online News Articles from the Reader's Perspective [C]//Proceeding of the International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology, 2008: 220-226.
- [18] 刘挺,车万翔,李生. 基于最大熵分类器的语义角色标注[J]. 软件学报,2007,(3): 565-573.
- [19] 宗成庆. 统计自然语言处理[M]. 清华大学出版社: 北京,2008.