

面向网络文本的汉语反讽修辞识别方法研究

邢竹天,徐扬*

(北京大学 信息管理系,北京 100871)

摘要:互联网文本的大量出现给情感分析研究提供了新的可能。文章研究中文的反讽修辞识别,试图通过归纳的方法提出了一个汉语中出现反讽修辞的特征体系,并进行了相关的算法设计。通过在互联网上抓取相关信息建立文档,然后训练反讽识别的 Logistic 模型。通过模型自身的显著性、模型识别能力和人工标注识别结果的比较,验证了模型的有效性。显著性测试表明“意指义和字面义的偏离”和“情感的变化张力”是反讽修辞在网络上汉语中最主要的两个特征。模型达到的 71.2% 的召回率和 60.3% 的分类准确度可以与近年国内外在英语、意大利语等类似问题研究中做出的最好结果相比较。

关键词:反讽识别;Logistic 模型;情感极性;语义偏离

中图分类号:TP391

文献标志码:A

DOI:10.13451/j.cnki.shanxi.univ(nat.sci.).2015.03.001

Research on Chinese Irony Detection Based on Internet Texts

XING Zhutian, XU Yang

(Department of Information Management, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: The emergency of large quantity of Internet text material has provided new possibility for researches of sentiment analysis. In order to discuss Chinese irony recognition issues, this paper proposes a set of features characterizing irony phenomenon and designs effective algorithms. By crawling documents from Internet to form documents with related information, and training a Logistic model for irony recognition, this paper compares results of model pattern recognition and manual tagging outcomes, so as to verify the model's effectiveness. Tests show that "deviation of sense meaning and literal meaning" and "emotion fluctuation" are the two main features characterizing Chinese irony in Internet text. The model achieves a recall rate of 71.2% and classification accuracy of 60.3%. By comparing with the best recent results obtained from similar researches in English and Italian, it can be concluded that the model is efficient.

Key words: irony detection; logistic regression; emotion fluctuation; intentional meaning

0 引言

研究表明,不同的语言和语境中反讽的特征表现并不一致。网络的半虚拟性使得反讽成为网络语言中的重要特点,因此对于反讽修辞特征的识别在语篇的风格分析和网络舆论的探知过程中有重要的意义。利用计算机理解文本语义时,一个重要问题是解析文本的修辞。语境与修辞的存在使得语句或者篇章的真实含义偏离其字面本意,从而导致了单纯的单词(字)翻译算法并不能满意地从语料中准确抽取语义。互联网

收稿日期:2015-05-21;修回日期:2015-06-01

基金项目:国家自然科学基金重大项目(12&ZD227)

作者简介:邢竹天(1992—),男,北京大学信息管理系学生; * 通信作者:徐扬(1981—),男,博士,北京大学信息管理系副教授,主要从事信息管理、自然语言处理等研究。E-mail: yang.xu@pku.edu.cn

语料具有动态多变的特性,比报刊文件等正式出版物更接近自然的汉语,本文试图探讨一种能够在特定的语境中识别互联网上汉语反讽修辞的算法,并构建模型。

根据日常经验,人们往往把“反讽(irony)”、“讽刺(sarcasm)”、“含沙射影(innuendo)”等相近的修辞格混为一谈。但在修辞学的体系中,这些修辞格间的差异都有明显区分。实际上,西方学者对于反讽的定义和理解是渐进且多维的,修辞学领域对反讽的讨论从古希腊就开始了。柏拉图认为,在苏格拉底之前,反讽表示说大话或轻蔑,“含有狡猾、嘲笑、伪装和欺骗之意”;苏格拉底之后,其定义主要与“意义与所说的相反”相联系^[1]。Liddell 和 Scott 认为,反讽(irony)被理解为“被人觉察的假装无知”或一种幽默^[2]。Burgers 等人认为反讽是一种二元性或者模糊性,即使在面对面的交谈中,也可能为一些人所不察觉^[3]。Partington 认为反讽是一种有意的不真实的表达^[4]。总之,关于“反讽是什么”这样一个问题,很多人给出了答案:反讽中包含着一种不一致。

1 汉语中的反讽研究与不足

国内学者如冯翠华、赵巧红等人认为,反讽又称反话、倒辞,是故意使用与本来意思相反的词语或句子,或是言过其实,或是用过于谦虚和礼貌等不真实言语来表达本意的一种修辞手段;而讽刺则是指用尖酸刻薄的讥讽话,甚至是严厉的叱责,也可用直叙法对个人的缺点、过失或社会上的丑恶现象及黑暗面进行讽刺、挖苦;含沙射影常以暗示或兜圈子、拐弯儿的方法来表达对叙述对象的轻蔑或贬损,以避免引起对象的伤感与不快^[5-6]。这样一些描述性的定义,并不能很好地区分反讽、讽刺、含沙射影等语言现象。因为这些描述有其含糊性,并不能真正用来判断具体一段话语是否是“反讽”。不过,一个基本和西方学者一致的结论是,反讽是言语的所指(实际意义)和意指(字面意义)存在着矛盾冲突的词或者句子。

修辞学将反讽分为言语反讽(verbal irony)、情景反讽(situational irony)和戏剧反讽(dramatical irony)三类^[7]。言语反讽是指“语言外壳与真实意指之间的对照与矛盾”;情景反讽是文本的主题立意、情节编撰、叙事结构等文体要素共同孕育的一种内在张力;戏剧反讽则是观众(读者)的全知全能与剧中人的无知之间的张力。在这三类反讽中,言语反讽最简单而易于识别。赵毅衡分析了网络时代的反讽特征,即各种网络社群使得人与人空间隔断,一个非社群化的社群不必强求一致也能找到必要的共识,其半虚拟性使得反讽成为网络语言的重要特点^[8]。这些文学意义上所界定的反讽普遍比较宽泛,不能作为识别反讽的依据,例如所谓隐蔽性反讽只在交际时引起听话对象的注意,只可期待不可预测,否则就失去意义。

语用学对反讽的研究一方面承认“反讽应该隐含着与字面义相反的含义”,另一方面强调过去的知识在理解反讽中的作用,反讽话语都提述先前或未来交际双方共有过的事件、思想。现代语义学对反讽的研究方法主要是分析孤立语句的语义结构特征。Clift 提出,语义焦点的存在性是反讽语句的必要不充分条件^[8]。由此可以认定,反讽的第三个特征是反讽言语必须包含语义焦点。在计算语言学中,一种常见的发现语义焦点的方法是寻找焦点敏感算子。在中文环境下,语义焦点除依靠音调的标识外还通过焦点敏感算子(大多是一些副词,如:“只”、“甚至”、“居然”、“真”、“都”、“最”等)所标识。曾衍桃指出,反讽主要出现在表达断言性言语行为的命题中^[6]。据此,反讽存在的另一个特征是反讽出现的言语是断言性的或者评价性的,这依然是一个必要不充分条件。

综上所述,反讽作为一种修辞其特征得以大致概括。但是每一个特征都不是具有强相关性的判据。因此我们希望综合利用这些特征构造一个判别模型。笔者将这些特征分别归纳为字面义与实际意的矛盾、语言张力、语义焦点的存在以及断言性或评价性的言语情境。

2 反讽特征的计算模型

2.1 基本定义

为了方便描述特征计算的模型,对一些基本概念作如下定义。

定义 1 言语是指一段表达一定观点或情感的话语。它表达观点或情感的对象是一段称为讨论主题的文字。

定义 2 对应一段讨论主题 T_i 的言语是 $S_1^i, S_2^i, \dots, S_j^i$ 。

依照前文对反讽特征的总结,反讽修辞可以具有以下几个特征用以计算机识别。

从定义可以看出,反讽修辞中存在实际意义和字面意义有矛盾冲突的词或者句子。假定一段言语的字面意义可以通过其关键词表征。一种直观的反讽判别方法是利用关键词来捕捉该段言语的字面意义,再结合语境去分析出实际意义,最后测量二者的矛盾冲突。这一方法的难点在于计算机无法通过文本本身解析出其实际意义。

本文采用一种特殊的方法解决该问题。对于一段讨论主题 T 与言语 S ,分别用其关键词作为向量代表它们的字面义。即定义待判别言语的“讨论主题”,把“讨论主题”的字面义看作其对应言语的实际意义的估计量。用讨论主题的关键词和言语的关键词的偏移量的反面——相关度(记为 Re)来反映这种意指义和字面义的差别。显然,根据我们之前的讨论,相关度越大表示意指义和字面义的差别越小。 Re 应该和这段言语包含反讽的概率呈负相关。

定义 3 对于 T_i 和 S_j^i ,都有含权关键词向量 $\alpha(T_i) = (\omega_1 k_1^{T_i}, \omega_2 k_2^{T_i}, \dots, \omega_m k_m^{T_i})$ 和 $\alpha(S_j^i) = (\omega_1 k_1^{S_j^i}, \omega_2 k_2^{S_j^i}, \dots, \omega_n k_n^{S_j^i})$,其中 k_j^i 是对 i 的第 j 个关键词, ω_j 是 k_j^i 的归一化权重。

定义 4 $Re(S_j^i)$ 表示 T_i 和 S_j^i 的相关度。

其中,

$$Re(S_j^i) = \cos \langle \alpha(T_i), \alpha(S_j^i) \rangle = \left(\sum_{\text{if } k_m^{T_i} = k_n^{S_j^i}} \omega_m^T \omega_n^S \right) \frac{1}{|\alpha(T_i)| |\alpha(S_j^i)|}. \quad (1)$$

自然语言里词语的数目是非常大的,所以计算时 k 的下角标延伸到很大,把自然语言假设为平稳随机过程时 $|\alpha(T_i)|$ 是远大于 $|\alpha(S_j^i)|$ 的常数,不妨令其为 1。则:

$$Re(T_i, S_j^i) = \frac{1}{|\alpha(S_j^i)|} \sum_{\text{(if } k_m^{T_i} = k_n^{S_j^i})} \omega_m^T \omega_n^S. \quad (2)$$

此外,反讽言语中存在张力。由于反讽常出现在斥责、压抑等环境中,反讽言语带有一种紧张感,言语的情感表现飘忽不定,让人困惑。定义情感张力 E 来描述一段言语中情感的起伏程度。

定义 5 对于一段言语 S_j^i 有词汇向量 $C(S_j^i) = (W_1^{S_j^i}, W_2^{S_j^i}, \dots, W_p^{S_j^i})$ 。其中, $C(S_j^i)$ 对应的情感向量 $\epsilon(S_j^i) = (E_1^{S_j^i}, E_2^{S_j^i}, \dots, E_p^{S_j^i})$ 。记

$$\sum E(+) = \left| \sum_{r=1}^p E(+)_r^{S_j^i} \right|, \sum E(-) = \left| \sum_{r=1}^p E(-)_r^{S_j^i} \right|,$$

当 $\sum E(+), \sum E(I)$ 都大于零,情感极性

$$E(S_j^i) = \frac{\sum E(+) + \sum E(I)}{1 + \rho \left| \sum E(+) - \sum E(-) \right|},$$

否则, $E(S_j^i) = \sum E(+) + \sum E(-)$ (当 $\sum E(+) + \sum E(I) \leq 1$), 或

$$E(S_j^i) = \frac{1}{(\sum E(+) + \sum E(-))} (\text{当 } \sum E(+) + \sum E(-) > 1).$$

反讽言语一般还应该包含语义焦点,而语义焦点可以通过焦点敏感算子来发现。所以焦点敏感算子的缺失支持了反讽可能不存在。命名文中常见的可能成为焦点敏感算子的词为“特征词”,用特征词累积分数 F 来推断反讽的出现概率。

定义 6 $F(S_j^i) = \sum f_i$, 是 S_j^i 包含的焦点敏感算子, f_i 是 I 对应的权值。

Holdcroft 提出评价性和断言性作为反讽出现概率的指标^[10]。在设计算法时,将言语是否具有评价性定义为评价性因子 P 。评价性因子本文用言语的形容词密度来测量。而言语是否具有断言性定义断言因子 A ,用以判断言语是否为断言性的 0-1 二值函数表示。

定义 7

$$P(S_j^i) = \frac{\sum_{r=1}^p (W_r^{S_j^i} = adj.)}{p},$$

当 $W_{rj}^{S_j^i}$ 是形容词的时候, $W_{rj}^{S_j^i} = adj.$ 的值为 1; 否则为 0。

定义 8 断言因子 $A(S_j^i) = 0$; 或者 $A(S_j^i) = 1$, 当 S_j^i 是一段断言性的言语。

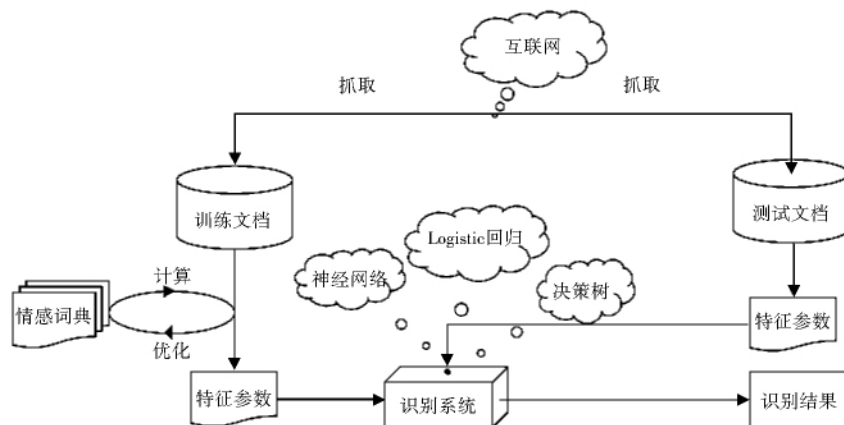


Fig. 1 System structure of irony detection

图 1 反讽识别系统架构

根据图 1, 算法构建步骤如下:

1) 从 QQ 新闻、新浪财经、天涯论坛等新闻网站的网页上随机选取 15 篇财经方面的报道 T_1 到 T_{15} 。选取财经报道的考虑是基于主题的相似性可以减小情感词典的规模, 同时使得反讽的特征在一定的领域内更加突出。

2) 使用 Lucene 软件包中加载 mmseg4j 的中文分词器对随机抽取的属于 T_1 到 T_{15} 的 2 795 条言语 S_j^i 作为训练文档切分。使用 TextRank^[10] 算法计算一段文本 i 的第 j 个关键词 k_j^i 和权重 w_j , 利用 FudanNLP^[11] 工具包进行词性标注。

3) 情感词典的收录词同时参考清华大学自然语言处理与社会人文计算实验室的中文褒贬义词典 V1.0 和切分 S_j^i 产生的词汇, 并标记为强烈正向 ($E = 1$), 正向 ($E = 0.5$), 中性 ($E = 0$), 负向 ($E = -0.5$), 强烈负向 ($E = -1$) 5 类。根据经验, 假设 $\frac{\sum E(+) + \sum E(-)}{(1 + \rho) \left| \sum E(+) - \sum E(I) \right|}$ 中的 $\rho = \frac{1}{3}$, 且为了简化计算, 假定

$\forall i, f_i = 1$, 取 5 个焦点敏感算子。

这样就可以计算所有的言语特征: 如对题为“星巴克: 售价高因中国客人一待就是几小时”的一篇新闻报道, 有 $\alpha(T) = (1 \times \text{中国}, 0.44 \times \text{星巴克}, 0.41 \times \text{美国}, 0.25 \times \text{咖啡}, 0.23 \times \text{咖啡馆}, \dots, 0.1 \times \text{电视台}, 0.1 \times \text{相当}, 0.1 \times \text{主张}, 0.1 \times \text{原材料})$, 而属于 T 的某条言语 $S_j^i = \text{“星巴克本来就是美国垃圾文化的代表。”}$ 有 $\alpha(S_j^i) = (1 \times \text{代表}, 1 \times \text{星巴克}, 0.1 \times \text{垃圾}, 0.1 \times \text{文化})$ 。且 $\text{Re}(T, S_j^i) = (0.44 \times 1) / (2 \times 1 + 1 + 1 + 1)$, $E(S_j^i) = 1$, 再查询情感词典则有 $\epsilon(S_j^i) = (0, 0, 0, 0, -1, 0, 0, 0)$ 。又 $P(S_j^i) = 0/8 = 0$ (注意其实此处“垃圾”为形容词化的名词, 但由于词典和算法的粗糙性误判为名词)。通过 S_j^i 含不含有疑问词和问号判断 $A(S_j^i) = 1$ 。

用这个算法提取的识别言语 S_j^i 的反讽特征就转化为由 $\text{Re}(S_j^i), E(S_j^i), F(S_j^i), P(S_j^i), A(S_j^i)$ 如何确定 S_j^i 是否为包含反讽的言语的问题。

2.2 识别与验证

为了确定该算法的效率与效果, 实验中将算法的识别结果和人工标注的数据进行对比。由于因变量为言语是否存在反讽的二值函数, 采用 IBM SPSS Statistics 20 中运行的 Logistic 回归拟合 2 602 条言语的人工标注数据, 结果如表 1 所示。本文剔除了 $F(S_j^i), P(S_j^i)$ 是因为它们和模型结果的相关性没有通过 F 检验, 而从回归结果来看, $A(S_j^i)$ 亦没有通过 t 检验, 在 95% 的置信水平下影响反讽识别的证据并不充足。

由于反讽在自然语言条件下的存在是稀疏的, 为了得到较宽泛而准确的识别, 需要对分类阈值做出调整。(事实上在筛选数据集的时候已经人为将反讽出现的概率设定在 20% 左右)。用从困惑矩阵中计算出的准确率 P , 召回率 R , F 值 ($F = \frac{(\beta^2 + 1)PR}{\beta^2 P + R}$, β 取 1 和 0.5) 三个指标来衡量不同的分类阈值, 步距取 0.05,

如表 2 所示。

表 1 独立变量和控制变量的相关性

Table 1 Relationship of independent variables and control variables

		均值	极小	极大	标准差	0	1	2	3
0	识别结果	0.18	0	1	0.3	1.000			
1	言语长度	28.733	4	191	24	-0.85	1.000		
2	$E(S_j^i)$	0.108	0	1.76	0.3	-0.16*	-0.119*	1.000	
3	$Re(S_j^i)$	0.52	0	3	0.8	-0.159*	-0.081	-0.328*	1.000
4	$A(S_j^i)$	1.79	0	7	5.6	0.138	0.378*	0.042	0.139

“*”表示在 95% 的显信水平下注该相关分数是显著的。

表 2 不同 β 和分类阈值对应的 F 值

Table 2 F -measure with different beta and cut-off threshold

阈值	0.35	0.3	0.25	0.2	0.1
召回率	20.109%	47.890%	61.117%	81.198%	95.371%
准确率	41.083%	39.771%	37.530%	33.119%	27.737%
$F(\beta=0.5)$	33.992%	41.166%	40.669%	37.567%	32.321%
$F(\beta=1)$	13.500%	21.727%	23.251%	23.524%	21.487%

根据表 2,在偏重召回率的情况下,为了准确率的不明显提高需要付出极大的召回率代价。因此,为了保证 F 值的稳健性,仍令 β 取 1,阈值取 0.25,这时模型如表 3 所示。

表 3 回归系数和显著水平

Table 3 Regression coefficients and their significance

	Model 1	Model 2
言语长度	-0.085*	-0.081**
[0.009]		[0.07]
Re	—	-1.454***
	—	[0.311]
A	—	0.272**
	—	[0.095]
E	—	1.248***
	—	[0.001]
常数	-1.671***	-1.650***
	[0.095]	[0.021]
Record Number	2302	2302
Nagelkerken's R-sqaure	0.186	0.089
Omnibus chi-sqaure	0.149	17.624***

*** $P < 0.01$, ** $P < 0.05$, * $P < 0.10$

需要说明的是, $F(S_j^i)$ 和 $P(S_j^i)$ 未通过检验并不说明 $P(S_j^i)$ 和存在反讽修辞的概率 $p(S_j^i)$ 无关或呈负相关。而是在本训练集的规模下未有显著效果,这可能是因为没有全面的考虑焦点算子和给它们附上合理的权值造成的。同样也不能否定 Holdcroft 等学者提出的假说。但证明了情感的起伏和意指义对字面义的偏差是比其他假设更显著的反讽修辞的特征。

为了检验反讽修辞识别的 Logistic 模型是否有效,另从互联网以相同的方式抓取了来自三篇新闻报道的 50 条言语作为测试文档,此三篇报道在主题内容上和上述用以训练模型的报道是相互独立的。用问卷方式搜集了 10 个人对测试文档的反讽特征标注结果,以计分的方式选取了普遍认可度高的 11 条反讽言语。结果按 0.25 阈值计算,识别结果 42 条,命中 9 条;按 0.5 阈值计算,识别结果 25 条,命中 7 条。验证结果表明阈值的绝对数值波动较大,最好根据实际情况如反讽在语料中所占的比例来确定阈值。但无论在何种情

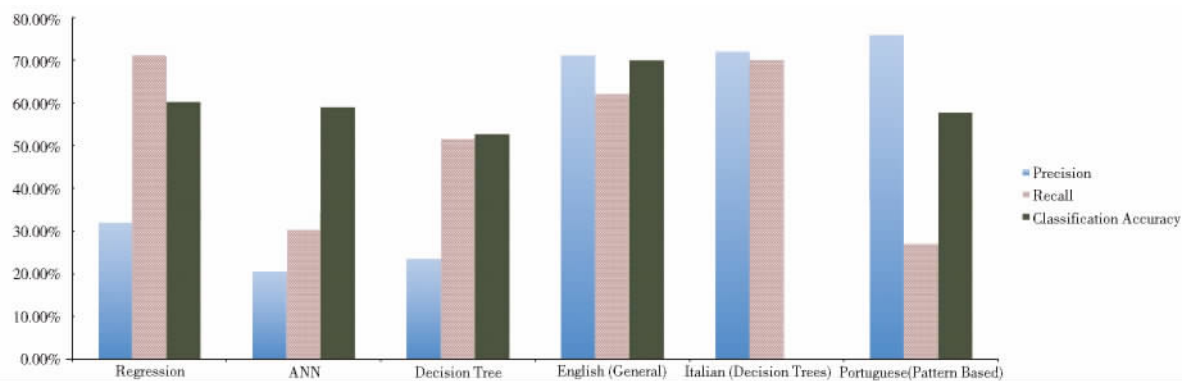
况下召回率都较高,即必须对被评估的言语中反讽出现的频率有先验的知识,才能又准确又全面地识别出结果。同时通过特征参数计分的模型来识别互联网上的反讽修辞的方法是有效的。在 IBM SPSS Statistics 20 中运行 C4.5 算法决策树和 BP 神经网络的结果均不好于 Logistic 模型,如表 4 所示的困惑矩阵比较了不同模型的预测能力。

在大规模试验中我们比较了三种不同模型下的指标和在英语、巴西葡萄牙语等其他语言上进行讽刺识别的结果^[12-15],如图 2 所示。需要指出的是这些结果并不具有完全的可比性,因为语料的质量,反讽言语所占的比例等参数都不相同,但可以粗略的看到,英语语境中的讽刺识别是研究的最为完整透彻的一个问题,准确率,召回率和精确度都达到 70%,巴西葡萄牙语的高准确率是语料的反讽言语所占的比例高达 50%的结果。如果不考虑这一点,意大利语和巴西葡萄牙语的模型指标略低于英语,而在中文组中,召回率近乎达到当前最好的水平,但是准确度偏低是一个值得重视和进一步研究的问题。

表 4 不同模型之间的预测能力比较

Table 4 Confusion matrices of prediction results with different models

模型	预测类型	反讽言语	非反讽言语
Logistic 回归	模型预测反讽	7	18
	模型预测非反讽	4	21
C4.5 决策树	模型预测反讽	3	13
	模型预测非反讽	8	26
BP 神经网络	模型预测反讽	5	19
	模型预测非反讽	6	20



注:中文第 1—3 组,英文第 4 组,意大利语第 5 组,巴西葡萄牙语第 6 组,其中意大利语组的分类精确度没有报告

Fig. 2 Comparison of precision, recall and accuracy of irony detection in different languages

图 2 不同语言反讽识别的准确率,召回率和精确度对比

3 小结

反讽等一系列修辞特征的识别在语篇的风格分析和网络舆论的探知过程中有重要的意义,通过系统的识别过滤,可以提高人工识别的效率。本文对反讽修辞的识别虽然是基于特征规则,但在每一项具体特征的抽取中带有浓厚的统计色彩,所以语料的规模和算法的精细程度对特征数据的质量有非常大的影响。例如,在中文切词中出现的错误,词性标注的错误,包括词典的同义词不对应(如切分出的“中央”、“电视台”不能和“央视”匹配)都使实际数据偏离特征的真实反映。因此要达到较高准确度,人工的辅助仍是必不可少的。

本文的主要贡献包括提供了一种看待修辞的新思路:将修辞看作是在具体某种语言中的现象,并捕捉其特征,这加深了我们对这种语言的认识。同时,本文提供了一种计算机识别修辞现象的方法,为计算机更加正确的理解文本语义提供了基础。

影响识别效果的另一个因素是网络语言的不规范性,包括错别字、标点符号的缺失和不符合标准汉语习惯。例如,如果一部分语料带有西南官话才有的特征词,而另一部分语料使用粤语语法,那么这将给词典的

编制、进一步的反讽语法特征提取造成困难。在现有的分词技术和语言模型下,进一步优化系统应该更多地从细化情感词典的粒度和如何更好地刻画意指义和字面义的偏离程度等方面考虑,特别是如何判断一段言语是否含有“弦外之音”,这些问题还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] Welldon J E C. The Rhetoric of Aristotle[M]. Whitefish: Nabu Press, 2010.
- [2] Liddell H G. An Intermediate Greek-English Lexicon-Founded Upon the Seventh Edition of Liddell and Scott's Greek-English Lexicon[M]. Oxford: Benediction Classics, 2010.
- [3] Burgers C M, van Mulken M, Schellens P J. Type of Evaluation and Marking of Irony: The Role of Perceived Complexity and Comprehension[J]. *Journal of Pragmatics*, 2012, **44**: 231-42.
- [4] Partington A. Phrasal irony: Its form, Function and Exploitation[J]. *Journal of Pragmatics*, 2011, **43**(6): 1786-1800.
- [5] 冯翠华. 英语修辞大全[M]. 北京: 外语教学与研究出版社, 2005.
- [6] 赵巧红. 《高级英语》中的 Irony、Innuendo、Ridicule、Sarcasm 之辨析[J]. 楚雄师范学院学报, 2011(7): 84-87.
- [7] 赵毅衡. 反讽: 表意形式的演化与新生[J]. 文艺研究, 2011(1): 18-27.
- [8] Clift R. Irony in Conversation[J]. *Language In Society*, 1999, **28**(4): 523-553.
- [9] Holdcroft D. Irony as Trope, and Irony as Discourse[J]. *Poetics Today*, 1983, **4**(3): 493-511.
- [10] Xu L, Zhang Q, Wang DD, et al. Research of Chinese Segmentation Based on MMSEG and Double Array TRIE[J]. *Advanced Research on Automation, Communication, Architectonics and Materials*, 2011, **225-226**(1-2): 945-948.
- [11] Cruz F, Troyano J A, Enriquez F. Supervised TextRank[J]. *Advances in Natural Language Processing*, 2006, **4139**: 632-639.
- [12] de Freitas, Larissa A, Hogetop D. Pathways for Irony Detection in Tweets[C] // Proceedings of the 29th Annual ACM Symposium on Applied Computing, 2014.
- [13] Reyes A, Rosso P, Veale T. A Multidimensional Approach for Detecting Irony in Twitter[J]. *Language Resources and Evaluation*, 2013, **47**: 239-68.
- [14] Li R, Shi S, Huang H. A Method of Polarity Computation of Chinese Sentiment Words Based on Gaussian Distribution[C] // Computational Linguistics and Intelligent Text Processing CICLing2014, Part II: 53-61.
- [15] Hao Y F, Veale T. An Ironic Fist in a Velvet Glove: Creative Misrepresentation in the Construction of Ironic Similes[J]. *Minds and Machines*, 2010, **20**(4): 635-650.