

燃气行业热线数据的情感分析

朱虎超 虞慧群 范贵生 邓存彬

(华东理工大学信息科学与工程学院 上海 200237)

摘要 客服热线的情感分析对企业核心业务的发展具有决策作用,能提升用户的忠诚度。传统的热线情感分析方法采用的是人工记录或随机采样方式,这样不仅耗费人力,而且无法保障准确率,关键在于其不能客观反映客户的情感,从而最终影响企业的业务质量。结合项目背景,针对燃气公司现有的离线音频文件,提出了声学特征和领域情感词典混合算法,并将其应用于客服热线数据的情感分析以及客户情感(负向、非负向)的识别中;最后,通过召回率、准确率和精确率衡量了算法性能。实验选取 1500 个音频文件作为数据集,其中负向和非负向数据集均为 750 个。实验结果表明,该算法在项目实践中具有较好的识别效果,尤其是与领域情感词典的结合。

关键词 情感分析,情感词典,声学特征,客服热线

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.09.041

Sentiment Analysis of Hotline Data in Gas Industry

ZHU Hu-chao YU Hui-qun FAN Gui-sheng DENG Cun-bin

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract Sentiment analysis of customer service hotline plays a decisive role in the development of enterprise core businesses, and can enhance customers' loyalty. Traditional hotline emotional analysis methods use the ways of manual recording or random sampling, which not only consume manpower but also can't guarantee accuracy, and the main problem is it cannot reflect customer's emotion objectively, and ultimately affects the quality of service enterprises. According to the background of the project and the existing offline audio files of Gas Company, hybrid algorithm of acoustic features and domain sentiment lexicon was proposed, which is used in the data analysis of customer service hotline and identifying customer sentiment (negative, non-negative). The experimental results show that the algorithm has an efficient recognition effect on the project practice, especially the combination of field of the sentiment lexicon.

Keywords Sentiment analysis, Sentiment lexicon, Acoustic features, Customer service hotline

1 引言

近年来,互联网技术迅猛发展,尤其是人工智能领域的相关技术不断崛起,如虚拟现实、AlphaGo 及情感识别。这些技术的兴起给人们的生活带来了诸多便利,同时也将人类社会逐步推入人工智能时代。在此之前,人类经历了工业革命和信息革命,每一次重大革命的发生都会影响各行各业的生存模式。如今,人工智能革命的意义更加重大,带来了前所未有的智能化发展^[1-2]。与此同时,互联网数据每天呈指数级增长,数据的形式更是呈现多元化态势,涵盖了非结构化数据、半结构化数据以及结构化数据。对于音频和文本这类海量非结构化数据,如何挖掘有价值的信息,如何进行信息互联共享,例如自动识别主体的情感倾向,给工业界和学术界带来了挑战。

情感识别作为人工智能领域的主流技术,在情绪检测和人机交互等实际项目中具有重要的运用价值。它主要包括语

音情感识别和文本情感识别,其中语音情感识别一般用于客服热线、人机交互、在线学习等交互性很强的项目中,用于实时发现目标对象的情绪波动;文本情感识别,又称文本倾向分析,一般用于舆情监控、产品评论以及信息预测方面,主要分析舆论导向和产品的反馈情况。针对语音情感识别,主要使用概率生成模型的方法,如高斯混合模型(GMM)^[3]、隐马尔可夫模型(HMM)^[4]和深度神经网络方法^[5-6];而针对文本情感识别,主要使用情感词典和机器学习的方法^[11-12],情感词典方法一般统计文本中正向和负向词汇出现的次数,机器学习方法则分为无监督、半监督和有监督情感识别。半监督和有监督机器学习需要人工标注样本,然后进行训练,但是标注成本巨大,并且复杂;而无监督机器学习方法无需人工标注,很大程度上提高了效率。

本文通过自动提取 3 个重要的音频声学特征,并结合领域情感词典方法,通过决策树分类器进行情感分析。本文的主要贡献如下:

到稿日期:2017-08-17 返修日期:2017-12-06

朱虎超(1992—),男,硕士生,主要研究方向为人工智能,E-mail:15301765520@163.com;虞慧群(1967—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为软件工程、可信计算、形式化方法,E-mail:yhq@ecust.edu.cn(通信作者);范贵生(1980—),男,博士,副教授,主要研究方向为软件工程、面向服务计算、形式化方法分析与验证,E-mail:gsfan@ecust.edu.cn;邓存彬(1993—),男,硕士生,主要研究方向为数据挖掘。

1) 基于情感词典和声学特征混合方法进行情感分析,避免音频存在较多的噪声数据,从而给识别结果带来误差。

2) 提出决策树算法,对情感词典预估分值和声学特征值进行多重决策,提高情感倾向识别准确率。

3) 基于项目真实数据的实验表明,相比于基础情感词典方法,本文方法明显提高了识别准确率,具有实际意义。

本文第 2 节简明介绍相关工作,并叙述从中获得的一些方法和思想;第 3 节详细介绍文中提出的混合模型算法;第 4 节描述数据集并设计实验,以评估算法性能;最后进行总结并介绍未来研究的工作。

2 相关工作

目前,情感分析领域受到了越来越多学者的关注,相关论文不计其数,并且每年都有相关的国际比赛,例如 ACM EmotiW。情感识别主要分为语音情感识别和文本情感识别,目前视频情感识别也受到了广泛关注。文献[5-6]通过深度神经网络进行语音情感识别。韩文静等^[7]综述了近年来语音情感分析的发展以及常见的情感识别方法,对本文理论具有重要的指导作用。黄发良等^[8]提出了针对微博文本的多特征融合方法,主要结合文本中的表情符号对用户情绪进行映射,在一定程度上提升了用户情绪的检测性能;但是在应对较长文本的微博时,模型建立会消耗大量时间,从而影响性能。Milagros^[9]提出了一种新颖的文本依赖解析树规则和传播算法,该算法基于情感词典方法,即将文本构造成一棵解析树,通过自然语言技术解析词汇的极性以及词汇间的极性关联,然后使用传播算法更新之前的词汇极性分数,最终计算整个文本的极性分数。若极性分数在 $[-5, 0)$ 之间,则为负向(消极情绪);若极性分数在 $(0, 5]$ 之间,则为正向(积极情绪);若为 0,则为中立(中立情绪)。该方法的优点在于无需人工标注样本,减少了人力和时间消耗。然而,其也存在以下不足:1) 将文本构造为依赖解析树的方法,只适用于篇幅较短的文本,如果文本较长,解析耗时将过长,从而导致效率低下;2) 如果极性分数为 0,则识别为中立,实践表明这样会存在较大误差,应该将取值扩展为区间较为合适,如 $(0 - \gamma, 0 + \gamma)$ 。

有学者在文献[10]中提出了基于机器学习使用词嵌入的方法,该方法使用向量表示一组已标注文本文档的特征,这些文档的极性相同,用它来进行训练以得到情感极性分类模型,最后预测识别新的文档极性。Supriya 等^[11]提出了二分类算法对推特进行极性判断,该算法分为 3 步实现:首先,对数据进行预处理,获得标准数据;然后,对数据进行实体识别;最后,进行极性判断,若极性值大于或等于 0,则为正向,否则为负向。该算法的不足之处在于预处理过程过于简单,并且仅考虑了实体识别,事实上,文本中还有修饰实体的修饰符,出现这种情况的比重往往很大,因此存在较大误差。Samuel 等^[12]提出了一种新颖的方法,该方法基于语言学的情感分析引擎对金融文本进行情感分析,该引擎依赖于块的解析器,从一系列字符串与一组上下文特征开始。使用机器学习方法,基于上下文特征构建两个训练分类器。第一个分类器用于预测两个相邻短语之间的正确分块点,第二个分类器用于找出块的适当句法结构,如名词短语。最后,根据引擎对每个词的标注结果进行极性判断。文献[13-16]都使用了声学特征进

行语音识别,文献[13-14]主要将能量、基频、共振峰、谱倾斜等声学特征用于沮丧情感的识别;文献[15-16]通过对 MFCC 特征进行研究发现,该特征对噪声环境下的语音识别具有重要作用,结合该特征能够提高识别率。

3 情感分析方法

3.1 声学特征和领域情感词典混合算法

受文献[13-16]的启发,本文结合基频、能量和振幅这 3 个声学特征,混合领域情感词典进行情感分析,因为这 3 个声学特征能够很好地反映说话人的情绪。其中,基频,即声音的基本频率,是韵律的重要组成部分,同时也是语音识别中重要的声学特征,反映了音调的高低;能量,随时间变化较为明显,可以用来区分清音和浊音,还可以用来识别静音帧;振幅,声音振动的幅度,能够反映声音的响度,通常在识别消极情绪时具有显著意义。本文采用中国知网提供的基本情感词典,并结合燃气特定领域的情感词典对其进行扩展。最终的情感词典包括积极词、消极词、否定词、程度词,用于文本极性预打分,分值小于 0 为负向情绪,大于或等于 0 为非负向情绪。

本文研究的目的是识别离线音频的客户情感,根据项目的实际需求,每个音频反映的问题可能不一样,有的是投诉问题,有的是问题反馈,因此需要结合特定的文本内容和音频声学特征进行混合情感分析,如此才能精确定位问题类别下的情感。在衡量音频特征的重要程度时,本文使用基频、能量、振幅 3 个声学特征作为研究对象,将从音频中提取的这 3 个特征的平均值作为参数,并结合特定领域的情感词典方法,最终通过决策树算法进行情感判定。因为相比于贝叶斯分类器、SVM 等算法,决策树算法的可解释性更强,可以清晰地理解各个字段的重要性,且速度更快。

图 1 给出了情感分析框架。该框架共分为 3 个模块,即预处理模块、极性分数计算模块和结合声学特征的混合算法模块。预处理模块主要提取声学特征并将音频文件转为文本数据。极性分数计算模块主要通过领域扩展情感词典进行分数预计算,并将结果作为训练集和测试集的输入特征,用于后续的混合模型,该模型通过决策树算法训练声学特征和极性分数得到,最终使用测试集样例预测得到分类结果。

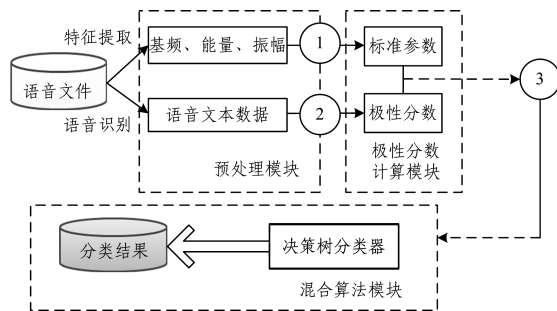


图 1 情感分析框架

Fig. 1 Framework of sentiment analysis

3.2 算法的实现

本节主要描述扩展情感词典结合声学特征的算法的具体实现,框架如图 1 所示。图 1 中圆形框标注的序号 1 表示声学特征标准化处理过程,因为各个特征使用的单位不一样,所以需要归一化方法将其处理为 $[0, 1]$ 区间的数据;圆形框

标注的序号 2 表示预先计算文本数据的极性值,这样做是因为离线音频数据包含大量的业务极性词,能够决定客户的情感倾向;圆形框标注的序号 3 表示利用分类器训练数据得到模型。算法 1、算法 2 和算法 3 分别对应以上 3 个模块的伪代码实现。

算法 1 音频特征提取算法

Input: A wav format audio file, X

Output: The acoustic features of the audio

```

1. function getAmplitude(){
2.   while frame_index < samples do//振幅参数
3.     frame_index ← frame_index+hop_length
4.     sum_amplitude ← sum_amplitude+X.amplitude
5.     if(min_amplitude < min(X.amplitude) then
6.       min_amplitude ← min(X.amplitude)
7.     end if//最小振幅
8.     if(max_amplitude < max(X.amplitude) then
9.       min_amplitude ← max(X.amplitude)
10.    end if//最大振幅
11.  end while
12. }
13. function getPich(){
14.  while frame_index < samples do//基频参数
15.    frame_index ← frame_index+hop_length
16.    if max_amplitude=Rn(t) then
17.      pich.append(frame_rate/t)//基频公式
18.    end if
19.  end while
20. }
21. function getEnergy(){//能量参数
22.   power=librosa.feature.rmse(x)
23. }
```

算法 1 描述的是音频特征提取模块的伪代码实现,第 1—12 行为振幅参数值提取函数,第 3 行的 $frame_index$ 变量为帧的索引,音频的采样频率统一为 8000 Hz,每帧长度为 512。语音信号是非稳态信号,它的特征是随时间变化的,但在一个很短的时间段内可以认为其具有相对稳定的特征,即短时平稳性,这个时间段为 5~50 ms。算法 1 中的 hop_length 为分帧加窗的长度,共有 512 个样本,时长为 32 ms。遍历整个样本数,步长为 512,每次获得最大振幅、最小振幅和总振幅,时间复杂度为 $O(n)$ 。第 13—20 行为基频参数提取函数,第 16 行中的 $Rn(t)$ 为自相关函数,用于计算基因周期,其公式为 $Rn(t) = \sum_{n=-\infty}^{n+t-\infty} xn(x(n+t))$ 。获取振幅最大值的时间,最后用采样率除以时间下标得出基因频率。第 21—23 行为能量参数提取函数,通过开源的 librosa 模块自动提取音频的每帧能量。

算法 2 文本极性分析算法

Input: A text format audio file, T

Output: The polarity score of text

```

1. polarity ← 0
2. poscount ← 0, negcount ← 0
3. function Pretreatment(){
4.   sentences=T.split('。'); //句子划分
5.   while sentence in sentences do
6.     word=jieba.cut(sentence)
```

```

7. if word is stopWord then
8.   sentence.remove(word)
9. end if
10. if word is positive then
11.   poscount ← poscount+1//积极词语
12. polarity ← polarity+getScore(sentence,word,poscount)
13. end if
14. if word is negative then//消极词语
15.   negcount ← negcount+1
16.   getScore(sentence,word,poscount)
17. polarity ← polarity+getScore(sentence,word,poscount)
18. end if
19. end while
20. }
21. function getScore(args[]){//极性分数
22.  words ← sentence[0.index(args[1])]
23.  while w in words do//判断修饰词
24.    if w in ['mos', 'very', 'more', 'deny'] do
25.      postcount * (2.0 || 1.8 || 1.5 || -1)
26.    end if
27.  return poscount
28. }
```

算法 2 描述的是音频文本极性分数预计算的伪代码实现第 3—17 行为文本预处理函数,通过 jieba 分词开源工具包对文本断句,以句号为分隔符,统计每句的极性分数,然后求和,从而得到最后的极性分数。第 7 行和 11 行为极性词判断,第 18 行为分数计算函数,逐个判断极性词前置的修饰词,根据规则,更新极性分数,时间复杂度为 $O(n)$ 。

算法 3 混合模型算法

Input: train datas Train, test datas Test, result Res

Output: The classification results of audio

```

1. trainDatas=load_train(Train)//决策树分类器
2. testDatas=load_test(Test)
3. clf=tree.DecisionTreeClassifier()//训练模型
4. model=clf.fit(trainDatas.features,trainDatas.targets)
5. Res=model.predict(pre)//训练结果
```

算法 3 描述的是用决策树机器学习预测文本极性的伪代码实现。实验基于 scikit-learn 开源机器学习包,scikit-learn 使用最佳的 CART 算法进行分类决策, $Gini(S) = 1 - \sum_{i=1}^C p_i^2$, 即基尼纯度, $Gini(S)$ 越小则分错概率越小,然后每次选取极性分数和音频特征参数值最小的 $Gini(S)$ 值进行决策,最终得到决策树。第 1 行和第 2 行分别为训练集和测试集,第 4 行是训练得到的模型,第 5 行是每次的实验结果。实验特征融合了音频声学特征和文本极性分数,二者的结合既考虑了音频特征,又兼顾了文本语义特征,使得结果更加精确。实验中,训练集为 1000 条音频特征和经过情感词典计算的文本极性分数,测试集为 500 条数据。为了防止出现过拟合的情况,采用交叉验证方法反复实验,最后取平均结果来衡量实验性能。

4 实验评估

4.1 实验环境

实验的操作系统环境为 Intel(R) Core(TM) 7-4720HQ CPU @2.60 GHz, 8GB RAM, 1 TB, 实验基于 python 2.7 实

现,使用 librosa 开源库进行声学特征提取,同时使用 Pycharm 集成开发环境进行开发测试。

4.2 数据集

数据集包括基本情感词典、领域扩展情感词典和停用词库。基本情感词典涵盖中国知网和台湾大学 NTUSD 的情感极性词典库;领域扩展情感词典库是通过上海燃气集团客服热线 962777 音频库中的音频文件提取并建立的;停用词库是基于哈工大停用词库和四川大学机器学习智能实验室停用词库的,共计 1598 个。表 1 给出了实验数据集,由表 1 可知,基本情感词典涵盖的极性词数量多,范围广,正向词和负向词的个数分别为 7376 和 12646,但没有包括否定词。基本情感词典作为一种通用情感词典库,在本文中具有辅助作用。领域情感词典在行业情感分析中有重大作用,不同的行业可能具有相同的情感词汇,但情感极性可能会截然相反。

表 1 情感词典库
Table 1 Emotional dictionary library

		(单位:个)			
源	极性词	正向词	负向词	程度词	否定词
	基础情感词典		7376	12646	219
领域情感词典		170	320	32	120

表 3 音频特征结合情感词典算法的性能对比

Table 3 Performance comparison of audio features combined with emotional dictionary algorithm

极性	基本情感词典			领域扩展情感词典			领域情感词典+音频特征		
	准确率	精确率	召回率	准确率	精确率	召回率	准确率	精确率	召回率
负向	0.76	0.74	0.81	0.88	0.85	0.92	0.90	0.86	0.96
非负向		0.84	0.80		0.89	0.81		0.95	0.84

表 4 情感词典算法的性能对比

Table 4 Performance comparison of emotion dictionary algorithm

Count	Polarity	Accuracy	Precision	Recall
0	Neg	0.75	0.73	0.66
	Non_Neg		0.71	0.80
100	Neg	0.77	0.81	0.70
	Non_Neg		0.73	0.84
150	Neg	0.81	0.83	0.78
	Non_Neg		0.79	0.84
200	Neg	0.83	0.83	0.82
	Non_Neg		0.82	0.84
250	Neg	0.86	0.85	0.88
	Non_Neg		0.87	0.84
320	Neg	0.90	0.86	0.96
	Non_Neg		0.95	0.84

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + TP + TN} \quad (2)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

4.4 结果分析

如图 2 所示的实验结果表明,声学特征结合情感词典的混合方法的准确率、精确率和召回率都优于基于情感词典和领域扩展情感词典方法。在准确性指标上,混合情感词典方法相比文献[17]中使用的基本情感词典方法的准确率提高了 17%;在精确度和召回率指标上,混合算法同样有所提高。当使用了振幅、能量和基频 3 个声学特征参数时,尽管混合算法

4.3 性能评估

本文通过召回率、准确率和精确率来评价实验结果。对于二分类问题,可根据样本实例的实际类别与模型预测类别的组合将样本实例划分为真正例(TP)、假正例(FP)、假反例(FN)、真反例(TN) 4 种。令 TP, FN, FP, TN 分别表示其对应的预测分类样例数,显然,总样例数 = $TP + FN + FP + TN$ 。分类结果的混淆矩阵如表 2 所列。

表 2 混淆矩阵

Table 2 Confusion matrix

真实情况	预测结果	
	非负向	负向
负向实例	TP	FN
非负向实例	FP	TN

为了验证方法的有效性,设计了两组实验。第一组实验为在不同方法下对比各项评价指标,这 3 种方法分别为基本情感词典分析、领域扩展情感词典分析和混合声学特征与情感词典的机器学习情感分析。第二组实验用于分析领域情感词典中消极词汇对消极情感分析的影响。最终的实验结果如表 3 和表 4 所列。式(1)~式(3)分别为召回率、准确率和精确率的计算公式。

较领域扩展情感词典方法提高的幅度不大,原因可能是音频背景噪声较大,影响了声学特征参数的提取,但声学特征确实起到了辅佐作用。第一组实验结果中,领域扩展词典相比基本情感词典方法性能提升明显,准确性提高了 12%,在负向情感识别中,精确率提高了 11%,召回率提高了 11%,由此可见领域情感词典对行业的情感分析至关重要。第二组实验结果验证了领域情感词典对情感分析的重要性,尤其是领域的负向情感词典。由图 3 可知,随着情感词典中的负向词汇个数的增多,准确率逐渐提高,当负向词为 320 个时,识别率为 90%,负向召回率为 96%。当领域的负向词汇个数为零时,即使用的是基本情感词典库,正确率仅为 75%,精确率和召回率都较低,精确率平均为 72%,召回率平均为 73%。造成该现象的原因:1)基本情感词典为通用的情感库,不同领域的情感词典极性可能相反;2)文本中可能存在大量冗余和格式不正确的词汇,影响了实验结果。

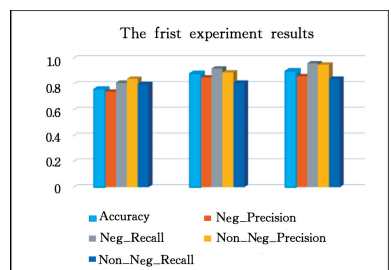


图 2 音频特征与情感词典的对比

Fig. 2 Comparison of audio feature and emotion dictionary

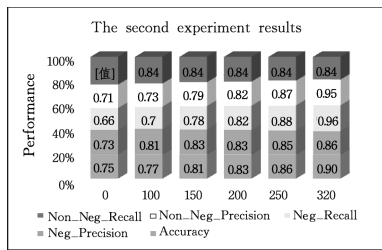


图3 负向词汇数对情感分析影响

Fig. 3 Influence of negative word number on sentiment analysis

结束语 本文提出的领域情感词典结合音频声学特征的机器学习方法有效地解决了情感分析问题,尤其是消极情感分析问题;同时,针对燃气领域扩展相应的领域情感词典,并且验证了领域情感词典在情感分析中的重要性。本文的亮点之一是结合了声学特征,因为声学特征反映了说话者音调和能量的变化,在本文中起到了辅助作用。更重要的是,语音文本数据客观地反映了说话者的内容以及涉及的主题,主要针对文本进行情感分析,不仅能够准确地获取客户情绪,而且能够得出某个主题的情绪状况。当然,本文还存在较大的提升空间,例如对于文本预处理工作,需要对文本的特殊字符和冗余信息进行过滤筛选,以及识别出特定主题下的情感。针对以上不足,未来工作中将不断研究扩展,完善本文的混合算法框架。

参考文献

- [1] SIMON H A. Artificial intelligence : an empirical science [J]. *Artificial Intelligence*, 1995, 77(1): 95-127.
- [2] MAKRIDAKIS S. The Forth coming Artificial Intelligence (AI) Revolution: It is Impact on Society and Firms [OL]. <http://www.nup.ac.cy/wp-content/uploads/2016/09/THE-FORTH-COMING-ARTIFICIAL-INTELLIGENCE-REVOLUTION-11-1-2017.pdf>.
- [3] EL AYADI M M H, KAMEL M S, KARRAY F. Speech Emotion Recognition using Gaussian Mixture Vector Autoregressive Models [C] // *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*. IEEE, 2007: IV-957-IV-960.
- [4] LORENZO-TRUEBA J, BARRA-CHICOTE R, SAN-SEGUNDO R, et al. Emotion transplanted through adaptation in HMM-based speech synthesis [J]. *Computer Speech & Language*, 2015, 34(1): 292-307.
- [5] FAYEK H M, LECH M, CAVEDON L. Evaluating deep learning architectures for Speech Emotion Recognition [OL]. <http://researchbank.rmit.edu.cn/view/rmit:43713>.
- [6] HINTON G, DENG L, YU D, et al. Deep Neural Networks for Acoustic Modeling in Speech Recognition: The Shared Views of Four Research Groups [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2012, 29(6): 82-97.

- [7] HAN W J, LI H F, RUAN H B, et al. Review on speech emotion recognition [J]. *Journal of Software*, 2014, 25(1): 37-50. (in Chinese)
韩文静, 李海峰, 阮华斌, 等. 语音情感识别研究进展综述 [J]. *软件学报*, 2014, 25(1): 37-50.
- [8] HUANG F L, FENG S, WANG D L, et al. Ming Topic Sentiment in Microblogging Based on Multi-feature Fusion [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(4): 1-17. (in Chinese)
黄发良, 冯时, 王大玲, 等. 基于多特征融合的微博主题情感挖掘 [J]. *计算机学报*, 2017, 40(4): 1-17.
- [9] COSTA-MONTENEGRO E. Unsupervised method for sentiment analysis in online texts [J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 58(C): 57-75.
- [10] TANG D, WEI F, YANG N, et al. Learning Sentiment-Specific Word Embedding for Twitter Sentiment Classification [C] // *Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2014: 1555-1565.
- [11] SUPRIYA B N, KALLIMANI V, PRAKASH S, et al. Twitter Sentiment Analysis Using Binary Classification Technique [C] // *ICST Institute for Computer Sciences, Social Informatics and Telecommunications Engineering*. 2016: 391-396.
- [12] CHAN S W K, CHONG M W C. Sentiment analysis in financial texts [J]. *Decision Support Systems*, 2017, 94: 53-64.
- [13] SANCHEZ M H, VERGYRI D, FERRER L, et al. Using Prosodic and Spectral Features in Detecting Depression in Elderly Males [C] // *Interspeech, Conference of the International Speech Communication Association*. Florence, Italy, DBLP, 2011: 3001-3004.
- [14] WU C H, LIANG W B. Emotion Recognition of Affective Speech Based on Multiple Classifiers Using Acoustic-Prosodic Information and Semantic Labels [C] // *International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction*. IEEE, 2015: 10-21.
- [15] NAKAGAWA S, WANG L, OHTSUKA S. Speaker Identification and Verification by Combining MFCC and Phase Information [J]. *IEEE Transactions on Audio Speech & Language Processing*, 2012, 20(4): 1085-1095.
- [16] SANCHEZ M H, LAWSON A, VERGYRI D, et al. Multi-system fusion of extended context prosodic and cepstral features [OL]. isica-speech.org/archive/interspeech_2012/i12_0514.html.
- [17] ZHOU Y M, YANG J N, YANG A M. A Method on building Chinese sentiment lexicon for text sentiment analysis [J]. *Journal of Shandong University (Engineering Science)*, 2013, 43(6): 27-33. (in Chinese)
周咏梅, 杨佳能, 阳爱民. 面向文本情感分析的中文情感词典构建方法 [J]. *山东大学学报(工学版)*, 2013, 43(6): 27-33.