

细粒度情感分析研究综述*

■ 唐晓波^{1,2} 刘广超¹¹ 武汉大学信息管理学院 武汉 430072 ² 武汉大学信息资源研究中心 武汉 430072

摘要: [目的/意义] 对细粒度情感分析研究进展进行调研和总结, 探讨其关键问题、关键技术及未来研究趋势。[方法/过程] 采用文献调研方法, 从不同粒度层次的情感分析视角, 对粗粒度情感分析到细粒度情感分析的演进过程进行阐述, 对细粒度情感分析的实现技术和方法进行归类总结。[结果/结论] 总结细粒度情感分析的两个重要问题: 情感词抽取和评价对象属性抽取。本研究有助于了解现阶段细粒度情感分析研究的关键问题及关键方法。

关键词: 细粒度情感分析 评论对象属性 情感词 本体

分类号: TP319

DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2017.05.018

1 引言

情感是影响人类行为的重要因素之一。当我们需做出决策的时候, 我们想知道他人的观点或意见。在现实社会中, 企业和组织总是希望发现客户或公众对于其产品和服务的意见。消费者希望在他们购买某产品前能知道已使用过该产品的人群对于该产品的评价。在信息爆炸时代, 对包含观点的文本进行人工识别和分析是低效率的, 因此自动化分析成为必要的手段。情感分析是自动化文本分析的重要应用领域之一。情感分析的应用已经深入到各个领域, 例如消费品行业、服务业、健康医疗和金融服务等。

情感分析是文本挖掘的一个细分研究领域, 情感分析运用自然语言处理、文本分析和相关计算机技术自动抽取或分类文本中的情感^[1]。情感分析属于信息检索、自然语言处理和人工智能的交叉研究领域。情感分析的主要研究对象是互联网中海量存在的商品评论、微博、博客和论坛帖子等文本。通过分析这些文本, 企业可通过大量的产品评论实时和快速地获取顾客反馈数据来提升产品竞争力, 以更好地理解网络用户行为, 为企业和组织提供强大的决策支持。从分析的粒度层次来看, 情感分析可分为粗粒度和细粒度层次分析, 粗粒度层次分析有篇章级和句子级情感分析,

细粒度层次情感分析则是基于评价对象及其属性的分析。随着组织和个人对情感分析的要求越来越高, 情感分析的粒度层次正逐步向细粒度分析层面发展。

本文以“细粒度情感分析”“意见挖掘”“用户评论”“opinion mining”、“Fine-grained sentiment analysis”“product review”为关键词在 Elsevier、Web of Science 和中国知网进行检索。在 Web of Science 和 Elsevier 检索到 2010–2016 年的相关文献 261 篇, 说明情感分析是国外研究的热点内容; 在知网检索到 2010 至 2016 年的相关文献 164 篇, 说明在国内细粒度情感分析的研究也是热点问题, 但由于中文文本分析难度高于英文文本, 因此对中文文本的细粒度情感分析还需要深入研究。本文从现阶段文献入手, 对情感分析的概念进行分析, 对不同粒度层次的情感分析进行概括, 并重点分析细粒度层次情感分析的关键问题和方法。

2 相关理论研究

2.1 情感分析

情感是“人对客观事物是否满足自己的需要而产生的态度体验”^[2]。情感可以表现为人们对于某个事物的态度、评价、情绪或者观点。在情感分析中, 情感的概念被认为等同于观点、评价、态度和情绪等, 所以情感分析也被称为观点挖掘 (opinion mining)、评价抽

* 本文系国家自然科学基金项目“基于文本和 Web 语义分析的智能咨询服务研究”(项目编号: 71673209) 研究成果之一。

作者简介: 唐晓波 (ORCID: 0000-0001-5885-4509), 教授, 博士生导师; 刘广超 (ORCID: 0000-0001-5561-5887), 博士研究生, 通讯作者, E-mail: chao1635@126.com。

收稿日期: 2016-11-24 修回日期: 2017-01-22 本文起止页码: 132-140 本文责任编辑: 易飞

取 (appraisal extraction)、主观分析 (subjective analysis)^[3]。T. Wilson 等^[4]认为情感分析的任务是识别积极和消极的观点和情绪,G. Vinodhini 等^[5]认为情感分析是追踪公众对特定产品或话题的情感,E. Cambria 等^[6]认为情感分析是情感极性的分类。B. Liu^[3]基于产品评论文本将非结构化的情感进行了结构化的定义,他将产品评论中的情感进行了五元组定义和抽取,五元组即 $(e_i, a_{ij}, s_{ijkl}, h_k, t_l)$, 其中 e_i 指的是评论对象,也可以理解为情感表达对象, a_{ij} 是评论对象的属性, s_{ijkl} 是评论对象属性所对应的情感, h_k 是情感的发布者, t_l 指的是情感的发布时间。以摘自京东商城华为 P9 手机某用户评论为例来进一步阐述这个五元组定义:“今天上手华为 P9,未充电用了四五个小时,感觉非常好,一直在安装常用 APP 或拍照机身发热都不明显,华为自带的 6.0 操作系统也比较好用,后台控制不错。拍照效果很出色,但缺乏纯手动控制模式,希望以后能推出来。”在此条评论中, e_i 指的是华为 P9 手机, a_{ij} 指的是华为 P9 手机的电池、操作系统和拍照功能, s_{ijkl} 指的是用户对电池、系统和拍照功能中拍摄效果的正面评价以及拍照功能中控制模式部分的负面评价。 t_l 指的是这条评论的发表时间, h_k 为评论发布者。

基于对以上学者研究的总结,笔者认为情感分析是将非结构化的文本数据进行主客观分类,在分类的基础上,从情感文本中抽取积极或消极情感,最终为决策支持提供服务。

2.2 粗粒度情感分析

2.2.1 篇章级情感分析 篇章级情感分析 (document-level sentiment analysis) 是情感分析中最浅层次的分析。篇章级情感分析的前提假设是整个文本只表达了一种情感,即积极的或者消极的情感^[7]。从篇章级情感分析的假设来看,该层次的情感分析的主要任务是将文本进行情感分类 (sentiment classification),即将带有观点的文本分类为积极的或消极的。根据 2.1 部分中 B. Liu 对情感的结构化定义,篇章级情感分析可以定义为 $(-, GENERAL, S_{GENERAL}, -, -)$ ^[3]。其中评论对象 e_i 、情感发布者 h_k 、情感发布时间 t_l 都假设为已知或者忽略,评论对象 e_i 的属性 a_{ij} 被替代为 GENERAL。从目前的研究来看,进行篇章级情感分析的主要方法是有监督机器学习和无监督机器学习方法。B. Pang 等^[8]运用朴素贝叶斯、最大熵和支持向量机 3 种不同的有监督机器学习方法进行电影评论分类。在实验中,B. Pang 等运用 unigram 构造特征向量进行篇章级情感分类,发现支持向量机和贝叶斯分类器能取得较

好的分类效果。

P. Turney^[9]提出了一种基于无监督机器学习的篇章级情感分类方法。首先,他基于词性 (part of speech) 将包含副词和形容词的短语抽取出来作为情感词。然后通过计算被抽取词与“excellent”的点互信息 (point mutual information, PMI) 值减被抽取词与“poor”的点互信息值的差值来计算情感倾向 (sentiment orientation, SO) :

$$PMI(term_1, term_2) = \log_2 Y \frac{PrYterm_{12^{unad}}}{PrYterm_1 Y PrYterm_2 Y} Y$$
$$SO (phrase) = PMI (phrase, “excellent”) - PMI (phrase, “poor”)$$

其中, $Pr(term_1)$ 指词 $term_1$ 在文本中出现的概率, $PrYterm_{12^{unad}}$ 指词 $term_1$ 和 $term_2$ 同时出现的概率。如果 $SO (phrase) > 0$, 则该情感词的情感倾向为正,说明该词表达正向情感。如果 $SO (phrase) < 0$, 则该情感词的情感倾向为负,说明该词表达负向情感。如果 $SO (phrase) = 0$, 则该情感倾向为中性。

篇章级情感分析能提供一个情感文本总体层面上的情感倾向,但对于其他类型文本,例如博客、新闻和论坛讨论等文本,由于其具有情感表达丰富、评价对象多样化等特点,篇章级情感分析过于粗糙,并不能准确描述这类文章的情感倾向。因此,随着研究的深入,情感分析逐渐向句子级情感分析过渡。

2.2.2 句子级情感分析 相较于篇章级情感分析,句子级情感分析将整个文本以句子为单位进行分割,将单个句子作为情感表达的单元。句子级情感分析的前提假设是单个句子只表达一种情感,即积极的或消极的情感^[7]。从上述前提假设来看,句子级情感分析可以看作篇章级情感分析的延续,因为文本中的句子可以被视作一种短文本。句子级情感分析任务一般被分为两个步骤完成:①主客观分类,即将句子分类为主观句或者客观句。②是将主观句中的情感倾向进行划分,分类为正向或者负向情感。1999 年,J. M. Wiebe 等^[10]提出了基于二元特征运用朴素贝叶斯分类器的分类方法。H. Yu 和 V. Hatzivassiloglou^[11]运用句子相似性和朴素贝叶斯分类器进行主客观分类。句子相似性方法是基于以下假设:主观句与主观句之间的相似程度高于主观句与客观句之间的相似程度。他们基于 WordNet 同义词集运用了 SIMFINDER 系统来度量句子相似度。对于朴素贝叶斯分类器,他们运用 unigram、bigram、trigram 和词性等不同特征进行分类。L. Barbosa 和 J. Feng^[12]运用传统特征和 Twitter 独有特征

(retweets、hashtags、links、大写字母、表情符号等)及SVM对推特文本进行主客观分类。李纲等^[13]指出进行句子主客观分类的关键在于抽取句子中的情感词或将其他特征值引入分类器对句子的主客观性进行分类。

在对句子进行主客观分类后,下一步需要对主观句进行情感极性的判断,即判断主观句是积极的或消极的。除了传统的有监督机器学习方法,M. Q. Hu和B. Liu^[14]提出了基于词典的方法进行句子情感倾向分类。M. Gamon等^[15]提出了半监督学习方法进行句子情感倾向分类。R. McDonald等^[16]提出了分层序列学习模型进行句子级和篇章级情感分类。在训练集中,每个句子和评论文档都标注了情感。实验结果表明,通过同时引入两个不同粒度层次的情感有效提升了分类结果。

相比于篇章级情感分析,句子级情感分析在分析粒度上有了很大的提升。但是在实际应用当中,评论文本往往是复杂的,从句子层面看,一个句子表达的是积极的情感,但并不代表句子中评论对象的所有属性所对应的情感都是积极的。例如“这家餐馆的饭菜非常有特色,味道很好,但是服务员服务意识不高,茶水上的太慢,不过对于这家店的总体印象还是很不错的,我还会再来”。从句子级情感分析层面来看,评论者对餐馆的评价是积极的,但是对于餐馆服务这个属性的评价却是负面的。所以篇章级和句子级情感分析无法满足更细粒度层次的情感分析,它们无法对评论对象属性所对应的情感进行识别和分类。在句子级情感分析的主客观分类中,客观句是对客观事实的描述,但客观句有时也反映出评论发布者的情感倾向。例如“这个行车记录仪用了两个星期屏幕就不亮了”。这句话反映出了屏幕不亮这个事实,同时也反映出了评论发布者对行车记录仪质量的负向观点。基于篇章级和句子级情感分析的前提假设,这两个层次的情感分析粒度过粗,无法满足更细粒度的情感分析需求。

2.3 细粒度情感分析

针对篇章级和句子级情感分析的研究相对较早,研究得比较成熟,但面对复杂语句时,分析的结果还不太理想。针对日益提高的分析需求以及日益多样化和复杂化的语言环境,更细粒度的情感分析成为了研究重点。黄胜^[17]指出粗粒度情感分析只能判断文本的整体情感倾向,对于产品本身,产品评论文本的整体情感倾向并不一定能和产品各个属性的情感倾向保持一致。施寒潇^[18]指出篇章级和句子级情感分析在处理

评价对象中的多个属性时,不能满足要求。在这种情况下,需要识别属性词、情感词及其之间的关系。消极情感倾向的文本并不意味着评论者对文本中所有评论对象及其属性都持有消极情感,所以识别文本中情感表达对象及其属性成为必要。篇章级和句子级情感分析的前提假设是整个文本和句子只包含一种情感,这样的前提假设使得这两个层次的分析识别不出文本和句子中不同的情感表达对象及其对应的情感。在更细粒度的层次下,商品评论文本中评论对象包含不同的属性,例如手机评论中,手机作为评论对象包含了电池、手机屏幕、照相功能和手机操作系统等属性。评论发布者往往会从评论对象属性层面对手机的各个功能部分做出评价。识别这些属性及其对应的情感倾向需要进行细粒度的情感分析,细粒度情感分析被称为基于属性的观点挖掘^[14]。郭冲等^[19]指出细粒度情感分析的目的在于产品特征层面提取评论文本中的评论对象、对象属性及其对应情感词等意见元素,所以细粒度情感分析也被称为基于特征的意见挖掘。

细粒度情感分析中另一个研究问题是对隐式情感和隐式评价对象进行识别。因为互联网的高自由度,用户的评论内容语言形式多种多样。例如,某条汽车评论为“Q5买不起啊,太贵了”。在这条评论中,价格这个属性并没有直接出现在句子中,这种隐含在句子中的属性被称为隐式属性^[20]。Z. Hai等^[21]通过对手机论坛中的语料进行研究发现,其中20%的真实语料包含隐式属性,隐式属性的抽取对于提高情感分析精度具有重大帮助。在真实语料中还存在另一种情况,用户的客观评论中包含有情感表示。L. Zhang和B. Liu^[22]指出,一些评论语料中的名词和名词词组隐含情感倾向,识别这类情感倾向能提高情感分析效率。例如,“The computer crashed every day”这条评论对电脑的使用情况进行了客观地描述,没有出现显式的情感词,但从这个客观描述性语句中可以看出评论者对于电脑的负面评价^[23]。笔者认为,对隐式属性和隐式情感的识别和抽取可以显著提升情感分析准确率,提高推荐系统和问答系统等的精度。

3 细粒度情感分析关键问题及关键技术

3.1 细粒度情感分析关键问题

一般情况下,细粒度情感分析可以分为3个步骤进行:①对评论对象属性及其对应情感词进行识别;②对识别出的评论对象属性的情感进行极性分类,即将情感词的极性依据事先定义的情感值进行分类,例如

分类为正向极性或负向极性;③对分类结果进行汇总(聚集)^[24]。W. Medhat 等^[25]认为情感分析的主要任务是识别情感并进行分类。所以 W. Medhat 等以产品评论细粒度情感分析为例,将情感分析分为情感识别、产品属性选择、情感分类和情感极性识别 4 个步骤。情感识别的关键问题是情感词抽取,产品属性选择的关键问题是评价对象属性抽取。施寒潇^[18]指出识别属性词、情感词及其之间的关系是可视化产品评论摘要的关键。聂欣慧^[26]指出细粒度情感分析的任务包括特征词抽取、情感词抽取和组合情感倾向的识别。笔者认为,在细粒度情感分析中,抽取客户评论中的评论对象属性及其对应的情感是细粒度情感分析的关键问题。

表 1 细粒度情感分析关键问题研究方法

研究方法	研究者	主要特征
基于词典的情感词抽取	M. Q. Hu 等	通过 WordNet 中种子词生成情感词典,使用反义词和同义词进行极性分类,生成包含积极和消极情感词的词典
	F. L. Cruz 等	通过定义特定领域资源并使用 WordNet、PMI 和 SentiWordNet 对情感进行分类。运用随机森林算法对情感词典进行扩展
	S. Moghaddam 等	通过使用来源于 Epinions. com 的形容词作为标准来评价未知形容词进行情感词抽取,使用 WordNet 同义词图彤以及距离加权最近邻算法对未知形容词进行极性评分
基于机器学习的情感词抽取	J. B. Zhu 等	提出多特征的 bootstrapping 算法用于从未标注的数据中学习和特征相关的项目,从评论中抽取种子词进行情感抽取
	C. H. Lin 等	使用共同情感话题模型进行情感词抽取。通过对文本中的正向及负向话题进行抽取进行情感词抽取
基于本体的评论对象属性抽取	B. Liu 等	通过笔记本电脑评论自动化构建基于产品特征和情感词的模糊领域情感本体树进行情感分类
	R. Y. K. Lau 等	构建包含显式和隐式产品属性特征的本体以及基于语境的情感词本体,并使用 LDA 和 Gibbs 模型抽取显式和隐式的产品特征
	唐晓波等	通过构建产品特征本体,利用特征-情感词对抽取隐式产品特征,并根据领域情感词典、基础情感词典、表情符号词典和情感调整词典计算情感词与特征分类结果搭配权重来识别产品的隐式特征
基于非本体的评论对象属性抽取	肖璐等	使用词频词性、关联规则文本模式等自动抽取方法进行显式产品特征抽取
	T. Wang 等	使用细粒度 Labeled LDA 模型和统一的细粒度 Labeled LDA 模型进行显式产品特征抽取
	Z. J. Yan 等	使用基于同义词词典扩展的 PageRank 算法进行产品显式特征抽取
	A. Bagheri 等	使用 bootstrapping 算法、FLR 算法和基于图的评分等方法识别显式和隐式评价对象属性
	H. Xue 等	使用基于 LDA 的显式属性抽取模型和支持向量机算法对隐式属性进行抽取
	邱云飞等	使用 HowNet 和聚类算法从评论文本中进行隐式评价对象属性抽取

3.2 情感词抽取技术

在情感分析中,具有情感意义的词从词性来看一般分为形容词、副词、动词和名词。这些词被称为观点词或情感词。从目前的研究现状来看,情感词抽取的主要方法是基于词典的方法和机器学习方法。

3.2.1 基于词典的情感词抽取 情感词典方法可以基于文本中词的语义倾向来判断一段文本的语义倾向。情感词典是包含了情感词极性和强度的词表。在 2004 年,M. Q. Hu 和 B. Liu^[14]提出基于词典的方法进行情感词抽取。他们通过 WordNet 中种子词生成情感词典,使用反义词和同义词进行极性分类,生成包含积

表 1 中列出了细粒度情感分析关键问题研究方法。 评论对象属性的情感主要指的是情感词和相关修饰部分,这些情感词包括形容词、副词、动词和名词^[27]。在细粒度情感分析中,这部分内容与篇章级和句子级情感分析一样,分为褒义和贬义。例如在汽车产品评论中,褒义词是对评价对象属性的正面评价,例如“舒适”“豪华”“漂亮”等;贬义词是对评价对象属性的负面评价,例如“丑”“廉价感”“吵”等。评价对象属性指的是相关领域中的属性词,例如汽车领域中,属性词包括“操控”“内饰”“动力”“空间”等;在手机领域中,属性词包括“屏幕”“电池”“续航能力”“价格”等。抽取评论对象属性及其对应的情感词是本研究的重点。

极和消极情感词的词典。在 M. Q. Hu 和 B. Liu 的研究中,笔者发现基于种子词构造情感词典的方法存在算法领域适应性差以及准确率不高的问题。F. L. Cruz 等^[28]通过定义特定领域资源对情感词进行抽取。特定领域资源包括一系列特征,例如:特征分类系统、特征线索和依赖模式。他们运用基于词典的方法,例如 WordNet、PMI 和 SentiWordNet 对情感进行分类,并使用随机森林算法对词典进行扩展。基于特定领域资源的抽取方法取得了 71.69% 的准确率,情感分类的准确率达到了 93.45%。相比 M. Q. Hu 和 B. Liu^[14]的研究方法,F. L. Cruz 等^[28]在情感词抽取中融入领域特征

资源,提高了抽取和分类的准确率。但上述方法的领域适应性仍然较差,同时存在没有对情感极性强度进行量化的问题。S. Moghaddam 等^[29]使用来源于 Epinions.com (Epinions.com 是一个大众消费点评网站。提供各种商品比较信息,可在该网站上参考其他消费者的使用体验和购买建议)的形容词作为标准来评价未知形容词,从而进行情感词抽取。来源于 Epinions.com 的每个形容词都对应一个确定的极性评分。当一个未知形容词出现时,使用 WordNet 同义词图形上的广度优先搜索,从具有未知情绪的形容词开始,最大搜索广度设为 5,找到出现在 Epinions.com 列表中的两个最接近的形容词,然后使用距离加权最近邻算法,将两个最近邻的评级的加权平均值定义为估计评级,并分配到未知形容词。

上述 3 种方法通过已有的情感词典获取情感种子词,然后对情感词典进行扩展,在此基础上进行情感词获取和分类。笔者认为,情感词典在使用过程中一个主要的问题是领域适应性差。例如“长”这个字,在电池行业是一个明显的褒义词,因为我们可以说电池寿命长。但是在形容系统响应时间的时候,“长”是贬义词,因为“长”可以用来表示系统响应时间长,响应速度慢^[18]。所以在不同的领域,同一个字或词的情感倾向会发生转变。在复杂的领域背景下,情感词典方法不能有效地进行情感词抽取。

3.2.2 基于机器学习的情感词抽取 J. B. Zhu 等^[30]提出了基于特征的句子分割模型进行特征级别的观点发现。一个多特征的 bootstrapping 算法 (multi-aspect bootstrapping, MAB) 被用于从未标注的数据中学习和特征相关的项目。MAB 算法从 500 个常用名词开始,每个特征包含 5 个种子词。实验数据来源于 DianPing.com 上的 3 325 个中国餐馆评论,观点抽取的准确率达到了 75.5%。C. H. Lin 等^[31]使用共同情感话题模型 (joint sentiment-topic, JST) 进行情感词抽取。JST 模型是基于 4 层分层贝叶斯模型的修正 LDA 模型。JST 模型可以从文本中抽取出正向和负向的话题。试验结果表明,准确率达到 76.6%。从 J. B. Zhu 等^[30]的研究方法来看,笔者认为基于情感语料库的情感词抽取同样面临领域适应性较差的问题,不同领域间,情感词的褒贬含义会发生转变,所以解决领域适应性问题仍然是重点。对于 C. H. Lin^[31]的研究方法,笔者认为可将被监督的数据加入到 LDA 中来提高模型的效率。

3.3 评论对象属性抽取技术

3.3.1 基于本体的属性抽取方法 本体是概念及概

念间关系的形式化表达。在产品评论中,评论的重点一般是针对产品本身的属性进行评论。例如手机评论中经常会出现电池、手机屏幕、摄像头等部分的评论。电池、手机屏幕和摄像头属于手机的自然属性,这三个属性和其他属性如手机 CPU 等属性一起构成了手机这个整体概念。所以,领域本体的构建可以描述产品属性及其之间的关系。L. H. Liu 等^[32]基于产品特征和情感词自动化构建了模糊领域情感本体树 (fuzzy domain sentiment ontology tree, FDSOT),并将其应用于基于特征的情感分类。他们利用 2 400 条来源于 360buy.com 上的笔记本电脑评论构建了模糊领域情感本体树。笔者认为,为了提高该方法的有效性,可以加入特征词-情感词词对强度研究,同时加入特征与特征之间语义关系的研究,以丰富特征词与特征词、特征词与情感词之间的语义关系。

R. Y. K. Lau 等^[33]提出一个本体学习系统用于基于语境的细粒度情感分析。他们将本体的构建分为了两个阶段。第一阶段是构建包含显式和隐式产品属性特征的本体,第二阶段是构建包含基于语境的情感词,这些对应于各个属性特征的情感词都以本体的形式进行描述。他们使用 LDA 和 Gibbs 模型抽取显式和隐式的产品特征。试验结果表明,他们的情感分类准确率高出 OpinionFinder 系统 11.6%。笔者认为可以在实验中加入对情感词极性强度的测量来进一步提升分类准确率。

唐晓波等^[34]提出通过构建产品特征本体,利用特征-情感词词对抽取隐式产品特征。他们从微博评论中抽取频繁项集构建特征词集,并从产品参数说明中抽取概念及其关系。根据抽取的特征词集和概念,构建特征本体对特征进行分类。根据领域情感词典、基础情感词典、表情符号词典和情感调整词典计算情感词与特征分类结果搭配权重来识别产品的隐式特征。笔者认为,通过对情感词典的扩展有利于进一步提高特征识别效率。

3.3.2 非本体方法 非本体方法,即使用机器学习方法对评价对象属性进行抽取。肖璐等^[35]通过使用词频词性、关联规则文本模式等自动抽取方法从产品评论中抽取显式产品特征,同时引入人工方法删除描述产品特征较弱的词。上述实验只对显式产品特征进行了抽取,笔者认为在接下来的实验中可以加入对产品的隐式特征抽取。

T. Wang 等^[36]使用两个半监督机器学习方法从评论中抽取产品属性特征。这两个半监督机器学习方法

是细粒度 Labeled LDA 模型(fined-grained labeled LDA, FL-LDA)和统一的细粒度 Labeled LDA 模型(unified fine-grained labeled LDA, UFL-LDA)。FL-LDA 模型结合了从电子商务网站上获取的商品种子属性,UFL-LDA 模型结合了未标记文本来发现高频词。它们通过度量种子属性与实验生成的属性间的余弦相似度来评估定性结果,使用聚类评价指标 RandIndex、熵和纯度来评估定量结果。笔者认为,可以在主体模型中引入概念知识用来抽取属性层次结构。

Z. J. Yan 等^[37]提出了一个扩展的 PageRank 算法用于抽取产品特征。他们使用同义词词典对 PageRank 算法进行扩展。首先,他们抽取名词和名词词组,然后抽取名词和名词词组与相关情感词之间的依赖关系。依赖关系包括主语-谓语关系、形容词修饰关系、关系从句修饰关系和动宾关系。同义词词典的使用扩展了产品属性词表。他们基于专有名词、品牌名称、动名词和人称名词提出产品属性词表中的非产品属性名词。他们分别采集了3种不同产品的评论进行实验,3个实验的F值分别为76.2%、73%和72.7%。通过对比 M. Eirinaki 等^[38]和 C. Zhang 等^[39]的结果,基于同义词词典扩展的 PageRank 算法在抽取产品属性上优于这两篇文献中的方法。

总的来说,上述3个实验均只进行了显式评价对象属性的识别和抽取,这会导致评论文本信息抽取不全,使得情感分析准确率不高。加入隐式评价对象属性的抽取可以提高评价对象属性的识别率,进而提高细粒度情感分析的准确率。

A. Bagheri 等^[40]提出用非监督学习和独立领域模型(domai-independent model)抽取显式和隐式的评价对象属性。为了得到之后用 bootstrapping 算法扩展的初始显式属性列表,他们开发了一个基于名词、形容词、限定词和动名词的词性模式用于生成初始显性属性列表。他们通过扩展的 FLR 算法(frequencies and left and right of the current word, FLR)对获得的属性列表进行排名,然后使用 PMI 和基于频率的 A-scoring 方法,基于子集和超集支持的两个启发式规则来执行修剪。此外,他们还使用了基于图的评分方法用于识别隐性属性词,其中预定义属性和相关情感词被作为使用节点表示。他们从 amazon.com 和 cnet.com 收集了超过2400条评论用于实验,平均准确率为84.52%。从试验结果来看,他们提出的方法优于 C. P. Wei 等^[41]和 M. Q. Hu 与 B. Liu^[14]的方法。笔者认为,为了提高提取显式和隐式属性和情感的效率,应该在现

有方法上加入聚类的方法。

H. Xue 等^[42]开发了用于抽取隐式属性特征的模型。他们使用基于 LDA 的显式属性抽取模型和支持向量机算法(support vector machine, SVM)对隐式属性进行抽取。在使用 LDA 模型进行隐式属性抽取之前,少量的显式属性被分配给不同的主题模型用于建模。显式属性主题模型通过两个约束和基于相关性的先验知识构建,SVM 算法的训练属性由此产生。最后,SVM 被训练用于分类显式和隐式属性特征。他们从 www.360buy.com 获取了14218个中文句子用于实验,F-measure 值为77.78%。笔者认为他们的语料库应该扩大并且应用领域应该更加多样化。

邱云飞等^[43]用 HowNet 和聚类的方法从评论文本中抽取隐式评论对象属性。他们首先根据评论文本句式结构特点构建评论对象模型,然后使用 HowNet 2000 概念词典对特征词进行扩充,使用聚类的方法计算特征词之间的语义相似度,并利用 χ^2 统计量特征词对评价对象的指示能力,从而得到评论对象属性。

从上述3个实验结果来看,加入隐性评论对象属性的抽取使得情感分析的准确率得到了进一步的提升。笔者认为,隐式评价对象属性的抽取依然是细粒度情感分析的难点之一,在未来的研究中可通过将基于机器学习和基于规则的方法相结合以进一步提升显式和隐式评价对象属性抽取的准确率。

4 总结与展望

本文从粒度层面对情感分析相关研究进行了介绍,论述了情感分析由粗粒度到细粒度演变的过程,重点梳理了细粒度情感分析的关键问题及方法。通过对国内外现有研究进行梳理,发现情感分析作为文本挖掘研究的一个分支,受到了越来越多的关注及重视。在实际应用中,情感分析在组织与个人的决策过程中起到了越来越重要的作用,基于情感分析的系统层出不穷,例如舆情监控系统、客户意见挖掘系统等。

由于自然语言的丰富性及复杂性,特别是处于大数据高速发展的今天,如何提升情感分析的性能是情感分析研究面临的重要问题。笔者认为,细粒度情感分析还有如下问题需要解决:

4.1 数据来源多样性

现阶段情感分析,特别是细粒情感分析的文本数据主要来源于产品评论、服务评论、微博、Facebook 及 Twitter 中的短文本。这些短文本具有字数较少、主题鲜明、评价对象明显、情感表达直接等特点。相对于较

为容易处理的短文本,长文本的情感分析较少。长文本包括论坛讨论、新闻等文本。这些长文本包含许多非观点内容以及多个评价对象,观点及情感表达也没有短文本明显。对于长文本的细粒度情感分析是情感分析的难点问题。

4.2 隐式情感分析

在文本的情感表述中,除了用情感词表示情感外,对于客观事实的描述也能反映情感。例如在产品评论“手机用了两个星期就坏了”中,通过描述手机坏了这个事实,评论者表达了对手机质量的负面评价。现阶段对隐式情感分析的研究只集中在隐式评价对象抽取,但对于客观文本中隐藏的情感倾向识别研究较少。相较于成熟的显式情感分析研究,对隐式情感分析的研究仍然是细粒度情感分析的难点。笔者认为,现阶段可使用人工标注并结合机器学习的方法来尝试解决隐式情感倾向识别问题。

4.3 评价对象属性抽取

在评价对象属性抽取中,机器学习方法提供了自动学习系统用于领域特征抽取。在基于机器学习的特征抽取方法中,笔者认为可在今后的实验中尝试用多种不同的方法进行特征抽取,例如遗传算法和深度学习等,以进一步提高特征抽取效果。使用本体可以抽取出产品属性概念及产品属性间的关系,解决情感分析中语义模糊性及扩展性问题,还并有效地解决领域知识表示问题。因此,将机器学习与本体的方法相结合可提高领域情感分析效果,未来应将机器学习方法与基于本体的方法相结合以进行评论对象属性抽取。

4.4 跨领域情感分析

跨领域情感分析是情感分析研究的重点之一。在不同的领域进行情感分析时,情感分析的性能会发生变化,特别是当领域差异过大时,情感分析的效率和性能会出现下降。由于语言的多样性与复杂性,不同领域间的情感表达差别较大。因此,基于训练集进行学习的分类器在跨领域时,会面临性能下降问题。今后,跨领域情感分析需要更深入的研究。

4.5 应用领域延伸

情感分析作为一种分析技术,需要与其他领域相结合才能体现其应用价值。现阶段的细粒度情感分析研究大多集中于产品评论等商品或服务评论文本。相比于商品评论,金融领域同样拥有海量的文本信息,例如金融新闻、上市公司年报和银行客户的意见投诉等。通过对这些富含情感语义信息的文本进行挖掘能抽取出海量的知识,可显著提升金融行业对风险的管控能

力、提高投资机构对市场的预测能力和提升银行对客户关系管理的能力。细粒度情感分析还有其他领域可以应用,例如政府公共安全、企业员工满意度调查以及政治评论分析等,笔者认为对这些领域进行细粒度情感分析是细粒度情感分析未来的研究方向之一。

参考文献:

- [1] MOHEY D. A survey on sentiment analysis challenges[EB/OL]. [2016-04-26]. <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1018363916300071>.
- [2] 林崇德,杨治良,黄希庭. 心理学大辞典[M]. 上海:上海教育出版社,2003.
- [3] LIU B. Sentiment analysis and opinion mining[M]. California: Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [4] WILSON T, WIEBE J, HOFFMANN P. Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis[C]//Proceedings of the joint conference on human language technology and empirical methods in natural language processing. Vancouver: ACL, 2005: 347-354.
- [5] VINODHINI G, CHANDRASEKARAN R. Sentiment analysis and opinion mining: a survey[J]. International journal of advanced research in computer science and software engineering, 2012, 2(6): 282-292.
- [6] CAMBRIA E, SCHULLER B, XIA Y, et al. New avenues in opinion mining and sentiment analysis[J]. IEEE intelligent system, 2013, 28(2): 15-21.
- [7] FELDMAN R. Techniques and applications for sentiment analysis[J]. Communications of ACM, 2013, 56(4): 82-89.
- [8] PANG B, LEE L, VAITHYANATHAN S. Thumbs up? sentiment classification using machine learning techniques[C]//Proceedings of the conference on empirical methods in natural language processing. Philadelphia: ACL, 2002: 79-86.
- [9] TURNEY P. Thumbs up or thumbs down? Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews[C]//Proceedings of annual meeting of the Association for Computational Linguistics. Philadelphia: ACL, 2002: 417-425.
- [10] WIEBE J M, BRUCE R F, O'HARA T P. Development and use of a gold-standard data set for subjectivity classification[C]//Proceedings of the Association for Computational Linguistics. Maryland: ACL, 1999: 246-253.
- [11] YU H, HATZIVASSILOGLU V. Towards answering opinion questions: separating facts from opinions and identifying the polarity of opinion sentences[C]//Proceedings of the conference on empirical methods in natural language processing. Sapporo: ACL, 2003.
- [12] BARBOSA L, FENG J. Robust sentiment detection on twitter from biased and noisy data[C]//Proceedings of the international conference on computational linguistics. Beijing: COLING, 2010: 36-44.

- [13] 李刚,程阳阳,寇广增. 句子情感分析及其关键问题[J]. 图书情报工作, 2010, 54(11): 104-107,127.
- [14] HU M Q, LIU B. Mining and summarizing customer reviews[C]//Proceedings of ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. Seattle: ACM, 2004: 168-177.
- [15] GAMON M, AUE A, CORSTON-OLIVER S. Plus: mining customer opinion from free text[C]//Proceedings of the 6th international conference on advances in intelligent data analysis. Madrid: IDA, 2005: 121-132.
- [16] MCDONALD R, HANNAN K, NEYLON T. Structured models for fine-to-coarse sentiment analysis[C]//Proceedings of annual meeting of the Association for Computational Linguistics. Prague: ACL, 2007: 432-439.
- [17] 黄胜, Web 评论文本的细粒度意见挖掘技术研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2014.
- [18] 施寒潇. 细粒度情感分析研究[D]. 苏州: 苏州大学, 2013.
- [19] 郭冲, 王振宇. 面向细粒度意见挖掘的情感本体树及自动构建[J]. 中文信息学报, 2014, 27(5): 75-83, 92.
- [20] 张莉, 许鑫. 产品评论中的隐式属性抽取研究[J]. 现代图书情报技术, 2015(12): 42-47.
- [21] HAI Z, CHANG K, KIM J J. Implicit feature identification via co-occurrence association rule mining[C]//Proceedings of the 12th international conference on computational linguistics and intelligent text processing. Tokyo: CICLing, 2011: 393-404.
- [22] ZHANG L, LIU B. Identifying noun product features that imply opinions[C]//Proceedings of the 49th annual meeting of the Association for Computational Linguistics. Portland: ACL, 2011: 575-580.
- [23] KAUTER M V, BREESCH D, HOSTE V. Fine-grained analysis of explicit and implicit sentiment in financial news articles[J]. Expert system with applications, 2015, 42(11): 4999-5010.
- [24] SCHOUTEN K, FRASINCAR F. Survey on aspect-level sentiment analysis[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2016, 28(3): 813-830.
- [25] MEDHAT W, HASSAN A, KORASHY H. Sentiment analysis algorithms and applications: a survey[J]. Ain Shams engineering journal, 2014, 5(4): 1093-1113.
- [26] 聂欣慧. 基于产品特征的领域情感本体构建及应用研究[D]. 北京: 首都师范大学, 2014.
- [27] RAVI K, RAVI V. A survey on opinion mining and sentiment analysis: tasks, approaches and applications[J]. Knowledge-based systems, 2015, 89(11): 14-46.
- [28] CRUZ F L, TROYANO J A, ENRIQUEZ F. 'Long autonomy or long delay?' the importance of domain in opinion mining[J]. Expert systems with applications, 2010, 40(8): 3174-3184.
- [29] MOGHADDAM S, ESTER M. Opinion digger: an unsupervised opinion miner from unstructured product reviews[C]//Proceedings of the 19th ACM international conference on information and knowledge management. Manage: ACM, 2010: 1825-1828.
- [30] ZHU J B, WANG H Z, ZHU M H. Aspect-based opinion polling from customer reviews[J]. IEEE transaction on affective computing, 2011, 2(1): 37-49.
- [31] LIN C H, HE Y L, EVERSON R. Weakly supervised joint sentiment-topic detection from text[J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2012, 24(6): 1134-1145.
- [32] LIU L H, NIE X H, WANG H S. Toward a fuzzy domain sentiment ontology tree for sentiment analysis[C]//Proceedings of the 5th international congress on image and signal. Chongqing: CISP, 2012: 1620-1625.
- [33] LAU R Y K, LI C P, LIAO S S Y. Social analytics: learning fuzzy product ontologies for aspect-oriented sentiment analysis[J]. Decision support systems, 2014, 65(5): 80-94.
- [34] 唐晓波, 兰玉婷. 基于特征本体的微博产品评论情感分析[J]. 图书情报工作, 2016, 60(16): 121-127, 136.
- [35] 肖璐, 陈果, 刘继云. 基于情感分析的企业产品级竞争对手识别研究——以用户评论为数据源[J]. 图书情报工作, 2016, 60(1): 83-90, 97.
- [36] WANG T, CAI Y, LEUNG H F. Product aspect extraction supervised with online domain knowledge[J]. Knowledge-based systems, 2014, 71(11): 86-100.
- [37] YAN Z J, XING M M, ZHANG D S. EXPRS: an extended pagerank method for product feature extraction from online consumer reviews[J]. Information & management, 2015, 52(7): 850-858.
- [38] EIRINAKI M, PISAL S, SINGH J. Feature-based opinion mining and ranking[J]. Journal of computer and system sciences, 2012, 78(4): 1175-1184.
- [39] ZHANG C, ZENG D, LI J. Sentiment analysis of Chinese documents: from sentence to document level[J]. Journal of the Association for Information Science and Technology, 2009, 60(12): 2474-2487.
- [40] BAGHERI A, SARAEE M, JONG F. Care more about customers: unsupervised domain-independent aspect detection for sentiment analysis of customer reviews[J]. Knowledge-based systems, 2013, 52(6): 201-213.
- [41] WEI C P, CHEN Y M, YANG C S. Understanding what concerns consumers: a semantic approach to product feature extraction from consumer reviews[J]. Information systems and e-business management, 2010, 8(2): 149-167.
- [42] XUE H, ZHANG F, WANG W. Implicit feature identification in Chinese reviews using explicit topic mining model[J]. Knowledge-based systems, 2015, 76(3): 166-175.
- [43] 邱云飞, 倪学峰, 邵良杉. 商品隐式评价对象提取的方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(19): 114-118.

作者贡献说明:

唐晓波: 文章总体思路、架构设计;

刘广超: 文章内容的组织和撰写。

Research Review on Fine-grained Sentiment Analysis

Tang Xiaobo^{1,2} Liu Guangchao¹

¹ School of Information Management, Wuhan University, Wuhan 430072

² Center for the Study of Information Resources, Wuhan University, Wuhan 430072

Abstract: [Purpose/significance] This paper investigates and summarizes the research progress of fine-grained sentiment analysis, discusses its key issues and key technologies, and points out future research trends. [Method/process] The evolution of coarse-grained sentiment analysis to fine-grained sentiment analysis is described from the perspective of sentiment analysis at different levels of granularity, and the techniques and methods of fine-grained sentiment analysis are classified and summarized using literature research method. [Result/conclusion] This paper summarizes two important issues in fine-grained sentiment analysis, including opinion words extraction and feature extraction. This study will help to understand the key issues and key methods of the fine-grained sentiment analysis.

Keywords: fine-grained sentiment analysis feature opinion words ontology

2017 年图书情报工作岗位培训班通知

承办：中国图书馆学会专业图书馆分会
中国科学院文献情报中心

2017 创新态势监测及动态快报编制培训班

创新态势监测及动态快报编制是战略情报研究、学科情报研究、技术及产业创新情报研究的重要基础,对于特定行业、领域、产业的长期态势跟踪,形成有积累的情报服务产品起着重要作用。

随着信息技术的应用,传统的、以个人能力水平为主的、手工作坊式的创新态势监测和动态快报编制已经不能适应时代的需要,创新态势监测及动态快报编制也由此进入了一个以团队协作为主的、基于数据和技术平台支撑的、集约化规模化生产和服务的时代。中国科学院文献情报中心通过多年的实践积累,开发出了“网络科技信息自动监测服务云平台”,目前这一平台及服务模式已在行业内得到了众多情报团队的广泛应用,成为创新态势监测及动态快报编制的重要工具。

为了进一步提升情报团队应用动态快报跟踪科技发展的能力,利用“网络科技信息自动监测服务云平台”实现团队化、集约化、规模化的创新态势监测及动态快报编制,中国科学院文献情报中心、中国图书馆学会专业图书馆分会在 2016 年成功举办 2016 创新态势监测及动态快报编制培训班的基础上,继续联合定于 2017 年 5 月 16 – 19 日在浙江省宁波市举办“2017 创新态势监测及动态快报编制培训班”培训班,相关事项如下:

一、师资力量:中科院文献情报中心、中科院武汉文献情报中心、中科院研究所级图情机构、中国医学科学院医学信息研究所等。

二、培训方式:授课 + 交流研讨 + 上机实践

三、培训内容:

第一部分:理论学习	1. 科技信息报道与情报服务 2. 科技信息动态快报的需求分析与选题 3. 科技信息动态快报编写的内容与方法 4. 科技情报编译报导
第二部分:创新态势监测及动态快报编制的基本要点	1. 动态快报的运行机制 2. 动态快报的工作流程、服务模式 3. 动态快报质量管理与评价等 4. 情报产品构建与发布 5. 动态快报典型案例 <ul style="list-style-type: none">• 学科领域科技动态监测• 科技政策动态监测• 产业发展动态监测