

引 言

情感分析,也称为观点挖掘。这一研究领域的目标是从文本中分析出人们对于实体及其属性所表达的观点、情感、评价、态度和情绪。这些实体可以是各种产品、服务、机构、个人、事件、问题或主题等。这一领域涉及的问题十分广阔,包含很多相关研究任务,例如情感分析、观点挖掘、观点分析、观点信息抽取、情感挖掘、主观性分析、倾向性分析、情绪分析以及评论挖掘。这些任务相互之间略有区别,但是都可以统一归为情感分析任务。情感分析这一术语最早出现在 Nasukawa 和 Yi(2003)中,同一年, Dave 等(2003)也提出了观点挖掘这一概念。但是,与其相关的研究却早已展开(Wiebe, 2000; Das and Chen, 2001; Tong, 2001; Morinaga et al., 2002; Pang et al., 2002; Turney, 2002)。甚至更早的一些研究工作,包括隐喻分析、情感形容词抽取、倾向性计算、主观性分析、论点和倾向性等(Wiebe, 1990, 1994; Hearst, 1992; Hatzivassiloglou and McKeown, 1997; Picard, 1997; Wiebe et al., 1999),都可以被认为是与情感分析相关的。在文本分类领域,曾有一个专利把情感、得体性、幽默以及许多其他概念看作文本的类别标签(Elkan, 2001)。由于现有情感分析的研究和应用多是针对文本数据,因此这一研究问题逐步成为自然语言处理(NLP)领域的一个重要研究方向。但是,由于其他相关研究领域的处理目标也多是集中在文本层面,例如数据挖掘、网页挖掘、信息检索等。因此,这一问题也被这些领域的研究学者广泛关注和研究。我在这一领域上的第一篇论文(Hu and Liu, 2004)就是发表在数据挖掘领域的顶级学术会议 KDD(SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining)2004 上。在这篇论文中,我们给出了基于属性的情感分析与摘要的概念与框架,同时提出了解决这一问题的一些新想法和算法。这些概念、框架和算法目前在学术研究领域和工业领域都有着广泛的应用。

许多研究者和开发者一直搞不清楚情感和观点之间的区别,也搞不清楚为什么这一领域要称为情感分析或者观点挖掘。这一点并不奇怪,因为这一领域并不是从语言学,而是从计算机科学中派生出来。在计算机科学领域中,很少有人会讨论情感和观点之间的差别。在 Merriam-Webster 词典中,情感指的是一种态度、想法,或者是感性的判断,而观点是一种论断、判断,或者称之为一种在人脑中形成的对于某一事物的评价。其实二者之间相同之处非常多,差别非常微弱。从其定义中我们可以看出,观点更多指的是一个人对于某一事物形成的具体的看法,而情感更多指的是一个人内在的某种感情。例如,句子“I am concerned about the current state of the economy”表达的是一种情感,而“I think the economy is not doing well”表达的是一种观点。在一个对话场景中,假如对方说“I am concerned about the current state of the economy”,我们就可以回答“I share your sentiment”,但是假如他说“I think the economy is not doing well”,我们就应该说“I agree/disagree with you”。第一句话中表达的情感是由第二句话中表达的观点引起的,因此这两句话中的隐含意思是相关的。反过来看,从第一句话中我们可以推理出其隐含了对于经济不看好的观点,这正是第二句话所表达的意思。其实,在绝大多数情况下,观点信息都隐含着正面的或者负面的情感,但是也有例外,例如

“I think he will go to Canada next year”。

工业界通常统一地把这一研究领域称为情感分析，但是在学术界，这一研究领域除称为情感分析外还称为观点挖掘。在本书中，我会交替地使用情感分析和观点挖掘这两个术语。观点这一术语用来整体描述情感、评价、评估、态度以及观点的相关信息(例如观点持有者和观点评价对象，规范定义请参见2.1节)；而情感这一术语用来描述观点中所蕴含的褒义或贬义的情感倾向。情感分析的目标是分析观点中所表达的或隐含的褒义或贬义的情感倾向，这种观点信息也称为正面观点或负面观点。观点类型的划分与社会心理学中的态度类型划分类似。例如，Eagly 和 Chaiken(1998, p. 1)把人们对某种特定事物喜欢或不喜欢时所产生的心理倾向称为态度。在讨论褒义和贬义情感倾向时，我们还需要考虑那些中性的情感，这种情感不包含任何倾向性。除了情感和观点之外，我们还需要熟悉感情(affect)、情绪(emotion)和心情(mood)的概念，这些也是意识的心理状态。在2.3节中，我们将深入介绍这种心理状态的自然语言表达。

观点和情感本身就传递了作者主观性的信息。因此，相较那些陈述事实的客观性句子，表达了观点和情感的句子可以称为主观性句子。但是，由于作者通常在描述事实时会不可避免地带入个人感情色彩，因此在客观性句子中，有时也蕴含作者褒义或贬义的情感。例如，“I bought the car yesterday and it broke today”和“after sleeping on the mattress for a month, a valley has formed in the middle”，这两个句子尽管都是在陈述事实，但是显然都隐含了贬义或负面的情感倾向。从中我们可以推理出作者不喜欢汽车和床垫。因此，情感分析还需要研究与分析这一类客观性句子。总之，情感分析或者观点挖掘的目标是从文本中识别出那些显式或隐式表达的褒贬观点情感，同时包括这些观点或情感所描述的对象(例如，在上面的例子中，“the car”和“the mattress”就是两个观点描述对象)。2.1节中将给出规范的定义。

尽管情感分析属于文本分析的范畴，但是在2000年之前，在语言学以及自然语言处理领域，几乎没有相关的研究工作。其中的部分原因是：在此之前很难获取用以分析和处理的包含观点信息的文本语料库。近15年，随着互联网以及社会媒体的迅猛发展，情感分析的研究也随之飞速进步。这是由于我们现在能够从网络中轻易获取大量的观点文本，这些数据对于情感分析相关研究有着重要的支撑作用。

现如今，在线社会媒体已经构建了一个极好的平台，使得所有受众在其中方便地参与、分享与交流。这也产生了一种新的分享文化。从评论和博客到YouTube、Facebook以及Twitter，人们以极大的热情加入到社会媒体当中。在这一平台上，人们可以跨越空间和时间的限制，能够毫无约束地对任何事物表达他们自己的观点和看法。同时，人们也可以轻松互联、分享信息。这一分享网络以及交互方式的改变，彻底改变了整个社会以及我们每个人的生活。根据其特点，从中也产生了两个研究领域：社交网络分析和情感分析。严格意义上讲，社交网络分析并不是一个新的研究领域，从20世纪四五十年代开始，管理学领域的研究者就开始研究社交主体(社交网络中的人)以及他们在社交网络中的交互行为和关系。过去15年，社会媒体的出现使得针对这一问题的研究爆炸式增长。相比较而言，情感分析实际上是在社会媒体之外成长起来的一个新的研究领域。

从2002年开始，针对情感分析的研究逐步增多。部分原因是：研究者可以从社会媒体上

获得大量观点信息分析研究所需的数据；此外，观点信息对于人们的动作、行为非常关键；无论是个人还是机构，当我们进行决策时，通常会寻求他人的观点意见，因此对观点信息进行分析具有十分广泛的实际意义。这也就不奇怪为什么从 2006 年之后围绕情感分析衍生的产品和公司呈爆炸式增长。一方面，这些围绕在情感分析周围的实际应用推动了这一领域的研究。另一方面，情感分析也引发了大量具有挑战性且十分有趣的研究问题，这些问题在之前的研究中都是从未涉及和解决的。在本书中，我将系统地介绍和讨论这些研究问题，同时也给出一些目前针对这些问题的最好的解决方法。

由于社会媒体的核心功能是让人们自由地表达他们的观点与意见，情感分析自然成为社交媒体研究的核心问题之一。众所周知，情感分析是从社交媒体中挖掘、分析信息的必备技术之一。一种观点认为，社交媒体分析就是以情感分析为中心的数据分析。这是由于社交媒体中的信息挖掘往往是挖掘人们经常讨论的以及表达了观点的事物。这恰恰就是情感分析的核心任务。甚至我们可以认为，在社交媒体中，那些人们不怎么去讨论、评价的主题、事件以及个人往往是不怎么有价值的。在自然人类社会中，实际情况也是这样。那些能够触发我们内心情感或情绪，并促使我们对其进行评价和表达出观点的事物往往是十分重要的。

3

除了主题与该主题相关的观点信息之外，社交媒体还需要分析参与到社会媒体的用户。由于一个用户在社交媒体中发布的帖子往往体现了其关注的主题信息以及观点喜好，这些主题与观点信息的分布情况是这个用户在自然世界中的兴趣描述，因此我们可以根据这些信息生成一个用户的情感画像。这些对用户的兴趣刻画在很多应用中都是十分有用的。例如，产品推荐、服务推荐以及政治选举预测等。除此之外，在社交媒体中，用户不仅仅是发布帖子，还与其他用户就某些问题进行讨论、辩论。在这一过程中也包含了大量的情感信息，例如支持、反对（或主张）。对这些信息进行挖掘与分析也是十分重要的。例如，容易引起争论的社会、政治事件、反对方的观点与意见都可以被用来构造政治话题或者预测政治选举结果。

由于情感信息在社交媒体中的重要性，一些水军会在一些社交媒体中发布虚假的评论和观点，以达到提升某款产品、服务甚至传播价值观的目的。检测这些虚假评论和观点是十分重要的，同时也极具挑战性，这为研究界和工业界提供了丰沃的创新土壤。

尽管情感分析起源于计算机科学领域，但是由于其在商业界乃至整个社会的重要作用，近些年，越来越多来自于管理学、社会学领域的学者开始这方面的研究。因此，针对情感分析的研究不仅仅能够提升自然语言处理的水平，同时对于推进管理学、政治学、经济学，乃至与消费者评价信息、普通大众的观点信息相关的所有领域的发展，都有着重要作用。不难想象，对社交媒体进行情感分析将对这些领域的研究方向以及产品应用产生深远的影响。本书将对这一重要且有趣的研究问题进行深入浅出的论述，同时也对这一领域的最新的、具有代表性的方法进行系统的介绍。

1.1 情感分析应用

观点信息对于商家和厂家来说都是十分重要的，他们往往想及时知道消费者及公众对其产品和服务的评价和喜好。地方政府和联邦政府也想知道公众对于已有政策和即将推出政策的观点和看法。通过这些观点信息的及时反馈，相关政府决策者能够迅速反应并做出调整，以适应

4 整个社会、经济和政治环境的快速变化。在国际政治中，各国政府都试图监控其他国家的社交媒体，目标是挖掘与发现这些国家中出现的重大事件及公众对于区域、国际的重大事务和事件的观点倾向。这些信息对于外交、国际关系以及经济决策制定是非常有用的。除此之外，一般民众在进行决策之前，也想知道其他人对于自己所购买产品、服务和被选举人的观点评价信息，以辅助自己做出决定。

以前，当一个人想听取别人的观点时，往往求助于自己的朋友和家人。当一个机构或者一个销售者想获取公众对某一事件或商品的看法时，他们往往采取调查问卷、民意测验和分组座谈等方法获取信息。当一个政府想知道在其他国家发生的重大事件时，他们往往对目标国家的传统媒体（例如报纸、广播和电视等）进行监控，甚至采用间谍方式搜集重要信息。对这些重要信息进行自动获取与分析，从市场调研、公众关系和政治竞选等商业领域角度来说，有着巨大的业务需求。

如今，无论个人、企业、机构还是政府部门，都逐步开始利用社交媒体上的信息辅助决策制定。当一个人想买一款商品时，他或她不再仅仅求助于家人和朋友给出参考意见，而是从互联网中获取大量的针对这款产品的评价、讨论等信息。对于一个机构来说，不必只通过调查问卷、民意测验和分组座谈等方法获取公众对这个机构所生产的产品或所提供的服务的评价，而是直接从互联网上就可以获取大量这样的信息。同样，对于一个政府来说，可以很轻松地获取公众对其所制定政策的反馈，同时也可以通过对其他国家社会媒体的监控，自动悉知该国家所发生的重大事件。

近些年，在社交媒体中发表倾向性的观点，并用其树立企业形象、引导公众舆论的例子层出不穷，这对我们的社会和政治生活产生了重大的影响。例如，在2011年开始的阿拉伯之春运动中，社交媒体中出现了大量包含倾向性观点的帖子，对区域政治格局变化产生重大的影响。但是，由于网站的多样性，在互联网中找到这些表达观点信息的网站，对其进行监控，并从中抽取有用的信息不是一件容易的事情。从大量的长博客、论坛中获取大量的观点内容十分困难。靠人工方式在这些网站上阅读每一条帖子，并从中抽取、总结出有用的观点信息极不现实。在这种情况下，观点信息的自动抽取与分析就十分必要。

对于许多机构来说，包含观点信息的文档不仅可以从网络中（外部资源）获取，也可以从大量内部数据中获取，例如：从电邮以及呼叫中心获取的用户反馈数据，内部生成的调研报告等。分析内部和外部这两种来源的数据都是十分重要的，从中能够梳理出针对关键产品和服务的消费者评价摘要。

5 近些年，几乎所有领域都出现了有关情感分析的应用与产品。从消费产品到健康医疗，再到旅游、医院、金融服务、社会事件乃至政治选举，都能看到情感分析相关产品的实际落地。许多公司，包括初创小微企业、成熟的大企业，都试图或者已经开始构建自己的情感分析系统和相关应用，例如 Google、Microsoft、HP、Amazon、eBay、SAS、Oracle、Adobe、Bloomberg 和 SAP 等。我自己也曾开发过一套情感分析系统——Opinion Parser，涉及 40 多个领域和主题，包括：汽车、手机、耳机、打印机、冰箱、洗衣机、炉子、蓝光光碟、笔记本电脑、家庭影院、电视剧、电子书、GPS、LCD 显示器、减肥产品、头发护理产品、咖啡机、床垫、油漆、旅游、餐馆、酒店、化妆品、流行用品、药物、软饮料、啤酒、白酒、电影、视频编辑软件、财

务软件、搜索引擎、健康保险、银行、投资、绿色技术、新电影票房预测、夏季奥林匹克运动会投标、政府选举、总统选举、2008~2009年金融危机时期的公众情绪等。

除了工业界对于情感分析这一技术非常关注之外，在政府机构中，情感分析也得到了大量的应用。在国内，政府常常通过监控社交媒体来发现公众的情绪变化以及反对党的意见。现如今，社交媒体已经成为大众向政府表达声音的一个最主要的渠道，通过这一渠道，可以对政府人员的腐败、性丑闻以及所有违规行为进行曝光。在日常生活中，社交媒体也是曝光负面事件的一个最快且有效的途径。微博是中国最大的在线社交媒体。许多针对商业领域的微博监控工具已经被开发出来，这其中的核心技术就是情感分析。在国外，政府构建了智能系统，对其他国家的社交媒体进行监控，从中挖掘出重点事物和事件，通过分析得到该国大众对于这些重点事物和事件的看法和观点。

除了实际的系统和应用，近些年，有关情感分析的研究论文也不断发表。例如，一些学者利用情感数据来预测一部新电影的票房。Mishne 和 Glance(2006)的研究成果表明，对于票房预测来说，利用褒义的评价信息比简单的关键词特征更加有效。Sadikov 等(2009)也将情感信息和传统特征相结合进行票房预测，也得出了相同的结论。Liu 等(2007)给出了一种利用情感信息进行票房预测的方法。这一方法包含两个步骤。第一步：只利用电影评论中的情感词构建一个基于概率隐含语义分析(Probabilistic Latent Semantic Analysis, PLSA)(Hofmann, 1999)的主题模型。这里情感词也被称为观点词，指的是在语言中那些表达了说话者满意或者不满意状态的词语。例如，good、great、beautiful 是褒义词；bad、awful、dreadful 是贬义词。第二步：构建一个自回归模型，利用过去几天的票房以及从影评中抽取的基于情感的主题信息预测未来的票房走势。Asur 和 Huberman(2010)也采用类似的方法预测电影票房，不同的是，他们通过统计 Twitter 中提及该电影推文(tweet)的多少以及推文中的情感的分布作为特征，构建预测模型。Joshi 等(2010)利用影评文本结合电影本身的属性信息预测电影票房。我多年之前的研究也曾利用推文中的情感信息进行电影票房的预测，我们发现这种方法虽然简单，但是效果却比较精准。我们直接将开发的 Opinion Parser 系统应用于电影评论文本，不需要使用太多复杂的模型和方法，Opinion Parser 就能够从中抽取出褒义的评论和贬义的评论，从而判断用户的观影意图。

6

在政治选举方面，已经有一些学者针对公众观点的情感分析问题展开了研究。例如，O' Conner 等(2010)简单地通过对文本中的褒义词和贬义词计数来确定当前文本的情感得分，结果发现这一情感得分与总统选举、政治选举投票、消费信用调查等趋势、走向相当吻合。Birmingham 和 Smeaton(2011)把 Twitter 中推文的数目、表达褒义和贬义的推文作为独立变量，投票结果作为非独立变量，从而构建线性回归模型来预测选举结果。Chung 和 Mustafaraj(2011)与 Gayo-Avello 等(2011)对于现有利用 Twitter 数据进行选举预测的方法的不足进行了讨论，其中一项就是由于不精准的情感分析所导致的。Diakopoulos 和 Shamma(2010)与 Sang 和 Bos(2012)利用在推文上的人工情感标注结果进行选举预测。Tumasjan 等(2010)的研究成果表明：在 Twitter 上，简单地提到某一个党派对于选举结果预测都是一个非常好的特征。还有一些其他的相关工作，例如：Yano 和 Smith(2010)对政治博客的回帖量进行预测；Chen 等(2010)对政治观点进行研究；Khoo 等(2012)对有关经济政策和政治人物新闻报道中的观点情感进行分析。

情感分析的另一个应用领域是股票市场预测。Das 和 Chen(2007)对股票交易信息帖子中的观点信息进行识别,将每个帖子分成如下三类:看涨的(褒义倾向)、看跌的(贬义倾向)和中性的(既不看涨也不看跌)。识别打分结果被用来预测摩根斯坦利高科技指数。Zhang 等(2010)针对 Twitter 数据识别其中所包含的褒义的和贬义的观点信息,用来预测股票市场指数的走向,例如道琼斯、S&P 500 和纳斯达克指数。他们的研究成果表明:在 Twitter 中,当公众的情绪指数非常高时,通常表达的是企盼、恐惧、担忧的情绪,这时道琼斯指数第二天往往会下跌。当公众没有表达企盼、恐惧、担忧的情绪时,道琼斯指数第二天往往会上升。同样,Bollen 等(2011)利用 Twitter 上的公众情绪变化对道琼斯工业平均(DJIA)指数的走向进行预测。他们对于推文的文本进行分析,并从中抽取六种情绪:平静、警觉、肯定、有生机的、宽容和高兴,然后分析这六种情绪与 DJIA 指数的相关性并预测之后 DJIA 指数的变化。他们的研究表明:考虑部分类型的情绪变化,如平静和高兴,能够显著提升传统股票预测模型的精度,但是其他四种情绪变化对于股票预测没有影响。Bar-Haim 等(2011)的进一步工作没有把 Twitter 上每篇推文都一视同仁,他们在 Twitter 中识别出过去对于牛市和熊市预测比较准确的专家,这些专家被作为特征用以训练股票价格预测模型。Feldman 等(2011)对股票相关文章的情感分析方法进行了有针对性的调研。Zhang 和 Skiena(2010)利用博客和文章中的情感信息进行交易策略设计。Si 等(2013)将基于主题的情感时间变化序列与指数时间变化序列相融合,基于向量自回归模型,预测 S&P 100 指数每天的变化趋势。他们所构建的基于主题信息的情感分析系统,首先利用基于非参数主题模型识别每天与股票有关的主题信息,其次计算人们对于这些主题信息的情感倾向得分。

除了在上述三个方面的应用上的研究之外,目前在其他相关应用方面也有很多研究成果被发表出来。例如,McGlohon 等(2010)通过分析产品评论,对产品和卖家进行排序。Hong 和 Skiena(2010)对于国家橄榄球联盟博彩下注线与公众在 Twitter 以及博客上持有的观点信息之间的关系进行分析与研究。Miller 等(2011)对于社交网络中的情绪流动与传播进行了研究。Mohammad 和 Yang(2011)对于男性的情感表达进行了研究,试图挖掘男性与女性在情感维度的差别。Mohammad(2011)还对小说和神话故事中的情绪进行了分析与追踪。Sakunkoo 和 Sakunkoo(2009)研究了在线书评的社会影响。Groh 和 Hauffa(2011)利用情感分析来描绘社会关系。Castellanos 等(2011)对已有通用情感分析系统和一些实际应用案例进行了介绍。

1.2 情感分析研究

面对情感分析,尽管各种实际需求给研究提供了强大的驱动力,但是仅仅依靠应用本身很难引起学术界的研究兴趣,研究者们需要具有挑战性的技术问题。然而,情感分析这一领域就包含了大量具有挑战性的技术任务,一些任务无论自然语言处理领域还是语言学领域都是首次遇到。正是因为这些创新性的问题与实际应用紧密结合,同时研究所需的数据资源能从社会媒体中大量获取,情感分析这一任务吸引了大量研究者进行研究。从 2000 年开始,情感分析相关领域快速成长,已经成为自然语言处理、数据挖掘和网络挖掘等领域内最活跃的研究问题,同时在管理学领域内也被广泛研究(Hu et al., 2006; Archak et al., 2007; Das and Chen, 2007; Dellarocas et al., 2007; Ghose et al., 2007; Park et al., 2007; Chen and Xie, 2008)。尽管如此,不同领域的学者所关注的问题以及研究问题的角度不尽相同。例如,在管理学领域,学者们常常关注消费者的观点信息对于商业销售有什么影响,如何利用这些观点信息提升

商业销售；而自然语言处理和数据挖掘领域内的学者的研究目标往往是设计一套有效的算法和模型，使其能够从自然语言文本中抽取观点信息，形成合适的文本摘要。

从自然语言处理的角度看，情感分析的任务就是识别人们谈论的主题以及针对主题所表达出来的观点倾向。因此，它常被看成一个语义分析任务的子问题。在后面几个小节中，我对本书涉及的几个关键研究问题进行简要介绍，同时介绍与情感分析和自然语言处理领域传统问题相结合的几个重要问题。

8

1.2.1 针对不同文本颗粒度的情感分析研究

根据所处理文本的颗粒度，情感分析研究可以划为三个级别：篇章级、句子级和属性级。下面进行简要介绍。

篇章级。篇章级情感分析的目标是判别整篇文档表达了褒义倾向还是贬义倾向(Pang et al., 2002; Turney, 2002)。这一任务也称为篇章级情感分类。例如一篇商品评论，系统需要判别出这篇评论对于目标商品总体上持褒义的情感倾向还是贬义的情感倾向。这一任务的基本假设是认为一篇文档只对一个实体(例如，一个商品或者服务)进行了评价。这种假设与实际情况显然是不相符合的。在现实中，很多文档内都会同时对多个实体进行了评价或比较。因此，我们需要对目标文档进行更细粒度的情感分析。在第3章，我们将详细介绍篇章级情感分析。

句子级。句子级情感分析任务是判别一个句子是否表达了褒义、贬义或者中性的情感。这里注意，中性情感往往意味着没有表达任何观点。这一级别的情感分析与主客观分类任务十分相关(Wiebe et al., 1999)。主客观分类任务就是判别一句话陈述的是事实性信息(客观句)还是表达了主观性信息(主观句)。但是句子是主观句不等于该句就是情感句或观点句，如我们前面所说的，一些客观句中也可能常常隐含了观点信息。例如：“We bought the car last month and the windshield wiper has fallen off.”相反，主观句中也可能不包含任何观点。例如：“I think he went home after lunch.”在第4章，我们将详细介绍句子级情感分析。

属性级。无论篇章级还是句子级情感分析，都无法确切知道用户到底喜欢或者不喜欢的是什么东西。换句话说，这两个级别的分析方法都无法获取观点评价的对象。例如，如果我们仅仅知道“I like iPhone 5”中含有褒义的情感，这对于实际应用显然是不够的，我们更需要知道用户对 iPhone 5 表达了褒义的情感。句子级情感分析假设：如果认为一个句子中含有褒义的观点，则认为用户对于这个句子中的所有提到的事物都表达了褒义的观点。这显然是不合理的，因为一个句子中可能包含多个不同情感倾向的观点。例如“Apple is doing very well in this poor economy”，很难说这句话应该被分成褒义情感还是贬义情感，因为在句子中用户赞扬了 Apple 公司，但是吐槽了经济。为了得到更细粒度的分析结果，我们需要属性级的情感分析。更早的时候也称为要素级，如要素级观点挖掘和摘要(Hu and Liu, 2004; Liu, 2010)，现在称为属性级情感分析。属性级情感分析直接关注的是观点以及观点的目标(称为观点评价对象)，而不是篇章、段落、句子、从句和短语等语言单元。对于我们来说，重视观点评价对象的抽取与分析能够更好地理解情感分析这一问题。让我们看一个例子：“Although the service is not great, I still love this restaurant.”很明显，这个句子表达了褒义的情感倾向，但是我们很难说整句话都

9

表达了褒义的情感倾向。我们只能说评论者在这句话中对于 restaurant 表达了褒义情感倾向，但对于 service 表达了贬义的情感倾向。如果一个对于 service 看重的读者，看到这句评论后，估计不会去这家餐馆用餐了。在实际应用中，观点评价对象(在前面的例子中，如 restaurant 和 service)通常是一个实体(如 restaurant)或者该实体的属性(如 service)。所以，属性级情感分析的目标是挖掘与发现评论在实体及其属性上的观点信息。基于这样的分析，就能够生成有关目标实体及其属性的观点摘要。在第5、6章，我们将详细介绍属性级情感分析。这里需要注意一点，在许多实际应用中，用户有时只关注发表在实体上的观点信息。在这种情况下，情感分析系统可以忽略掉所挖掘出的有关实体属性的观点信息。属性级情感分析在实际系统中有很强的应用需求，在工业界，几乎所有的情感分析系统都是在这个级别上进行分析。

除了按照文本颗粒度对于情感分析进行划分之外，我们还可以根据观点类型的不同将其划分为常规型观点和比较型观点(Jindal and Liu, 2006b)。

- 常规型观点通常针对一个目标实体或者其属性表达情感倾向。例如在“Coke tastes very good”这句话中，评论者对于“Coke”表达了褒义的情感倾向。这是最常见、标准的观点类型。
- 比较型观点比较多个实体的共同属性。例如在“Coke tastes better than Pepsi”这句评论中，评论者将“Coke”与“Pepsi”在“taste”(属性)方面进行了比较，其中更喜欢“Coke”(见第8章)。

基于上述这些基础任务，研究者继续探索了观点摘要和观点检索任务，我们将在第9章对其进行详细介绍。

1.2.2 情感词典及其问题

毋庸置疑的是，承载情感信息最重要的基本单元是情感词，也称为观点词。例如 good、wonderful、amazing 等都是褒义情感词，bad、poor、terrible 等都是贬义情感词。除了单词之外，情感词也包括短语和成语，例如“cost an arm and a leg”。我们把这样的情感词的集合称为情感词典(或者观点词典)，其对于情感分析非常有用。近些年，研究者已经设计了许多算法用以构建情感词典。我们将在第7章详细介绍情感词典构建算法。

尽管情感词和情感短语十分重要，但是仅仅依靠它们对于构建精准的情感分析系统远远不够。问题是多方面的，下面我们对几个关键问题进行简要介绍：

1. 一个情感词的倾向性会随着其应用领域以及其所在上下文的变化而变化。这里情感词倾向包括褒义、贬义和中性。suck 这个单词通常情况下表示贬义的情感倾向，例如，“This camera sucks”。但是在句子“This vacuum cleaner really sucks”中，suck 隐含了褒义的情感倾向。所以，我们认为情感词的情感倾向是依赖于领域的，甚至依赖于文本上下文的。
2. 一个句子中即使出现了情感词，这个句子也不一定会表达任何情感。这一现象非常普遍。疑问句和条件句就是两种典型的例子。例如：“Can you tell me which Sony camera is good?”以及“If I can find a good camera in the shop, I will buy it”。这两句话中都出现了情感词 good，但是这两个句子对 camera 都没有表达出任何情感倾向。但是，这不等于

说所有的条件句和疑问句都不表达情感信息。例如：“Does anyone know how to repair this terrible printer?” 以及 “If you are looking for a good car, get a Ford Focus”。我们将在第4章中详细讨论这两种句型。

3. 讽刺句是一种很难处理的句式，无论其中是否出现情感词。例如：“What a great car! It stopped working in two days.” 在商品评论中，讽刺句不经常出现，但是在政治问题的讨论文本中却十分常见。这也是有关政治的观点信息非常难处理的原因。同样，我们将在第4章进行详细讨论。
4. 许多情况下，一个句子中可能不会出现任何情感词，这种句子一般都在陈述事实，但是这些句子依然可能隐含了作者的观点。例如在 “This washer uses a lot of water” 这句话中，作者认为这台 washer 太耗水了，隐晦地表达了贬义的情感。再如 “After sleeping on the mattress for two days, a valley has formed in the middle” 这句话，对于 mattress 的质量表达了贬义的情感。这句话很容易被误判为一个陈述句，因为这句话表面上在陈述一个事实，然而 valley 是一个隐喻。上述的两个例子中都没有出现任何情感词，但是我们很容易发现它们都表达了对于某些事物贬义的情感倾向。

上述的几点概要地给出了基于情感词典的情感分析的主要挑战。由于篇幅的限制，实际上还有很多问题和困难在这里没有给出。我们将在第7章详细讨论。

1.2.3 辩论与评论分析

在社会媒体中，有两种类型的文本：(1)单一型帖子，例如评论和博客，通常参与者只有一个；(2)在线对话，例如辩论和讨论。在线对话相对于单一型帖子而言，具有交互性，通常有两个或多个参与者在其中进行互动。在线对话过程中，包含了丰富的观点信息。除了前面所说的褒义的、贬义的和中性的情感之外，还包含支持、反对(或争论)等现象，这也被看作一种交互形式的情感或观点。进而，由于其具有交互性，我们需要特别分析。例如，我们需要自动发现在辩论过程中每一方的立场，把参与者进行归类，挖掘支持和反对的观点，发现争论的焦点以及争论的核心问题(Mukherjee and Liu, 2012)。由于在辩论和讨论过程中，辩论双方都试图通过观点交换以及理性推演达到一些共同目标。因此，我们可以试图判别参与的每一方的真实意图是真的想交换想法，或只是为了展现个人那些自以为是的论调。这些研究对于社会学家(例如政治和人类交际方式的研究)非常有用(Mukherjee et al., 2013)。

[11]

点评是人们针对已发表的文章(例如新闻文本、博客以及评论等)、视频、图片或者音乐所发表的看法和观点。它们通常既包含了单一型帖子，也有对话的形式。通过观察网络文章点评帖子，我们看到点评包含好几种类型，例如：文章的点评，针对文章作者或其他读者的问题，对于问题的回答，以及读者之间、读者与作者之间就某个问题的讨论。在第10章，我们将详细介绍这一部分内容。

1.2.4 意图挖掘

意图就是一个人或者一群人试图遵循的行动步骤。从社会媒体中挖掘用户意图具有很强的应用需求，例如产品推荐和政治选举支持者发现等。尽管意图与情感是两个不同的概念，但是它们有许多相关点。第一，在一个含有意图倾向的句子中，作者通常会表达对于某一事物或实

体的情感或情绪,例如在“I am dying to see Life of Pi”这句话中,作者的意图透过表达情绪而展现。第二,当一个人非常想得到某一东西的时候,他通常会对这个东西表达褒义的情感,例如从“I want to buy an iPhone 5”这句话中,我们不难看出作者对于 iPhone 5 有着良好的印象。从这两个例子中,我们可以归纳出另一种情感类型:愿望。上面这两个例子都表达了正面的愿望。第三,有一些观点是通过描述意图的方式表达出来的,例如“I want to throw this camera out of the window”和“I am going to return this camera to the shop”。尽管如此,迄今为止,用户意图挖掘这一任务仍然没有引起学术圈太多的关注。但是我认为它对于实际应用来说是十分必要的。在第 11 章,我们将介绍意图挖掘的相关问题,同时给出一种基于迁移学习的意图挖掘算法(Chen et al., 2013)。

1.2.5 垃圾观点检测与评论质量

12 社会媒体的一个关键特点就是允许每个人在任何时间、任何地点以匿名的方式自由地表达自己的想法和观点,而不必害怕自己的真正身份被泄露,也不必担心这些言论会让自己招致麻烦。尽管这些观点和想法对于很多应用来说十分有价值,但是这种匿名的方式是有代价的。这种代价就是使得那些存有不良目的或隐藏企图的人可以通过发表虚假评论的方式欺骗情感分析系统,对某种产品、服务、机构和个人进行蓄意的夸奖或贬低,而不必暴露其真正的目的。这种发表虚假评论的个体被称为垃圾观点发布者(opinion spammer),这种行为被称为垃圾观点发布(opinion spamming)(Jindal and Liu, 2007, 2008)。

垃圾观点已经成为社会媒体的一个重要问题。不仅仅是个体用户在各种论坛和评论网站上编写垃圾观点,就连一些商业公司为了其商业上的需求也主动为他们的客户发表不实的、虚假的垃圾观点信息。靠垃圾观点获得高额回报的案例已经被多次报道(Streitfeld, August 25, 2012; Harmon, February 14, 2004; Streitfeld, January 26, 2012; Kost, September 15, 2012)。因此,为了保证网络来源观点信息的可信度,从大量评论文本中检测出这种虚假的垃圾观点信息十分必要。不同于之前提到的观点情感的判别,垃圾观点检测需要对用户行为进行分析,因此它不仅仅是一个自然语言处理问题,也是一个数据挖掘问题。目前,除了学术界,很多评论网站已经开始在他们的评论数据中进行垃圾观点信息检测与过滤,例如 Yelp.com 和 Dianping.com。第 12 章将介绍这一问题以及现在最新的检测算法。

与之相关的一个任务是网络评论质量与效果评估。这个任务的目标是把那些高质量的用户评论识别出来,并把它们展现在网页比较靠前的位置。这样的话,用户就能够首先读到这些评论文本,使用户得到的有用信息最大化。相关的方法我们将在第 13 章进行介绍。

在本节结束之前,必须提到下面几本有关观点挖掘和情感分析的专著或者综述:Shanahan 等(2006)、Pang 和 Lee(2008)、Liu(2012)以及 Cambria 和 Hussain(2012)。这四本书对于我写成本书提供了非常好的素材和参考。在前两本书出版之后,这一领域又有了一些重要进展。研究者对于任务定义、问题划分以及核心问题又有了更深层次的理解,同时也提出了一些新的方法和模型,相关研究向深度和广度持续挺进。早期的研究工作主要集中在篇章级、句子级的情感或者主客观分类,这对于实际应用是远远不够的。在实际系统中,往往需要的是属性级的情感分析。尽管第三本书(作者也是我)比较新,但是仅仅是一篇研究综述。第四本书主要关注如何利用常识辅助观点挖掘。相比较而言,本书内容更加全面和翔实。首先,本书介绍了情感

分析领域很多重要的算法，有兴趣的读者可以根据本书介绍的这些算法很容易地搭建一个情感分析系统。第二，本书不仅介绍了针对单一型（或独立）帖子的分析方法，还涵盖了针对交互式社交媒体（例如辩论和评论）以及用户意图的分析与处理方法。加入这些方面的介绍极大地扩展了这个领域的研究范围，也使得本书内容更加全面。

13

1.3 情感分析是个迷你自然语言处理任务

通常情感分析被看作自然语言处理的一个子领域。但是，过去 15 年的研究成果表明：情感分析不仅仅是一个子领域，它对于自然语言处理研究有着重要的扩展，引入了很多之前从未涉及和考虑过的有挑战性的研究问题。我们可以把它看成自然语言处理的一个迷你版本或者一个特别形式。自然语言处理中的每一个子问题，在情感分析中都会遇到，反之亦然。这是由于情感分析涉及了自然语言处理几乎所有的核心问题，例如：词汇语义、指代消解、词义消歧、篇章分析、信息抽取以及语义分析等。在后面的章节中，我会介绍相关的自然语言处理方法，主要是如何利用这些方法处理情感分析问题。从这个角度讲，情感分析为所有的自然语言处理研究者提供了一个良好的平台，在这个平台上，研究者可以做出一些实际的、热点的前沿工作，并在学术界和工业界产生巨大影响。显然，解决一个自然语言处理的简化版本的问题还是可以预期的。相对来说，在这个简化问题上做出大的成果、取得显著进展也相对容易。自然语言处理其他领域的研究者切入这个领域也非常容易，他们不需要改变原来的研究方向，甚至只需要将原来处理的语料更换为观点信息相关语料即可。

总之，情感分析是一个语义分析问题。但是相较传统语义分析，情感分析更加聚焦和限定范围，即不需要“理解”句子或篇章中的全部语义信息，只需要理解与情感观点有关的语义内容，例如：褒义和贬义的观点以及这些观点所描述的对象。由于情感分析具有这些特点，使得它不能简单地直接运用通用自然语言处理方法，需要加入更深层次的语言理解和分析。通用的自然语言处理方法由于需要考虑多个方面的复杂问题，很难对情感这样的特定目标进行精准的分析与处理。尽管达到通用的自然语言理解离我们还很遥远，但是随着自然语言处理不同领域研究者的共同努力，我相信还是有可能解决情感分析这一特定任务的。同时，透过这一任务，我们对于通用的自然语言处理也会有更加深刻的理解。

通过本书，我希望自然语言处理其他领域的研究者在研究自身领域问题的同时，能够分析处理一下情感分析领域的的数据，这样没准对于直接或者间接地解决情感分析问题有所帮助。

1.4 本书撰写方式

在本书中，我们对情感分析这个全新的主题进行探索和讨论。尽管本书处理的是自然语言文本，称为非结构化数据，但是我们将以一种结构化的撰写方式来写本书。第 2 章将对情感分析问题的定义进行形式化的说明。这样读者可以了解情感分析问题的整体框架。在定义中，我们将介绍情感分析都包含哪些任务。我也将介绍针对每一个任务的现有解决方法。本书不仅仅介绍一些学术研究的概念，更重要的是会从实际应用的角度介绍其中所包含的技术，使得读者在现实中能够学以致用。这些实战经验是根据我多年研究、提供技术咨询以及个人创业的经历总结得到的。在本书中，当我提到某个实际系统时，为了保证真实性，我会直接说明所提及系统的公司和名称。

14

尽管我试图在本书中将情感分析这一领域的所有主要思想和技术都进行介绍，但是这显然是个不可能完成的任务。在过去十年间，有大量针对情感分析任务的论文被发表(也许超过了2000篇)。其中大部分论文是发表在自然语言处理领域的会议和期刊上，同时也有相当多的论文在相关领域发表，包括数据挖掘、网络挖掘、机器学习、信息抽取、信息检索、电子商务、管理学等其他领域。在本书中介绍每一篇论文显然是不可能的。如果一些优秀的工作在这本书中没有被提及，我要说声抱歉。

最后，如前所述，现在很多方法都是利用机器学习、数据挖掘领域的方法，结合自然语言处理得到的句法、语义特征，来解决情感分析问题。如果读者具有以下领域的知识或者阅读过以下书籍，将对阅读本书很有帮助：自然语言处理(Manning and Schutze, 1999; Indurkha and Damerau, 2010)，机器学习(Mitchell, 1997; Bishop, 2006)，数据挖掘(Tan et al., 2005; Liu, 2006, 2011; Han et al., 2011)，信息检索(Manning et al., 2008)。

15

