

東南大學
硕士学位论文

基于依存句法分析的中文评价对象抽取
和情感倾向性分析

专业 名称: 计算机技术

研究生姓名: _____

导师 姓名: _____

CHINESE OPINION TARGET EXTRACTION AND ORIENTATION ANALYSIS BASED ON SYNTACTIC DEPENDENCIES

A Thesis Submitted to
Southeast University
For the Academic Degree of Master of Engineering

BY

Supervised by

School of Computer Science and Engineering
Southeast University
April 1, 2016

东南大学学位论文独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得东南大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

论文作者签名：_____日期：_____

东南大学学位论文使用授权声明

东南大学、中国科学技术信息研究所、国家图书馆有权保留本人所送交学位论文的复印件和电子文档，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。本人电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。除在保密期内的保密论文外，允许论文被查阅和借阅，可以公布（包括刊登）论文的全部或部分内容。论文的公布（包括刊登）授权东南大学研究生院办理。

论文作者签名：_____导师签名：_____日期：_____

摘要

随着互联网的发展，包含有观点和评论的文本大量涌现。人们一方面浏览别人发表的评论，一方面不停地分享自己对于某些人或物的观点和情感。情感分析能够从互联网上的评论文本中挖掘出群体性的观点，这对于经济发展、政治决策和个体行为都有着极其重要的指引作用。情感分析分为粗粒度和细粒度两种，目前粗粒度情感分析取得了不错的效果，而细粒度情感分析的效果依旧不理想。

评价对象抽取和情感倾向性分析是细粒度情感分析的一个重要的子任务。其中，评价对象抽取是该任务性能提高的瓶颈。针对评价对象抽取主要有四种方法，分别是基于寻找频繁出现的名词和名词短语的抽取方法，利用观点和评价对象的关系进行抽取的方法，使用有监督学习进行抽取的方法，使用主题模型进行抽取的方法。目前很多使用依存句法分析抽取评价对象的方法往往难以精准地抽取出观点词真正关联的评价对象，尤其是评价对象与观点词不在同一句中的时候。针对该问题，本文在利用中文评论句子中词汇间依存关系进行情感分析的基础上，进行了一些有益的探索。论文的主要工作如下：

- (1) 在现有词典的基础上，构建用于情感分析的情感词典，包括：正面情绪词典、负面情绪词典、正面评价词典、负面评价词典、观点引述词典、虚拟语气词典、转折词典、名词性情感词典等。这些词典主要用于处理评价句中无用成分或只是表达想法、意愿的非评价句对情感分析的干扰，提供语义规则和倾向性分析需要的词库支持。
- (2) 在依存句法分析的基础上，利用语义角色标注，添加了一系列的抽取规则进行情感分析。同时使用了定中短语（定语和中心语组成的短语）替换通常的名词短语抽取出候选评价对象，用以提高评价对象和观点词的抽取精确度。这些规则主要考虑了中文语义知识、常用句式等对情感分析的影响。实验结果表明，在 NLP&CC 2013 的微博评测语料上，添加语义规则的基于依存句法分析的方法，能够显著提高评价对象的抽取性能。
- (3) 提出一种评价对象搜索方法，用于改善在只抽取出代词或句法关系中无评价对象的情况下，搜索上下文中真正的评价对象的精确度。该方法主要结合了词义和词语相似度计算算法，缩小了上下文中潜在评价对象的搜索范围。实验结果表明，该方法确实在一定范围内提高了评价对象的抽取精度。

关键词：依存句法分析，评价对象抽取，倾向性分析，抽取规则

Abstract

With the development of the Internet, a large number of texts with opinions and comments appear on the Internet. On the one hand, people browse in other people's comments, on the other hand they share their views on some people or things continually. Sentiment analysis can mine the group view from comment texts on the Internet, so it plays an important guidance role for economic development, political decisions and individual behaviors. Sentiment analysis consists of coarse granularity and fine granularity. Current coarse-grained analysis has achieved good results. However, the effect of the fine-grained sentiment analysis is still not ideal.

Opinion target extraction and orientation analysis is one of the most important subtasks of the fine-grained sentiment analysis. And opinion target extraction has been a bottleneck restricting the performance of the task. There are four main methods to extract opinion targets, including extraction based on frequent nouns and noun phrases, extraction by exploiting opinion and target relations, extraction using supervised learning, extraction using topic modeling. Many current methods that exploit opinion and target relations can hardly extract opinion targets accurately to which the opinion words are related, especially opinion targets and opinion words are not in the same sentence. Aiming at the problem, based on using syntactic dependencies between words in the Chinese comment text, some useful exploration is carried out in this thesis. Our major work is as follows:

- (1) On the basis of the existing dictionaries, sentiment dictionaries are built for sentiment analysis such as Positive Emotion Dictionary, Negative Emotion Dictionary, Positive Opinion Dictionary, Negative Opinion Dictionary, Opinion Statement Dictionary, Subjunctive Mood Dictionary, Adversative Dictionary, Noun Sentiment Dictionary and so on. These dictionaries are mainly used to deal with interference to sentiment analysis from useless components or non-opinion sentences which just express thoughts or wishes, provide dictionaries to semantic rules and orientation analysis.
- (2) Based on syntactic dependencies, semantic role annotations and some semantic rules are introduced into sentiment analysis. And attribute-head phrases are used to replace common noun phrases to extract candidate opinion targets. It's supposed to improve the precision of opinion targets and opinion words extraction. These rules mainly consider the effect of Chinese semantic knowledge and common sentence patterns to sentiment analysis. The experimental results show that in the NLP&CC 2013 micro-blog evaluation corpus, the method with semantic rules improve the performance significantly.
- (3) An opinion target searching method is proposed, which is used to improve the precision of practical opinion target search when the system only extract pronouns or opinion target is not found in syntactic dependencies. With combination of lexical meaning and word similarity computation algorithm, the approach reduces the search range of potential opinion targets in the context. The experimental results show that the method can improve the search precision of opinion targets.

Key Words: Syntactic Dependency, Opinion Target Extraction, Orientation Analysis, Extraction Rules

目录

摘要	I
Abstract	III
目录	V
缩略词表	IX
第一章 绪论	1
1.1 研究背景	1
1.2 情感分析的基本概念	1
1.3 中文评价对象抽取和倾向性分析的难点	2
1.4 本文的研究目的和主要内容	3
1.5 论文结构	4
第二章 相关研究	5
2.1 相关评测和情感资源	5
2.2 评价对象抽取的研究现状	6
2.2.1. 基于寻找频繁出现的名词和名词词组的抽取方法	7
2.2.2. 利用观点和评价对象的关系进行抽取的方法	7
2.2.3. 使用有监督学习进行抽取的方法	9
2.2.4. 使用主题模型进行抽取的方法	10
2.3 情感倾向性分析的研究现状	11
2.3.1. 有监督的学习方法	11
2.3.2. 基于词典的方法	11
2.4 本章小结	12
第三章 依存句法分析	13
3.1 概述	13
3.2 分析方法	14
3.2.1. 生成式依存分析方法	15
3.2.2. 判别式依存分析方法	16
3.2.3. 确定性依存分析方法	17
3.2.4. 基于序列标注的分层式依存分析方法	18
3.3 本章小结	18
第四章 中文评价对象抽取和倾向性分析系统设计与实现	21
4.1 系统设计与实现	21

4.2	情感词库的构建	22
4.2.1.	情绪词典	22
4.2.2.	评价词典	23
4.2.3.	观点引述词典	23
4.2.4.	虚拟语气词典	24
4.2.5.	转折词典	24
4.2.6.	名词性情感词典	25
4.2.7.	否定词典	25
4.2.8.	伪否定词典	25
4.3	预处理模块	25
4.3.1.	无关符号过滤	25
4.3.2.	非核心成分过滤	25
4.3.3.	语料生成	26
4.4	评价对象和观点词抽取模块	26
4.4.1.	SR 规则	26
4.4.2.	ATT 规则	29
4.4.3.	SN 规则	30
4.4.4.	SO 规则	30
4.4.5.	评价对象和观点词修正规则	30
4.4.6.	评价对象搜索算法	31
4.5	倾向性分析模块	32
4.6	本章小结	33
第五章	实验与分析	35
5.1	评价标准	35
5.2	实验结果	36
5.2.1.	语义规则对情感分析的影响	36
5.2.2.	依存关系间接规则对情感分析的影响	37
5.2.3.	ATT 规则与名词短语方法的对比实验	38
5.2.4.	评价对象搜索算法对情感分析的影响	39
5.3	错误分析	41
5.4	本章小结	42
第六章	总结和展望	43
6.1	工作总结	43
6.2	未来展望	43

致谢	45
参考文献	47

缩略词表

缩略词	英文全称	中文全称
NLP&CC	The conference on Natural Language Processing and Chinese Computing	自然语言处理与中文计算会议
TREC	Text Retrieval Evaluation Conference	文本检索评测会议
NIST	National Institute of Standards and Technology	美国国家标准与技术研究院
DOD	Department of Defense	美国国防部
NTCIR	NACSIS Test Collection for IR	NACSIS 信息检索评测
JSPS	Japan Society for the Promotion of Science	日本学术振兴会
NACSIS	National Center for Science Information Systems	日本国家科学咨询系统中心
COAE	Chinese Opinion Analysis Evaluation	中文倾向性分析评测
CRF	Conditional Random Fields	条件随机场
HMMs	Hidden Markov Models	隐马尔可夫模型
PMI	Point-wise Mutual Information	点式互信息
pLSA	Probabilistic Latent Semantic Analysis	概率潜语义分析
LDA	Latent Dirichlet allocation	隐式狄利克雷分布
BN	Bayesian Networks	贝叶斯网络
MCMC	Markov chain Monte Carlo sampling	马尔可夫链—蒙特卡洛采样
NTU	National Taiwan University	国立台湾大学
MST	maximum spanning trees	最大生成树
LTP	Language Technology Platform	哈工大的语言技术平台

第一章 绪论

本章主要阐述情感分析的研究背景、基本概念、中文评价对象抽取和倾向性分析的难点，最后介绍本文的研究目的和研究内容。

1.1 研究背景

观点或情感对于人类的一切活动和行为起着决定性的作用。人类的信仰、对现实的认知以及个体所做出的任何决定，从某种程度上，都取决于自身以及他人如何看待和评价所在的世界。正因为如此，每当人们需要做决定的时候，都会习惯性地先参考别人的观点。这不仅对于个体如此，对于大多数群体和组织而言更是如此。在现实生活中，个体消费者在购买某产品前往往想知道使用者对该产品的评价；在选举中，选民也希望在投票前知道其他人对于候选者的观点；商业组织必须清楚地了解顾客或公众对于他们的产品或服务的看法，才能更好地做出商业计划和营销决策。

随着互联网的飞速发展，人们一方面在浏览别人发表的评论，一方面也在不停地分享自己对于某些人或物的观点和情感。尤其是微博、论坛、购物平台、新闻网站等公众媒体的快速发展，评论性信息迅速膨胀，仅靠人工的方法难以处理海量信息的收集、分类和分析。于此同时，仅仅获取个体的评价信息是没有意义的，群体的观点发掘才能更好地为决策者提供更好的决策依据。因此，迫切需要计算机帮助用户快速获取和整理这些相关评价信息，情感分析（Sentiment Analysis）技术应运而生。观点以及与之相关联的概念包括情感、评价、态度和情绪等，都是情感分析和观点挖掘的主要研究对象。自从 2000 年开始，情感分析已经逐步成为自然语言处理领域中最为活跃的研究领域之一^[1]，并且被广泛应用于数据挖掘、网络挖掘、文本挖掘等领域。由于情感分析对于商业和社会的重要性，它已经从计算机科学领域扩展到管理科学和社会科学领域。

1.2 情感分析的基本概念

情感分析，又叫做观点挖掘，主要研究人们对于实体（如产品、服务、组织、个体、议题、事件、主题和它们的属性）的观点、情感、评价、评估、态度和情绪。根据任务的侧重点不同，情感分析还有其他不同的名称，例如观点抽取、情感抽取、主观性分析、影响分析、情绪分析、回顾分析等。

按照处理文本的粒度不同，情感分析主要分为文档级、句子级、实体和特征级。按照处理文本的类别不同，可分为基于新闻评论的情感分析和基于产品评论的情感分析。

目前情感分析有六个比较关键的任务，分别是实体抽取和分类、方面（特征）抽取和分类、观点持有者抽取和分类、时间抽取和标准化、实体方面情感分类、观点元组生成。基于这个框架的情感分析常常被称为基于方面或者基于特征的情感分析^{[2][3]}。

基于方面的情感分析又可分为两个子任务，分别是评价对象抽取和情感倾向性分析。文档级和句子级的情感分析在现实使用中往往不足以满足需求，因为它们无法识别出每个实体或属性及其对应的情感倾向性。即使假设每个文档评估一个单独的实体，一个含有关于某个实体正面评价的文档并不意味着作者对该实体的所有方面或属性都持有正面评价。对于更加完整的情感分析，需要抽取出所有的评价对象并判断对于该对象的评价是正面还是负面的。

评价对象抽取（Opinion Target Extraction）是文本情感分析中的重要研究任务之一，评价对象是指一段文本中所讨论或者描述的主题、实体或者实体的某些方面和属性等，具体表现为评论文本中修饰词语或评论词语所修饰的对象，如新闻评论中的某个事件、话题或者商品评论中的某个产品的组件（如“手机电池”）等。本文研究主要针对中文短文本中显式的评价对象，而非隐藏在文本背后的评价对象。

倾向性分析（Orientation Analysis），又称作情感分类，指的是抽取出文本中描述评价对象的情感词、极性词，并对其做情感倾向性分析（正面评价或负面评价），这里的情感词特指的是具有情感倾向性的词语。对于有些具体场景，比如购物网站上的商品评论，其评价对象可能就已经给定了，此时就不必再做评价对象的抽取工作，只需要判断该评价对象的情感倾向性。

1.3 中文评价对象抽取和倾向性分析的难点

由于中文词语语义的多样性，在不同语境下可能会有不同的情感表述效果，加上网络用语的随意性，每个人表述情感的方式个性化，中文评价对象抽取和倾向性分析在实际应用中的效果很不理想，尤其是应用于微博平台上的情感分析。目前，中文评价对象抽取和倾向性分析的难点主要有以下几点：

- （1） 同一句中评价对象与观点词的距离较远，同时，二者之间存在其他干扰性的评价对象和观点词，导致二者无法被正确地关联和抽取出来。
- （2） 情感词存在，但是句中无明显的评价对象或只有相应的代词存在时，即评价对象缺失，如何根据上下文正确找到情感词关联的评价对象。
- （3） 句子含有情感词，但是并不包含情感倾向性，可能只是表达某种心理活动或非评价性的想法、愿望等。如“我希望小明能取得好成绩！”。
- （4） 句子中无明显的情感词存在，但依旧表达情感倾向性。如“他的店铺很有人气！”。
- （5） 转折词、否定词、情态动词等表达方式及其位置给倾向性分析带来不确定性。

- (6) 一些与情感词关联的名词，干扰了真正评价对象的抽取，例如“查韦斯病逝，又一个伟大的英雄离开了。”，该句中可能抽取出来的评价对象和观点词是[英雄，伟大]。
- (7) 情感分析基础工作的错误带来的干扰，例如中文分词、句法分析、语义分析过程中的标注错误可能给后续的分析带来影响，尤其是后两者的效果还不理想。
- (8) 英文情感词典已经有非常完备的 SentiWordNet，而中文情感词典资源却质量不高，不够细致，要得到准确的效果不容易。
- (9) 大多数语料库都是基于商品评论的，如电脑、酒店等，标注细致的新闻评论、微博等语料库太少，而这些正是中文评论语境最为丰富的领域。
- (10) 新词不断产生，基本常识、上下文知识和各式各样的实体词，以及中文句式类型的复杂性都对中文评价对象的抽取带来很大的影响。

1.4 本文的研究目的和主要内容

使用依存句法分析能够很好地揭示出评论语句中各成分之间的修饰关系或依赖关系。通常观点词都是和评价对象相互关联的，而多数情况下观点词可以根据词典或分词的标注结果而事先得知，所以利用依存关系分析可以通过观点词抽取出不频繁出现的评价对象。同时，通过依存句法关系分析，可以获得观点词的上下文特征（如转折关系、递进关系等），进而有利于分析出观点词的情感倾向。所以，基于依存句法分析的方法能够很好地对评价对象和观点词进行抽取和分析。然而，目前对于中文文本进行评价对象抽取和倾向性分析的精度还不是很好，因此，本文希望通过丰富情感词典、添加语义知识、改进评价对象搜索方法等手段来改善目前基于依存句法分析的中文评价对象抽取和倾向性分析的性能。

目前很多使用依存句法分析抽取评价对象的方法往往难以较为精准地抽取观点词真正关联的评价对象，尤其是评价对象与观点词不在同一句中的时候。针对该问题，本文在利用中文评论句子中词汇间依存关系进行情感分析的基础上，进行了一些有益的探索。论文的主要工作如下：

- (1) 在现有词典的基础上，构建用于情感分析的情感词典，包括：正面情绪词典、负面情绪词典、正面评价词典、负面评价词典、观点引述词典、虚拟语气词典、转折词典、名词性情感词典等。这些词典主要用于处理评价句中无用成分或只是表达想法、意愿的非评价句对情感分析的干扰，提供语义规则和倾向性分析需要的词库支持。
- (2) 本文在依存句法分析的基础上，利用语义角色标注，添加了一系列的抽取规则进行情感分析。同时使用了定中短语替换通常的名词短语抽取候选评价

对象，用以提高评价对象和观点词的抽取精确度。这些规则主要考虑了中文语义知识、常用句式等对情感分析的影响。

- (3) 提出一种评价对象搜索方法，用于改善在只抽取出代词或句法关系中无评价对象的情况下，搜索上下文中真正的评价对象的精确度。该方法主要结合了词义和词语相似度计算算法，缩小了在上下文中潜在评价对象的搜索范围。

1.5 论文结构

本文的后续章节内容如下：

第二章介绍中文评价对象抽取和倾向性分析的研究现状，并加以比较。

第三章介绍本文使用的依存句法分析的定义和主流算法。

第四章详细介绍基于依存句法分析的中文评价对象抽取和倾向性分析系统的设计与实现，主要包括用于情感分析的情感词典的构建、评价对象和情感词抽取规则及评价对象搜索算法等。

第五章利用 NLP&CC 2013 微博情感要素抽取评测语料进行实验，并对实验结果进行分析和讨论。

第六章对全文的工作进行总结和展望。

第二章 相关研究

尽管语言学和自然语言处理有着很长的历史，但在 2000 年以前，关于人们观点和情感的研究非常少。随着互联网的飞速发展，这个领域的研究开始变得活跃起来。出现这种情况有如下几个原因：第一，情感分析有着广阔的运用领域，无论是商业还是政治决策。第二，情感分析领域存在很多未被研究过的且具有挑战性的问题。第三，这是人类历史上第一次出现这样的情况，通过网络上的公众媒体能够拥有如此海量的情感数据。因此，情感分析得到了飞速的发展。

2.1 相关评测和情感资源

情感分析最先引起了国际文本检索会议¹（TREC）的关注，该会议是由美国国家标准技术研究所（NIST）和美国国防部（DOD）联合主办的，自从 1992 年开始就作为 TIPSTER Text Program 下的附属计划，每年召开一次。该会议主要关注以下几个方向：问答系统、特定领域搜索、传统 Web 检索等。其目标是：1）鼓励基于大型语料库上的信息检索研究；2）通过创建一个开放的平台来促进工业界、学术界和政府间的交流与合作；3）通过验证优秀的检索方法和技术对于解决现实问题的效果，加速技术从研究领域转向商业产品；4）提供更为先进有效的评估技术供工业界和学术界使用。情感分析相关的任务从 2006 年开始加入到会议评测中，并且微博检索任务 TREC Blog Track^{[4][5]}是 TREC 最先关注的情感分析任务，主要针对英文文本中的情感词或观点信息进行检索。

NTCIR² 计划是由日本学术振兴会（JSPS）和日本国家科学咨询系统中心（NACSIS）自 1997 年开始联合主办的，每年举行一次，并拥有中、英、韩、日四种语言的标准语料库，主旨是为了加强信息索引、问答系统、文本摘要、信息抽取等信息获取技术的研究。其目标与 TREC 很相近，都是为了促进相应技术的发展，提供各个领域的交流平台，研究更好的评估方法以及构建和提供用于信息获取领域的大规模数据集。NICIR 的情感分析评测同样出现在 2006 年，主要针对文本的情感分类以及观点持有者的抽取^{[6][7]}等。

随着中文文本的情感分析得到了越来越多的学者和研究机构的关注，为了推动中文情感分析技术的发展，国内第一个情感分析方面的评测 COAE^[8]于 2008 年首次举办。COAE 目的在于推动中文情感分析理论和技术的研究和应用，同时建立相关的分析语料库。COAE 共设置 6 个任务，可分为 3 个方面：一是中文观点词语的识别和分析，属于词语级的情感

1. <http://trec.nist.gov>

2. <http://ntcir.nii.ac.jp>

分析评测；二是中文文本倾向性相关要素的抽取，主要是抽取句子中的评价对象，以及对于其观点的倾向性判别，属于语句级的情感分析评测；三是中文文本主客观性及倾向性的判别，属于篇章级的情感分析评测。

除了 COAE 提供了产品类的评价语料库，中国科学院计算技术研究所的谭松波博士提供的较大规模的中文酒店评论语料，约有 10000 篇，并标注了褒贬类别，可以为中文的篇章级的情感分类提供一定的帮助。

另外自然语言处理与中文计算会议 NLP&CC (The conference on Natural Language Processing and Chinese Computing) 自 2012 年开始也设置了一些热门主题的研究任务，包括情感分析、信息关联和组织、问答系统等。其中对情感分析提供了中文微博评测语料和三个任务，分别是微博情感分类、情感句识别和分类、情感要素抽取。

中文的观点词词典资源有 NTU 观点词词典（繁体中文）和 HowNet 观点词词典。NTU 观点词词典由台湾大学收集，含有 2812 个褒义词与 8276 个贬义词。HowNet 观点词词典包含 9193 个中文观点词语/短语，9142 个英文观点词语或短语，并被分为褒贬两类。而且该词典提供了评价短语，为情感分析提供了更丰富的情感资源。

2.2 评价对象抽取的研究现状

情感分析问题的一些特征可以用来帮助评价对象的抽取^[1]。其中一个关键特征就是一个观点至少有一个对应的评价对象，这个对象往往是句中的某一属性或主题。所以识别出句子中的每一个观点表达式和它的评价对象非常重要。同时需要注意的是，一些观点表达式可能扮演两个角色，一个是表示正面或负面情感的情感词，另一个是隐式的评价对象。例如，“这本书很便宜”。该句的观点词是“便宜”，对应的隐式评价对象是“价格”。处理该类型的文本时，需要构建一个观点词和隐式评价对象的对应词典。本文主要研究句中出现的显式评价对象的抽取工作。

目前针对显式评价对象的抽取主要有四种方法，分别是基于寻找频繁出现的名词和名词短语的抽取方法，利用观点和评价对象的关系进行抽取的方法，使用有监督学习进行抽取的方法，使用主题模型进行抽取的方法。

现在既有的研究主要是针对网络评论，其评论格式主要有下面两种：

- (1) 赞成意见、反对意见和详细评论：评论者首先会分别描述简要的优缺点，然后再写一个完整的评论内容。
- (2) 自由格式：评论者可以自由发表观点。

格式(1)主要来自于商品、酒店评论等，相对于格式(2)要容易处理。Liu^[9]等在 2005 年提出一种基于序列学习的方法抽取评价对象，主要利用赞成和反对意见的文本特征，如

它们通常比较简短，句块由标点符号、连词等隔开，每个句块最多含有一个评价对象等，这些特征都较为有效地提高了抽取精度。所以目前针对商品评论的情感分析效果要优于微博评论。本文主要研究自由格式文本的评价对象抽取。

2.2.1. 基于寻找频繁出现的名词和名词词组的抽取方法

基于寻找频繁出现的名词和名词词组的抽取方法在给定的领域中从大规模的评论数据中寻找那些名词或名词性短语的显式评价对象表达式。Hu^[10]等在 2004 年使用了一种数据挖掘算法，通过词性标注器识别出名词和名词性短语。计算这些潜在评价对象出现的频率，频繁出现达到阈值的对象才被保留下来。这种方法的依据是人们评论某个实体的不同属性时，所用词汇往往会有一定的聚集性。所以，那些频繁用到的名词往往是真正重要的评价对象。同样，那些非频繁的名词更可能是非评价对象或不重要的评价对象。尽管这种方法很简单，但是非常有效。有一些商业公司已经使用这种方法，效果也有所提高。

Hu 的算法在 Popescu^[11]等 2005 年的研究中得到了改进。他们的算法计算每个被发现的名词或名词短语与鉴别词（已经和某些实体类别关联的词）的点互信息（Pointwise Mutual Information, PMI）的评分来试图移除那些可能不是评价对象的名词或名词短语。以英文为例，对于汽车类的属性识别特征可能有：“of car”，“car has”，“car comes with”等，这些可以通过网络搜索来找到文本中的评价属性。

其中，a 表示使用频率搜索的方法识别出的潜在评价属性，d 表示属性识别特征。网络搜索用于查找单独的评价属性和识别特征出现的次数和它们共现的次数。如果潜在评价对象的 PMI 值过低，则它不大可能是产品的某个组件或属性，因为 a 和 d 没有频繁共现。

Blair-Goldensohn^[12]等在 2008 年通过只考虑含有情感词或句法模式发现情感倾向的语句，进一步改进了基于名词和名词性短语频率的抽取方法。Long^[13]等通过基于频率和信息距离的方法抽取出评价对象。他们的方法首先使用基于频率的方法找到核心评价对象词，然后使用信息距离^[14]来寻找其他与评价对象相关联的词语。

2.2.2. 利用观点和评价对象的关系进行抽取的方法

既然观点总是有对象的，所以他们总是相关联的。通常观点词都是很容易发现的，观点和评价对象之间的关系可以用来抽取评价对象。这种方法被 Hu^[10]等用来抽取非频繁出现的评价对象，他们没有使用任何分析器，当句子中没有频繁出现的评价对象但含有一些情感词，那么距离每个情感词最近的名词或名词短语被抽取出来。邻近评估函数的计算依赖于情感词和其所修饰的名词或名词短语的依存关系。Blair-Goldensohn^[12]等基于情感模板的方法也是与此类似。这种基于关系的方法对于从含有观点的句子中发现重要的评价对象或主题都非常有效，因为无任何观点或情感词修饰的对象往往都不那么重要。

Zhuang^[15]等在 2006 年使用依存关系分析器来抽取出依存关系,用于评价对象的抽取。Somasundaran^[16], Kobayashi^[17]等人也相继使用类似的方法。Wu^[19]等使用一个短语依存关系分析器从候选评价对象中抽取名词短语和动词短语,然后过滤掉那些非评价对象的成分。目前利用依存关系进行抽取的方法已经被很多研究者运用到不同的研究任务中去^[16]。另外,Zhou^[20]等利用语义标注,结合评价对象和观点词之间的语义关系,使用含有大量语义知识的规则库来抽取评价对象,取得了不错的效果。

评论词总有一个评价对象与之对应。基于这一点, Qiu^[18]等通过利用观点词和潜在评价对象之间特定的句法关系以及一些种子情感词同时抽取出观点词和评价对象。观点词可以通过已知的评价对象识别出,同样评价对象也可以通过已知的观点词识别出。这种不断通过已识别出的评价对象或观点词识别出更多的观点词或评价对象的过程会一直进行直到没有更多的词被识别出。这种方法涉及到观点词和评价对象,因而被称为双向传播方法。其所使用的抽取规则是基于评价对象和观点词之间特定的依存关系。Qiu 等使用依存文法^[54]描述依赖关系,使用的依存关系分析器是 minipar^[55]。

这种方法对抽取的条件进行了限制,情感词是形容词,评价对象是名词或名词短语。同时,评价对象和观点词之间的依赖关系^[54](用{MR}集合表示)包括: mod, pmod, subj, s, obj, obj2 和 desc。评价对象之间以及观点词之间的依赖关系(用{CONJ}集合表示)只有连词关系 conj。具体的抽取规则见表 2-1,其中 OA-Rel 表示情感词和潜在评价对象之间的关系,OO-Rel 表示情感词之间的关系,AA-Rel 表示潜在评价对象之间的关系。每一个关系都可以用一个三元组<POS(w_i), R, POS(w_j)>表示,POS(w)表示词 w 在句中的位置下标,R 表示依存关系。

表 2-1 评价对象和观点词双向抽取规则

关系	条件	输出	示例
R1 ₁ (OA-Rel)	$O \rightarrow O-Dep \rightarrow A$ $s.t. O \in \{O\}, O-Dep \in \{MR\},$ $POS(A) \in \{NN\}$	$a=A$	<i>The phone has a <u>good</u> “screen”.</i> <i>good \rightarrow mod \rightarrow screen</i>
R1 ₂ (OA-Rel)	$O \rightarrow O-Dep \rightarrow H \leftarrow A-Dep \leftarrow A$ $s.t. O \in \{O\}, O/A-Dep \in \{MR\},$ $POS(A) \in \{NN\}$	$a=A$	<i>“iPod” is the <u>best</u> mp3 player.</i> <i>best \rightarrow mod \rightarrow player \leftarrow subj \leftarrow iPod</i>
R2 ₁ (OA-Rel)	$O \rightarrow O-Dep \rightarrow A$ $s.t. A \in \{A\}, O-Dep \in \{MR\},$ $POS(O) \in \{JJ\}$	$o=O$	<i>same as R1₁ with screen as the known word and good as the extracted word</i>
R2 ₂ (OA-Rel)	$O \rightarrow O-Dep \rightarrow H \leftarrow A-Dep \leftarrow A$ $s.t. A \in \{A\}, O/A-Dep \in \{MR\},$	$o=O$	<i>same as R1₂ with iPod is the known word and best as the extract word.</i>

	$POS(O) \in \{JJ\}$		
R3 ₁ (AA-Rel)	$A_{i(j)} \rightarrow A_{i(j)-Dep} \rightarrow A_{j(i)}$ $s.t. A_{j(i)} \in \{A\}, A_{i(j)-Dep} \in \{CONJ\},$ $POS(A_{i(j)}) \in \{NN\}$	$a = A_{i(j)}$	<i>Does the player play dvd with <u>audio</u> and “video”?</i> <i>video \rightarrow conj \rightarrow audio</i>
R3 ₂ (AA-Rel)	$A_i \rightarrow A_i-Dep \rightarrow H \leftarrow A_j-Dep \leftarrow A_j$ $s.t. A_i \in \{A\}, A_i-Dep = A_j-Dep \text{ OR}$ $(A_i-Dep = \text{subj AND } A_j-Dep = \text{obj}),$ $POS(A_j) \in \{NN\}$	$a = A_j$	<i>Canon “G3” has a great <u>len</u>.</i> <i>len \rightarrow obj \rightarrow has \leftarrow subj \leftarrow G3</i>
R4 ₁ (OO-Rel)	$O_{i(j)} \rightarrow O_{i(j)-Dep} \rightarrow O_{j(i)}$ $s.t. O_{j(i)} \in \{O\}, O_{i(j)-Dep} \in \{CONJ\},$ $POS(O_{i(j)}) \in \{JJ\}$	$o = O_{i(j)}$	<i>The camera is <u>amazing</u> and “easy” to use.</i> <i>easy \rightarrow conj \rightarrow amazing</i>
R4 ₂ (OO-Rel)	$O_i \rightarrow O_i-Dep \rightarrow H \leftarrow O_j-Dep \leftarrow O_j$ $s.t. O_i \in \{O\}, O_i-Dep = O_j-Dep \text{ OR}$ $(O_i/O_j-Dep \in \{pnmod, mod\}),$ $POS(O_j) \in \{JJ\}$	$o = O_j$	<i>If you want to buy a <u>sexy</u>, “cool”, accessory-available mp3 player, you can choose iPod.</i> <i>sexy \rightarrow mod \rightarrow player \leftarrow mod \leftarrow cool</i>

2.2.3. 使用有监督学习进行抽取的方法

评价对象抽取可以被看作一般信息抽取问题的特例。在过去的信息抽取领域，很多基于有监督学习的算法被提出，占主导地位的方法是基于序列标注的方法，因为这些都是有监督的学习方法，所以需要大量的标注数据进行训练。目前的序列标注学习方法有隐马尔科夫模型^[21]（Hidden Markov Models, HMM）和条件随机场^[22]（Conditional Random Fields, CRF）。Jin^[23]等在 2009 年使用了词汇化隐马尔科夫模型来学习用于抽取评价对象和观点表达式的模板。Jakob^[24]等在 2010 年利用词、词性标注、句法依存关系、词间距离等特征，使用条件随机场在不同领域的评价语料上训练一个领域独立的评价对象抽取模型。Li^[25]等融合了两种 CRF 的变种（Skip-CRF 和 Tree-CRF）来抽取评价对象和观点。不同于普通的链式 CRF 只能利用词序列进行学习，变种 CRF 可以进一步利用文本的结构特征。

Kobayash^[26]等在 2007 年提出的方法首先使用依存关系分析树寻找到候选的评价对象和观点词对，然后利用树结构分类算法学习和划分之前找到的评价对象和观点词对。Yu^[27]等在 2011 年使用一种单类 SVM^[28]来标注某些是评价对象的正例。Ghani^[29]等使用传统的有监督学习和半监督学习进行评价对象抽取。Kovelamudi^[30]等利用维基百科上相关的信息进行有监督的学习和抽取。

2.2.4. 使用主题模型进行抽取的方法

近年来基于统计的主题模型开始成为从大量文本文档中抽取主题的一个主流方法。主题模型是一种无监督的学习方法，它假设每个文档是由多个主题混合组成，每个主题又是一个在词之上的概率分布。一个主题模型也就是一个文档的概率生成模型，其输出是一系列词的集合，每个集合构成了一个主题，同时也是文档集合中所有词的概率分布。目前有两种主要的基本模型：pLSA^[31]（Probabilistic Latent Semantic Analysis）和 LDA^[32]（Latent Dirichlet allocation）。

主题模型是一种基于贝叶斯网络（Bayesian Networks, BN）的图模型。主题模型尽管是用来对文本集合进行建模和主题抽取，但同时也可以对许多其他种类的信息进行建模。例如，在情感分析的上下文，基于观点词与评价对象存在对应关系，可以设计一个联合模型同时对观点词和主题进行建模。对于使用主题模型抽取评价对象仍然有一些不同之处，主题可以同时覆盖评价对象和观点词，对于情感分析而言，二者则需要分开。这种分开处理可以通过扩展基本模型（如 LDA）来对评价对象和观点词联合建模。

Mei^[33]等在 2007 年提出了一种联合模型用于情感分析。他们构建了一个评价对象和情感的混合模型（基于主题模型、正面情感模型和负面情感模型）。他们的方法主要是基于 pLSA，其他大多数研究所使用的主题模型是基于 LDA 的。

Titov^[34]等在 2008 年提出像 LDA 的全局主题模型或许并不适合用于评价对象抽取。原因是 LDA 是利用文档间词共现和主题分布的不同来识别主题和主题间的词概率分布。然而，特定产品的评论所涉及的评价实体是相同的，这意味着全局主题模型将失效。Titov 提出了多粒度的主题模型，全局模型找到评价实体的同时，局部的模型找到实体的属性或某些方面（评价对象）。在这里，每个找到的评价对象都是一个一元语言模型。不同的词若表述相同或关联的事物则会自动聚合在同一个对象之下。然而，这种技术并没有分开评价对象和观点词。

Brody^[35]等在 2010 年提出的方法首先利用主题模型识别评价对象，然后识别和评价对象相关的观点词（只考虑形容词）。Li^[36]等在 2010 年提出两种联合模型（Sentiment-LDA 和 Depen-LDA），用来抽取带有正面和负面情感的评价对象。模型不是单独地寻找评价对象，而是将评价对象和观点词一并抽取。Mukherjee^[37]等在 2012 年提出一种半监督的联合模型，模型允许用户提供评价对象的种子用来推理生成符合用户需求的评价对象分布。

尽管主题模型是一种可以扩展处理多种信息的概率推理模型，但它有一些缺点限制了它在情感分析应用中的实际使用。一个主要问题就是为了实现较理想的效果需要大量的数据和相当多的参数调优。更为糟糕的是，大多数主题模型使用了吉布斯采样（Markov chain Monte Carlo sampling, MCMC 的一个特例），它会在每次运行时产生不同的结果。主题模

型寻找频繁出现的评价对象并不难，难的是寻找那些局部的或全局非频繁的评价对象。那些局部频繁的评价对象往往在实际应用是最为重要的，因为它们往往是用户感兴趣的实体的某个方面或属性。

总之，主题模型是一个灵活而强大的建模工具，但对于现实情感分析而言，仅仅使用现有的主题模型很难得到理想的结果。一个有希望的研究方向是更多地融合自然语言和领域知识到模型中，这方面的工作已经有所进展^[38-41]。

2.3 情感倾向性分析的研究现状

确定句子中每个评价对象的感情倾向主要有两种方法：有监督的学习方法和基于词典的方法。

2.3.1. 有监督的学习方法

Wei^[42]等在 2010 年提出了一种层次分类模型，然而问题的关键在于如何确定每个情感词的覆盖范围，以及其是否修饰被关注的评价对象。一个主流方法是利用依存句法分析其依存关系以及其他的一些关联信息。Jiang^[43]等在 2011 年使用一个依存关系分析器生成一系列的依存关系特征用于感情分类。Boiy^[44]等在 2009 年提出的方法根据每个特征在分析树中相对于评价对象的位置来赋予每个特征相应的权重。对于比较句而言，“than”或其他相关的词可以用来分割句子^{[45][46]}。

就目前而言，有监督的学习方法依赖于大量的有标注训练数据，某个领域训练好的模型在另一个领域往往表现的不是很理想。目前这个技术远远没有成熟，主要还是运用于文档级的情感分类，因为相对于句子，文档足够长且含有大量的用于分类的特征。

2.3.2. 基于词典的方法

基于词典的方法是一种无监督的方法，并且在很多领域里都有不错表现。很多研究主要使用一个包含了情感词、短语、成语的情感词典，利用复合表达式、观点规则以及可能需要的句法分析树来决定评价对象的情感倾向。基于词典的方法也要考虑情感转移词、转折从句和其他结构对于评价对象情感分析的影响。Ding^[47]等在 2008 年提出的一个简单的方法主要使用了以下四个步骤确定一个情感词的情感倾向：

- (1) 标注出句子中包含的情感词和短语，并赋予正面评价和负面评价对应的评分。
- (2) 根据情感词附近的一些否定词等改变情感词的倾向。
- (3) 处理转折从句对情感分析的影响。
- (4) 合计句子中每个评价对象所有情感词倾向性的最后评分。

这个简单的算法在很多情况下都运行得相当不错。它可以相当好地处理类似于“Apple is doing very well in this bad economy”的句子。除此外还有很多情感聚合的方法，Hu^[2]等

的方法是简单地对句中所有的情感词评分进行求和。Kim^[48]等使用了词的情感评分的乘积。其他研究者也使用了类似的方法^{[49][50]}。

上面的方法可以在很多方向得到加强。Blarir-Goldensohn^[51]等在有监督方法的基础上融合了基于词典的方法。Kessler^[52]等在 2009 年也提出了四种不同的决定情感词倾向性的策略，同时通过实验数据证明为什么在大量的标注数据上将情感词和评价对象关联起来是那么困难。Liu^[53]等在 2010 年提出推导情感倾向性的一些基本规则。

2.4 本章小结

本章首先介绍了情感分析的相关评测和情感资源，包括 TREC、NTCIR、COAE 等。接着介绍了国内外评价对象抽取的四种主流方法，分别是基于寻找频繁出现的名词和名词短语的抽取方法，利用观点和评价对象的关系进行抽取的方法，使用有监督学习进行抽取的方法，使用主题模型进行抽取的方法。最后介绍了情感倾向性分析的两种方法：有监督的学习方法和基于词典的方法。

第三章 依存句法分析

3.1 概述

“依存”指的是句子中词与词之间支配和被支配的关系，用这种关系描述语言结构的语法称为依存语法（dependency grammar），也可以称为从属关系语法。依存语法打破了传统语言学家一直强调的主谓关系，突出了句中各个词之间的直接或间接关系^[57]。利用依存语法进行句法分析，称之为依存句法分析，又称依赖分析，其目标是找出句子中所有词之间的依赖关系。

依存关系可以用有向边（或称弧）表示，关系的支配者位于起始处，被支配者位于箭头处。也可以用依存树表示，其中父节点表示支配者。另外依存投射树利用高位置表示支配者，低位置表示被支配者的方式表示依存关系。这三种表示方式如图 3-1，3-2，3-3 所示。

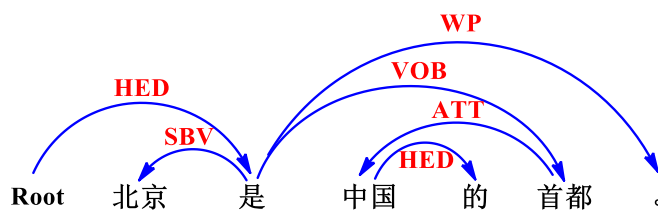


图 3-1 有向图

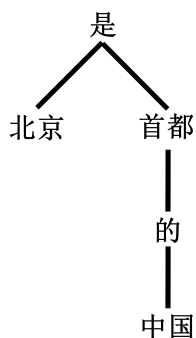


图 3-2 依存树

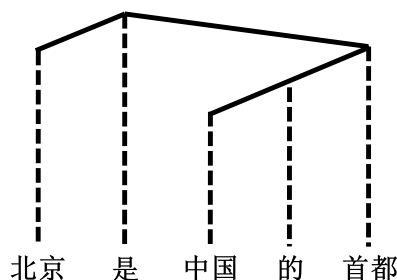


图 3-3 依存投影树

在现实使用中，往往会给有向图或依存树的边、节点等添加更多的标记，以携带包括词法、句法、语义等更多的信息，如图 3-4 所示。

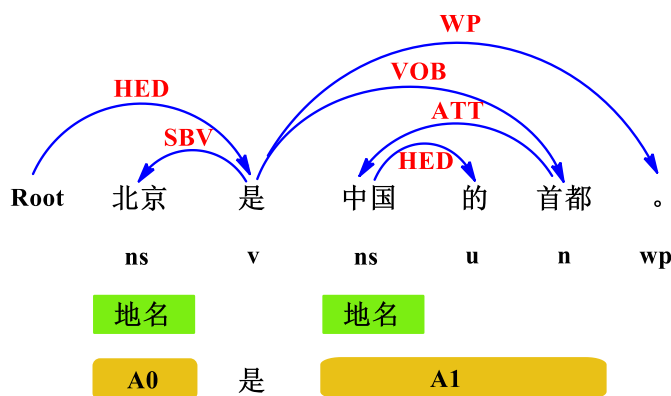


图 3-4 包含更多信息的依存关系图

20 世纪 70 年代，语言学家 J. Robinson^[58]提出依存语法中关于依存关系的四条公理，在处理中文信息的研究中，中国学者冯志伟^[59]提出了依存关系的第五条公理，总结如下：

- (1) 一个句子中只有一个成分是独立的。
- (2) 其它成分直接依存于某一成分。
- (3) 任何一个成分都不能依存于两个或两个以上的成分。
- (4) 如果 A 成分直接依存于 B 成分，而 C 成分在句中位于 A 和 B 之间，那么 C 或者直接依存于 B，或者直接依存于 A 和 B 之间的某一成分。
- (5) 中心成分左右两面的其它成分相互不发生关系。

这些公理的作用是为了对依存图或依存树进行条件约束，保证其具有唯一的父节点、连通、无环和可投射以及句子的依赖关系构成一棵有根的树结构^[57]。

3.2 分析方法

Hays^[60]和 Gaifman^[61]是最早使用依存形式进行句法分析的，他们建立了一种类似于上下文无关文法（CFG）的依存文法^[57]，Gaifman 的理论体系包括三个规则：

- (1) L_I ：类似 $X(Y_1 \dots Y_i * Y_{i+1} \dots Y_n)$ 的规则表示范畴 $Y_1 \dots Y_n$ 按照给定顺序依存于范畴 X ， X 位于位置 $*$ 。
- (2) L_{II} ：某一范畴所有词的规则均可列出，每个范畴至少有一个词，每个词至少属于一个范畴，也可属于多个范畴。
- (3) L_{III} ：支配一个句子的所有范畴规则均可列出。

由于和上下文无关文法差别不大，基于这种形式的句法分析推理算法也就和用于上下文无关句法分析的 CYK 算法^{[62][63]}以及后来的 Earley 算法^[64]基本相似，都是一种自底向上的动态规划算法^[60]。

然而类似于 CFG 的算法对语言的投射性进行了限制，难以解决非投射现象。对此，Karlsson^{[65][66]}和 Maruyama^[67]等人提出了约束语法和基于约束的依存句法分析方法。将依存句法分析看成约束满足问题，使用一系列形式化的约束性表达式来表达如何构造一棵约束满足的依存句法分析树，同时把不符合条件的进行剪裁。

2001 年 Covington^[68]等人认为依存句法分析器的处理方式应当类似人的认知模式，也就是“依次读入”和“立即处理”。这种确定性句法分析器的基本原理是：处理一个句子时，每读入一个词，就对该词进行处理，判断其是否可以与之前的词建立某种依存关系（父节点还是子节点），在后面的分析中对于已确立依赖关系不再改变。

作为天然词汇化的语法理论，依存语法在纯粹的数据驱动框架下充分发挥了它弱形式化的优势。随着自然语言处理的飞速发展，在统计机器学习的辅助下，出现了三种具有代表性的数据驱动的统计依存分析方法^[57]：生成式依存分析方法、判别式依存分析方法和确定性依存分析方法。另外也有国内学者提出了基于序列标注的分层式依存分析方法，下文将逐个介绍。

3.2.1. 生成式依存分析方法

生成式依存分析方法采用了联合概率分布模型生成含有概率分值的依存分析树，然后采用相应的算法找到分值最高的打分树作为输出结果^[57]。

$$\theta = \arg \max_{\theta} \prod_{i=1}^N \text{score}(x_i, y_i; \theta) \quad (3-1)$$

x 表示句子， y 表示分析结果， θ 表示模型参数， $\text{Score}(x, y; \theta)$ 表示联合概率模型，式 3-1 中， (x_i, y_i) 为训练实例， N 为实例个数。Eisner 在 1996 年提出了基于双词汇语法的生成式依存分析方法^{[69][70]}，该方法为词间的依赖关系引入概率，同时给出了三个概率模型：

(1) 二元亲和词汇模型 (bigram lexical affinities)

$$\begin{aligned} \Pr(\text{words}, \text{tags}, \text{links}) &\approx \prod \Pr(\text{tag}(i) | \text{tag}(i+1), \text{tag}(i+2)) \times \Pr(\text{word}(i) | \text{tag}(i)) \\ &\times \prod \Pr(L_{ij} | \text{tword}(i), \text{tword}(j)) \end{aligned} \quad (3-2)$$

式 3-2 中， $\text{tword}(i)$ 表示词标记 ($\text{tag}(i)$) 和词本身 ($\text{word}(i)$)； L_{ij} 取值 0 或 1，表示位置 i 和 j 处的词是否建立依存关系 (link)； n 是句子长度。该模型表示某位置标记的产生是由该位置的前两个标记决定的，该位置的词是由标记决定的，每一对词是否存在依赖是由它们的标记和词本身共同决定的。

(2) 选择偏好模型 (selectional preferences)

$$\begin{aligned} \Pr(\text{words}, \text{tags}, \text{links}) &\propto \Pr(\text{words}, \text{tags}, \text{preference}) \\ &\approx \prod \Pr(\text{tword}(i) | \text{tword}(i+1), \text{tword}(i+2)) \times \prod \Pr(\text{preference}(i) | \text{tword}(i)) \end{aligned} \quad (3-3)$$

式 3-3 中的模型加入了选择偏好的信息，利用该信息限制模型为每个词偏好选择依赖关系的支配节点。

(3) 递归生成模型 (recursive generation)

$$Pr(words, tags, links) = \prod_{1 \leq i \leq n} \left[\prod_{c=-(1+\#left-kids(i)), c \neq 0}^{1+\#right-kids(i)} Pr(tword(kid_c(i) | tag(kidfun(i, c)), tword(i)) \right] \quad (3-4)$$

$$kidfun(i, c) = \begin{cases} kid_{c-1}(i), & \text{if } c \geq 0 \\ kid_{c+1}(i), & \text{else} \end{cases} \quad (3-5)$$

式 3-4 中， $kid_c(i)$ 表示位置 i 右边第 c 个最近子节点 ($c < 0$ 表示左子节点)， $\#left - kids(i)$ 和 $\#right - kids(i)$ 分别是 i 左右两边的子节点个数。每个 word 的左右子节点分别是由两个马尔可夫过程产生。每个子节点由其支配词和前一个子节点决定，是自顶向下的递归生成式模型，即双词汇语法^[71]。

Eisner 的模型可以采用动态规划算法，自底向上不断合并两个最优子树，最后生成一棵完整的最优依存树。由于该方法采用联合概率模型，其概率乘积分解需做近似估计，同时采用全局搜索，算法复杂度较高，效率较低，但是准确率有一定优势^[57]。

3.2.2. 判别式依存分析方法

判别式模型不像生成式模型那样需要独立性假设，其训练是为了寻找使打分函数 $\prod_{i=1}^N \text{Score}(x_i | y_i; \theta)$ 最大的 θ 。这方面最具代表性的研究成果就是 R. McDonald 等人开发的最大生成树 (maximum spanning trees, MST) 依存句法分析器 (MSTParser)^[72-74]。MSTParser 是一种基于图的模型，其分析目标是寻找最高打分依存树，整棵树的打分由每条边的打分加权求和得到。

$$s(x, y) = \sum_{(i, j) \in y} s(i, j) = \sum_{(i, j) \in y} w \bullet f(i, j) \quad (3-6)$$

式 3-6 中， $s(i, j)$ 表示对边 (i, j) 的打分， y 是句子 x 的依存树， w 是权重向量， $f(\cdot)$ 是节点 x 与 y 的高维二元特征函数向量， $f(x_i, y_j)$ 的取值 0 或 1，表示节点 x_i 与 y_j 间的依赖关系。

判别式模型在依存句法分析方面需要解决三个问题：

- (1) 如何确定最优打分树。
- (2) 如何训练出最佳参数。
- (3) 如何选择特征函数。

对于如何确定打分树，若句子具有投射性，可以使用动态规划算法自顶向下找到最佳打分树^[72]，反之，则使用 Chu-Liu-Edmonds 算法^[73]。这个算法的基本思想是：一个收缩图

的最大打分树等价于原始图的最大打分树，首先从每一个节点选择一个分值最大的入边，若破坏了无环条件则将这个环收缩到节点上重新选择入边。

在参数训练方面，MSTParser 使用在线学习方法^[74]训练权重 w ，基本过程是：初始化 w ，每读入一个实例 (x_i, y_j) ，更新 w 。更新采用的是边缘注入松弛算法：

$$\begin{aligned} \min & \|w^{(i+1)} - w^{(i)}\| \\ \text{s.t. } & s(x_i, y_i) - s(x_i, y') \geq L(y_i, y') \\ & \forall y' \in \text{best}_k(x_i; w^{(i)}) \end{aligned} \quad (3-7)$$

MSTParser 需要考虑的特征包括：父子节点对特征、父子节点间和父子节点两边其他节点的信息等。

生成式和判别式的分析方法都是用动态规划算法在全句范围内进行搜索，得到的结果也是全局最优的，但是算法的高复杂度限制了其实际使用。本文使用的 LTP¹ 依存句法分析器就是基于图的分析模型，其主要算法依据神经网络依存句法分析算法^[75]，同时加入丰富的全局特征和聚类特征。

3.2.3. 确定性依存分析方法

确定性依存分析方法的基本思路是对于当前分析的每一个词确定唯一的动作，即成为前面已分析词的父节点或子节点，有时候可能需要对前面的动作进行回溯或修改。这种方法又称为基于转换的方法，用这种方法得到的依存句法树必然是唯一的。基于这种思路有两个比较具有代表性的方法：Yamada 算法^[76]和 Nivre 算法^[77]。

Yamada 算法是基于“移进-归约”的方法，主要使用三个分析动作：移进、左归约和右归约。从句子开头遍历到结尾，多次使用线性判别分类器决定三个分析动作中的一个，循环遍历直到所有词都直接或间接依赖唯一的根节点。基本思路如表 3-1 所示，其中， W 表示分析窗口，一般宽度为 2， A 为当前已分析出的依赖关系集合， w_i 和 w_{i+1} 是当前分析的一对词。

表 3-1 Yamada 算法的分析动作

动作	当前窗口	此次结果
移进	... $W[w_i, w_{i+1}]$ $W[w_{i+1}, w_{i+2}]$...
左归约	... $W[w_i, w_{i+1}]$ $W[w_i]$...; $AU\{w_i \rightarrow w_{i+1}\}$
右归约	... $W[w_i, w_{i+1}]$ $W[w_{i+1}]$...; $AU\{w_{i+1} \rightarrow w_i\}$

1. <http://www.ltp-cloud.com/>

Nivre 算法是一种基于栈的算法，包含了两种分析动作，一种就是前面提到的“移进-归约”，包括移进、左归约、右归约；另一种取自 Abney 等人的 Arc-eager 算法^[78]，此处不再做详细介绍，具体可参考文献^[77]。

虽然确定性的分析方法得到的结果往往是局部最优的，但其最大的问题就是错误传递，使得其准确率和生成式方法相比并无优势，但是它的时间复杂度是线性的，通过添加更多的特征，可以使其分析精度得到提高。

3.2.4. 基于序列标注的分层式依存分析方法

基于图的方法是以整个句子为依存关系搜索单元，确定性的方法是以邻近的词对作为分析单元，这两种方法的分析单位走了两个极端。于是，鉴萍^[79]等人提出了使用位于二者之间分析单元——依存层。依存层指的是依赖关系长度不大于 1 的词组成的结构。该方法使用 CRF 对分词后的句子进行序列标注，主要标注出相邻词间存在的依赖关系（依存层）；然后对依存层进行归约（只对当前已找到所有子节点的词进行归约），进入下一层序列标注和归约，直到所有词都归约到一个节点。基本流程以图 3-5 为例。

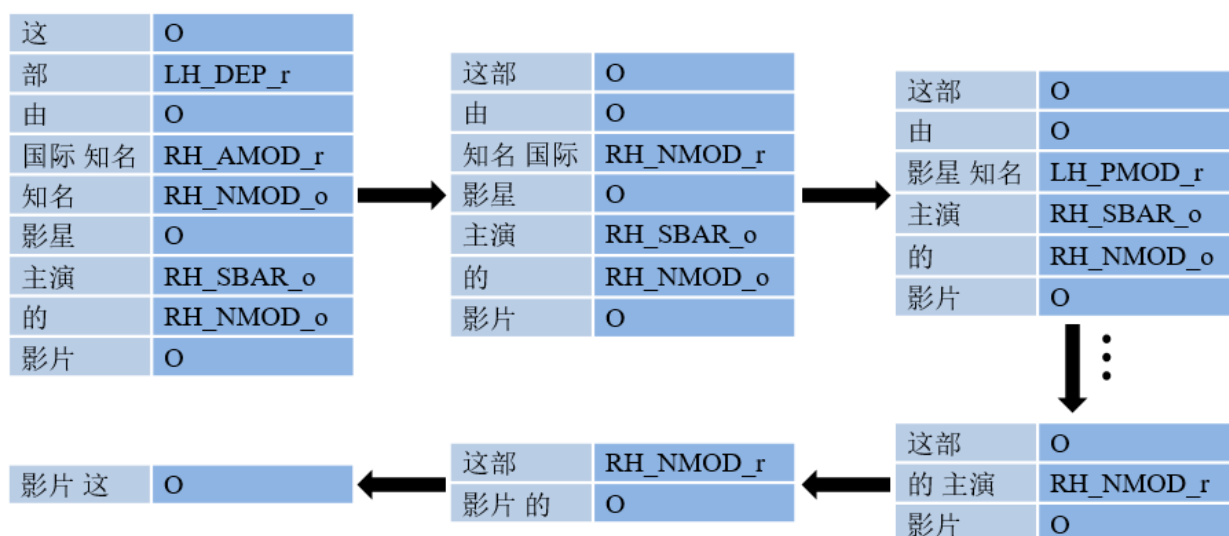


图 3-5 分层式依存句法分析示例

根据鉴萍等人的实验^[79]，这种方法分析的精度位于基于转换的方法和基于生成树的方法之间，但是利用序列标注模型显著地提高了分析效率，有很好的现实使用价值。

3.3 本章小结

本章主要介绍依存句法分析的基本概念和当前主流的分析方法，包括生成式依存分析方法、判别式依存分析方法、确定性依存分析方法。其中，生成式和判别式分析方法都是采用动态规划算法进行分析，得到的结果是全局最优的，但复杂度较高；而确定性分析方

法得到的结果虽然是局部最优的，但时间复杂度是线性的。另外国内学者提出的基于序列标注的分层式依存分析方法精度位于确定性方法和生成式方法之间，分析效率得到显著提高。

第四章 中文评价对象抽取和倾向性分析系统设计与实现

4.1 系统设计与实现

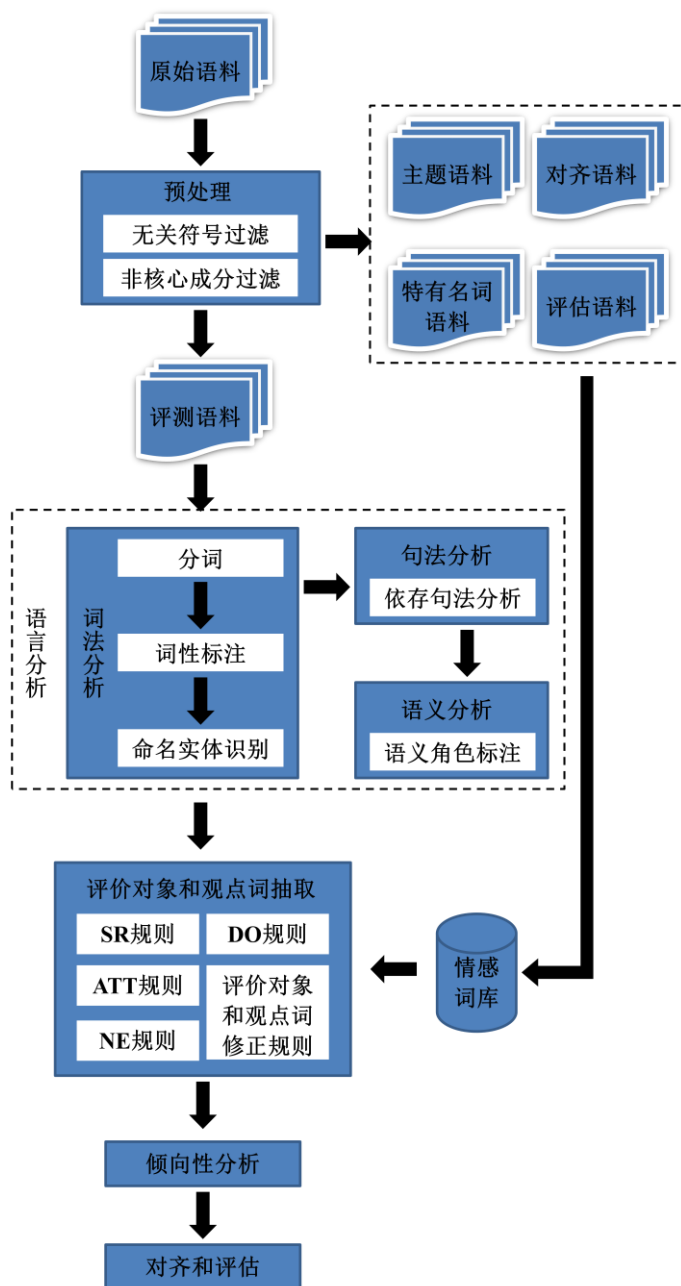


图 4-1 评价对象抽取和倾向性分析系统框架图

基于依存句法分析的中文评价对象抽取和倾向性分析系统主要分为六个部分：情感词库、预处理模块、语言分析模块、评价对象和情感词抽取模块、倾向性分析模块和评估模块。系统框架如图 4-1 所示，各个模块作用简介如下：

- (1) 情感词库：提供非核心成分过滤、情感词抽取和倾向性分析的知识库支持。

- (2) 预处理模块：处理与情感分析不相关的符号、链接、非核心成分等过滤，生成出用于后面分析使用的主题语料、特有名词语料、评测语料、评估语料、对齐语料。
- (3) 语言分析模块：对评测语料进行分词、词性标注、命名实体识别、依存句法分析、语义标注处理。本文主要使用的是哈工大的语言技术平台 LTP¹ 进行语言分析处理。
- (4) 评价对象和观点词抽取模块：根据语言分析模块生成句子的依存关系和语义角色标注结果，使用 SR 规则、ATT 规则、SN 规则、SO 规则和情感词修正规则去抽取和处理评价对象和观点词。
- (5) 倾向性分析模块：对评价对象关联的所有观点词进行分析，计算出评价对象的最终倾向性，并标注。
- (6) 评估模块：利用对齐语料得到评价对象在评估语料中的位置，评估系统性能。

下文将重点介绍情感词库的构建、预处理模块、评价对象和情感词抽取模块、倾向性分析模块。

4.2 情感词库的构建

情感词库的构建对于情感分析能否起到好的效果起到至关重要的作用，本文主要需要构建以下情感词典：正面情绪词典、负面情绪词典、正面评价词典、负面评价词典、观点引述词典、虚拟语气词典、转折词典、名词性情感词典、否定词典、伪否定词典。其中，情绪词典和评价词典是在 NTU 情感词典的基础上重新修改、整理出来的。下面将就各个词典的用途进行详细介绍。

4.2.1. 情绪词典

情绪词典主要分为正面情绪词典、负面情绪词典，主要反映的是评价主体内心对人或物（评价对象）的情感、喜恶、褒贬等主观感受。该类词一般以动词或形容词为主。（注：本文中观点词包括了情绪词和后文介绍的评价词）

例 1 我非常喜欢梁静茹的歌。

例 1 中“喜欢”一词是评价主体“我”对评价对象“梁静茹的歌”的主观情感，应当把“梁静茹的歌”作为评价对象抽取出来，同时“喜欢”是情绪词。类似的词还有“崇拜”、“拥护”、“力挺”、“讨厌”、“鄙视”等词，在 Zhou^[20]等人的研究中，这一类表达主观情感的动词称为后指动词。也就是说，无论该动词前面的成分是什么（被动句等个别句型除外），它的语义总是指向后面的宾语（即评价对象）。

与 Zhou 等人不同的是，本文的情绪词典不仅仅包括这类后指动词，还包括一些表达评价者主观情绪的词，如“高兴”、“难过”等，这一类词多以形容词为主，在句中可能不一定有所谓的宾语成分。

例 2 我今天很高兴！

例 3 梁静茹给我签名了，今天太高兴了！

例 2 是情绪句但不是评价句，虽然含有情感词，但是仅仅表达内心的情绪，并没有对任何客体对象做评价。例 3 中不仅仅有“高兴”这一情感词，还有与之关联的情感对象。从语义上来看，评价主体出现正面情感波动的原因是“梁静茹给我签名了”，表达的是评价主体对“梁静茹”的喜爱，“梁静茹”应当作为评价对象抽取出来。

4.2.2. 评价词典

评价词典主要分为正面评价词典和负面评价词典，与情绪词典中的词表达情绪、感受不同，该词典中的词更倾向于表达对人或物或事的观点或评论。这类词包括：“美丽”、“有趣”、“伤害”、“有利于”、“败类”等，多以形容词、名词、动词、副词等为主。一般情况下，当这类词为形容词或名词时，其修饰或指代的对象为评价对象；当这类词为动词或副词时，其动作的实施者或主语为评价对象。

例 4 这是个有趣的故事！

例 5 这个人是个十足的败类。

例 4 中评价词“有趣”直接修饰“故事”，例 5 中“败类”其实是主语“这个人”的宾语，既可以通过依赖关系将二者关联起来，也可以通过后文介绍的潜在评价对象搜索算法寻找名词“败类”指代的前文的潜在评价对象。

例 6 不动产登记条例有利于楼市稳定！

例 7 李敏成功地完成了任务。

例 6 中评价词“有利于”直接反映了主语“不动产登记条例”的成效，例 7 中副词“成功”修饰了主语“李敏”的动作，也是正面评价。

4.2.3. 观点引述词典

情绪词典和评价词典主要是用来确定单个情感词的情感倾向性以及对应的评价对象位置，观点引述词典主要是为了过滤句子中非核心成分，以减少不相关成分对评价对象抽取的干扰。本文定义的观点引述词分两种：一种是以介词开头，引述性词结尾的短语结构，

如：“就...而言”，“据...判断”等；另一种是陈述性词语，如：“猜测”、“说明”、“感觉”等。

例 8 查韦斯逝世了，就他和布什间的博弈而言，他是个了不起的总统。

例 9 不动产登记条例出台，潘石屹评论，这有利于经济软着陆。

对于介词开头的观点引述词，本文过滤掉介词和引述性词之间所有的成分（包括多余的标点符号）。如例 8 过滤后的结果是“查韦斯逝世了，他是个了不起的总统。”，这时候对情感词“了不起”寻找评价对象时，就少了“布什”等其他非评价对象的干扰。

对于陈述性词，如果其前面以名词短语或名词开头（如机构名、人名和一些专有名词）开头，那么名词短语和陈述性词之间的成分都可以过滤掉（包括多余的标点符号）。如例 9 过滤后的结果是“不动产登记条例出台，这有利于经济软着陆。”，这样就可以缩短观点词“有利于”和评价对象“不动产登记条例”之间的关联距离。这种过滤方法在 Zhang^[56]等人的研究中首次提及，他们是利用核心句和句法关系进行评价对象抽取。

4.2.4. 虚拟语气词典

虚拟语气词是用来过滤那些非真正表示情感倾向性或观点的情感词，这类词包括：“如果”、“希望”、“为了”等。这类词往往是表达作者某种期望、想法或未知猜测、条件假设等。

例 10 我喜欢梁静茹，希望她的新作能取得成功！

例 10 中“希望”表达了作者对“她的新作”的期望，并非真正使用“成功”评价“她的新作”。但是需要注意的是，并不是含有虚拟语气词的句子就不含有评价成分。本文所做的仅仅是过滤掉位于虚拟语气词支配的句子成分中的观点词，这样例 10 中依旧可以抽取出评价对象“梁静茹”和观点词“喜欢”。

4.2.5. 转折词典

转折词主要是用来处理情感倾向性发生反转的情况。这类词主要包括：“但是”、“可是”、“然而”等。有时候在句中对于同一个评价对象，可能同时存在正面评价和负面评价，如果这个时候含有转折词，那么转折词后的观点词才是作者真正想要表达的对评价对象的倾向性。

例 11 老罗的锤子手机，虽然不怎么好看，但是很用心。

例 11 中，“但是”之后的“用心”才是对“老罗的锤子手机”的真正评价，此时就可以忽略“但是”之前的“不怎么好看”。

4.2.6. 名词性情感词典

汉语中还有一些名词单独出现不表示任何情感，但是和“有”、“无”、“没”等词组合起来后就可以表示一定的情感倾向性。这类词包括“意思”、“意义”、“能力”、“地位”、“气质”、“性价比”等。这些词和“有”组合起来就可以表示正面评价，和“没有”、“没”、“无”等词组合起来就可以表示负面评价。

4.2.7. 否定词典

该词典主要包含表示否定意义的词，如“不”、“无”、“否”、“没有”等，用于情感倾向性反转。

4.2.8. 伪否定词典

该词典主要包含那些不表示否定意味但是含单个否定词的词，如“不得不”、“不可否认”等，用于防止错误的情感倾向性反转。

4.3 预处理模块

4.3.1. 无关符号过滤

本文处理的语料主要取自中文微博，微博中含有大量不规范的语言成分，如网址链接、表情符号、用户自定义符号、主题分隔符（#）等等，这些对分词以及句法依存分析产生很大影响。因此，需要预先对其进行处理：

- (1) 删除微博中的所有 http 链接，以及和链接相关联的上下文，如：“来自新浪视频 <http://t.cn/zTzZAAN>”，整个这段都应该被过滤掉。
- (2) 微博中很多表情符号和用户自定义的符号有时候并不真正表达其表面上的情感，同时对句法分析和分词都带来很大的干扰，因此本文对其也进行了过滤。
- (3) 对主题分隔符‘#’进行替换处理，原因同上。
- (4) 对被括号包裹起来的含有@的字符串进行过滤，因为这些一般是微博中新闻来源等标注，如：“（来自@新浪新闻）”。

4.3.2. 非核心成分过滤

本文过滤的非核心成分主要是指句子中如“据我所知”、“根据有关专家分析”、“王石认为”等引述性成分。这些成分后面往往会包含评论性内容，然而这些成分中代词、名词或名词短语可能会因为依存分析或语义角色标注的结果干扰评论性内容中观点词和真正评价对象的关联。例如：“查韦斯逝世，王石认为他是一个伟大的反美斗士！”。这句话中观点词“伟大”与“他”关联，在对“他”进行指代搜索时，可能会错误地关联到“王石”（当然也可以在指代搜索时进行非核心成分排除，但是会增加系统复杂性，本文选择在预处理时过滤掉这些成分）。

本文利用前文创建的观点引述词典，对去除了无关符号的预处理语料进行非核心成分过滤。上例经过处理后变成“查韦斯逝世，他是一个伟大的反美斗士！”，此时在进行指代搜索时，“他”很容易对应到“查韦斯”，进而抽取出“[查韦斯，伟大]”。

4.3.3. 语料生成

经过前两步处理后，抽取生成出用于后面分析使用的主题语料、特有名词语料、评测语料、评估语料、对齐语料：

- (1) 对于微博开头或末尾以#或书名号（其中书名号与正文有空格隔开）包裹的内容，视为主题并抽取出来生成主题语料，同时过滤掉多余的#。主题语料将用于后面的评价对象搜索算法使用。
- (2) 特有名词语料主要是指微博语料中被书名号包裹的内容，主要是书名、音乐名、电影名等该句中特有的名词。该语料可以用来区分句子中哪些未被书名号包裹的内容是特有名词。
- (3) 评测语料就是指经过上面过滤、抽取处理后剩下的微博语料，用于后面的语言分析和情感分析。
- (4) 评估预料中包含了每个微博语句的评价对象在句中的位置下标和相应的倾向性标注，用于后面的性能评估。
- (5) 对齐语料用于计算抽取出的评价对象在原句中的位置，用于评估计算。

4.4 评价对象和观点词抽取模块

在本模块中主要使用五个规则对前面语言分析的结果进行处理，抽取评价对象和观点词。首先使用 SR 规则、ATT 规则、SN 规则和 SO 规则抽取评价对象和观点词，然后使用评价对象和观点词修正规则对抽取出来的结果进行修正，同时过滤掉不符合要求的结果。利用规则抽取时，可能需要使用到评价对象搜索算法，该算法主要是用于抽取并返回指定文本中包含的评价对象或代词等指代的评价对象，同时也返回搜索过程中找到的与评价对象对应的观点词（若没有则返回空），具体内容将在后面介绍。

4.4.1. SR 规则

SR（Semantic Role）规则是本文系统中唯一利用语义角色标注进行评价对象和观点词抽取的规则。系统重点关注的语义角色标注类型包括：谓词（PRED）、副词（ADV）、转折词（DIS）、动作的施事者（A0）、动作的受事者或对象（A1）、动作的间接受事者（A2，若前面出现过 A1 默认用 A2 对应的文本取代 A1）。该规则融入了评价词的前指语义和情绪词的后指语义（见情感词库构建一节），本处不再介绍与之关联的细节部分。

算法 4-1 (SR 规则抽取算法)

输入：以谓词为中心的语义角色标注（谓词、副词、转折词、施事者、受事者）对应的文本内容 $T = (t_{pred}, t_{adv}, t_{dis}, t_{a0}, t_{a1})$ ；对应下标 $I = (i_{pred}, i_{adv}, i_{dis}, i_{a0}, i_{a1})$ ；当前标注结果在上下文中的下标范围 r ；情绪词典 $D1$ （包括正面和负面情绪词典）；评价词典 $D2$ （包括正面和负面评价词典）；名词性词典 $D3$ ；

输出：临时评价对象和观点词对集合 S ；已分析范围集合 R 。

(1) 若 $\{t_{pred}, t_{adv}, t_{a0}, t_{a1}\} \cap (D1 \cup D2) \neq \emptyset$ ，则进入 (2)，反之进入 (3)。

(2) 依情感词出现的不同标注类型顺序进行评价对象和观点词抽取：

a) 对于 $t_{pred} \in (D1 \cup D2)$ ：

若 $t_{a0} = null$, $t_{a1} = null$ 且 $t_{pred} \in D2$ ，则利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象 t ， $S = S \cup \{(t, t_{pred})\}$ ；

若 $t_{a0} \neq null$ 或 $t_{a1} \neq null$ ，则进入如下步骤：

i. 对于 $t_{pred} \in D2$ ：若 $t_{a0} \neq null$ ，或 $t_{a1} \neq null$ 且 $i_{a1} < i_{pred}$ ，则利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) ；

ii. 对于 $t_{pred} \in D1$ ：利用评价对象搜索算法寻找 t_{a1} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) 。

$S = S \cup \{(t, t_{pred}), (t, o)\}$ ，进入 (4)。

b) 对于 $t_{adv} \in (D1 \cup D2)$ ：

若 $t_{a0} = null$, $t_{a1} \neq null$ 且 $i_{a1} < i_{pred}$ ，利用评价对象搜索算法寻找 t_{a1} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) ；

反之，利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) 。

当 $o \neq null$ ， $S = S \cup \{(t, o)\}$ ；反之， $S = S \cup \{(t, t_{adv})\}$ 。进入 (4)。

c) 对于 $\{t_{a0}, t_{a1}\} \cap (D1 \cup D2) \neq \emptyset$ ：

i. 对于 $t_{a1} \neq null$ ：

若 $i_{a1} < i_{pred}$ ，则利用评价对象搜索算法寻找 t_{a1} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) ；

反之，优先利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) ，若未找到，则再利用评价对象搜索算法寻找 t_{a1} 对应的潜在评价对象和观点词 (t, o) 。

若 t_{a1} 含有观点词 $o1$ ，则 $S = S \cup \{(t, o1)\}$ ；反之， $S = S \cup \{(t, o)\}$ 。

- ii. 对于 $t_{a0} \neq null$ ：利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象和观点词 $(t0, o0)$ 。

若 $t_{a1} \neq null$ ，则利用评价对象搜索算法寻找 t_{a1} 对应的潜在评价对象和观点词 $(t1, o1)$ ，检测 t_{a1} 中是否含有人称指代（见后文的人称指代检测），如果 t_{a1} 不含有或含有人称指代的对象恰好在 t_{a0} 中，则 $S = S \cup \{(t0, o1)\}$ 。

若 t_{a0} 不是人称代词且谓词不是使 t_{a0} 成为潜在评价对象的动词（如：“是”、“使得”、“作为”等词），意味着 t_{a0} 和 t_{a1} 中可能各自含有评价对象和观点词，则令潜在情感要素集合 $S' = \{(t0, o0)\} \cup \{(t1, o1)\}$ ，否则 $S' = \{(t1, o1)\}$ 。 $\forall (t, o) \in S'$ ，若 t_{a0} 中存在 $o0 \in (D1 \cup D2)$ 则 $S = S \cup \{(t, o0)\}$ ；反之， $S = S \cup \{(t, o)\}$ 。

进入（4）。

- （3）若 $t_{a1} \in D3$ ， $i_{pred} < i_{a1}$ ， i_{pred} 中含有“有”、“无”、“没”，则利用评价对象搜索算法寻找 t_{a0} 对应的潜在评价对象 t 。根据谓词对情感极性的影响（如“有意思”和“没意思”）， $S = S \cup \{(t, 好)\}$ 或 $S = S \cup \{(t, 坏)\}$ 。

- （4） $R = R \cup \{r\}$ ，返回。

规则示例

- （1）谓词是情感词：

- a) “真好看啊！”这句从前文中寻找评价对象 t ，若找到则将 $(t, 好看)$ 抽取出来。
- b) “他很厉害！”这句寻找“他”指代的评价对象 t ，将 $(t, 厉害)$ 抽取出来。
- c) “喜欢上了查韦斯！”这句查韦斯是 A1 成分，将 $(查韦斯, 喜欢)$ 抽取出来。

- （2）副词是情感词：

- a) “中国房地产 健康持续地发展”这句“中国房地产”是 A1 成分，作为“发展”的受事对象被标注出来，在谓词“发展”的前面，所以将 $(中国房地产, 健康)$ 抽取出来。
- b) “习近平 成功地完成了改革！”这句将 $(习近平, 成功)$ 抽取出来。

- （3）A0 或 A1 中含有情感词：

- a) A0A1 均有：“小明是个努力的孩子。”这句将 $(小明, 努力)$ 抽取出来；“伟大的查韦斯离开了他的人民。”这句将 $(查韦斯, 伟大)$ 抽取出来。
- b) 有 A0 无 A1：“伟大的革命斗士走了！”这句需要对“伟大的革命斗士”进行评价对象搜索寻找真正的评价对象 t ，将 $(t, 伟大)$ 抽取出来。

- c) 有 A1 无 A0: “不动产登记条例出台了, 真是个好政策!” 这句需要先进行评价对象搜索找到潜在的 A0 对应的评价对象——“不动产登记条例”, 然后抽取出(不动产登记条例, 好); 若“不动产登记条例出台了”这个子句不存在, 则之抽取出(政策, 好)。

- (4) 谓词含“有”的例子: “这个故事非常有意思!” 这句中“有意思”的分词成分虽然不具有情感, 但是组合起来却表达正面倾向性, 所以将“这个故事”作为评价对象抽取出来。

4.4.2. ATT 规则

ATT 规则主要根据句法依存分析的结果, 将所有 ATT (Attribute, 定中关系) 标注范围内的且位置不在前面规则已分析范围中的词块抽取出来作为候选评价对象。这样是为了将未作为语义成分 A0 或 A1 但可能是评价对象的短语成分抽取出来, 这些短语称为定中短语, 其中心语一般是名词、代词、数词、体词性联合短语等, 有时谓语性成分也可以充当中心语, 例如“生活水平的改善”、“人工智能的发展”等。由此可见, 这种做法能抽取很多非名词性短语, 比现有只抽取出名词性短语作为候选评价对象的方法要好。需要注意的是, 对于定中短语中可以进一步抽取出来作为评价对象的成分, 如“伟大的毛主席”、“《三体》的成功”等, 需要作进一步抽取。同时, 将 LTP 词性标注集下的形容词、副词、动词、名词、惯用语等作为候选观点词。

本系统参照 Qiu^[18]等提出的双向传播规则对前文抽取出的候选评价对象和观点词进行筛选。通过分析, 本文对提取规则进行了改进并扩展了新的间接抽取规则。实验证明扩展后的间接规则能进一步改善抽取效果。详细规则如下:

- (1) Head 规则:

形式: $HED(HED-0, O-i)$

条件: $O \in \{O\}, Dep(O) \cap \{T\} = \emptyset$

输出: $[\#, O]$

- (2) Direct 规则:

形式: $O \rightarrow O_dep \rightarrow T \quad OR \quad T \rightarrow T_dep \rightarrow O$

条件: $O \in \{O\}, T \in \{T\}, O|T_dep \in \{ATT, SBV, VOB, POB, FOB, IOB, ADV, CMP\}$

输出: $[T, O]$

(3) Indirect 规则:

形式: $O \rightarrow O_dep \rightarrow H \rightarrow H_dep \rightarrow T$ OR $T \rightarrow T_dep \rightarrow H \rightarrow H_dep \rightarrow O$

OR $O \leftarrow H_dep \leftarrow H \rightarrow H_dep \rightarrow T$

条件: $O \in \{O\}$, $T \in \{T\}$,

$O | T_dep \in \{HED, ATT, SBV, VOB, POB, FOB, IOB, ADV, CMP, COO\}$

输出: $[T, O]$

4.4.3. SN 规则

SN (Single Noun) 规则主要根据词性标注的结果, 将除了表示方位、时间外的且不在前面规则已分析范围中的单个名词 (包括一般名词、人名、地名、机构名、地理位置名、专有名词等) 抽取出来作为候选评价对象。这样可以获取大多数以单个词形式出现的评价对象。同时, 将 LTP 词性标注集下的形容词、副词、动词、名词、惯用语等作为候选观点词。接着利用类似上述 ATT 规则使用的改进的双向传播规则筛选出评价对象和观点词。

4.4.4. SO 规则

SO (Single Opinion) 规则主要针对句中观点词无其他评价对象与之建立依赖关系, 仅有根结点 (Head) 与之关联的情况。这时需要使用评价对象搜索算法寻找前文可能存在的与该观点词对应的评价对象。例如“查韦斯上台了。了不起!”, 这段话在处理下句时抽取“了不起”, 需要搜索到上文中的“查韦斯”作为其评价对象抽取出来。

4.4.5. 评价对象和观点词修正规则

评价对象和观点词修正规则主要针对前面规则已经抽取出来的评价对象和观点词进行检测和修正, 主要包括以下几个子规则:

- (1) 有效性检测规则, 符合以下任意一个条件的评价对象和观点词对都是无效结果, 需要剔除:
 - a) 评价对象长度小于 2 且不是名词;
 - b) 评价对象是情感词且不是名词或评价对象包含有观点词;
 - c) 评价对象只含有副词、动词、惯用语、量词、数词或以方位词、时间词结尾等。
- (2) 评价对象是人称代词或以职位、称号 (如“总统”、“斗士”) 等结尾, 则需要利用人名实体搜索算法在上下文寻找人名。
- (3) 虚拟语气检测规则: 对位置在“希望”、“猜测”、“不知道”等虚拟语气词支配的子句中的观点词和其对应的评价对象进行剔除。

- (4) 无效符号过滤规则：过滤掉评价对象首尾无效的标点符号，如“，”、“；”等，这些主要是语义标注时所引入的。
- (5) 情感词转折规则对 SR 规则抽取出来的评价对象和观点词对，若同一个评价对象对应多个观点词，根据情感转折词典，优先选择位于转折词从句中的观点词。

4.4.6. 评价对象搜索算法

评价对象搜索算法主要处理两种情况：当前分析成分中有观点词但是没有评价对象；有评价对象，但词性是代词或称呼类名词。这两种情况都需要从上下文寻找真正的与观点词对应的评价对象。

算法 4-2（评价对象搜索算法）

输入：当前分析上下文（包括当前的句子）的词性标注 I ，依存句法分析结果 D ，上下文所有人名集合 S ，主题中的候选评价对象集合 T ，待处理评价对象 t （可为空）；

输出：评价对象 $target$ ；观点词 $opinion$ 。

- (1) 初始化： $target = null$ ， $opinion = null$ 。
- (2) 若当前针对的是 SR 规则中空 A0 成分（即 $t = null$ ）寻找观点词对应的评价对象，优先根据 D 中的 SBV（主谓关系）标注寻找当前分析成分的谓词对应的主语作为 t 。
- (3) 若 t 是为人称代词或以称呼类名词结尾的词（利用词语相似度算法判断是否是称呼类名词），则根据 S 寻找距离当前 t 最近的人名作为 $target$ ，进入（5）。
- (4) 若 t 为空或其他非人称的代词，则优先从当前位置（若是代词）的前一个位置寻找连续名词短语（例如“锤子手机这款产品很不错！”），若名词短语含有观点词则令之为 $opinion$ ，过滤掉修饰语的剩余成分作为 $target$ ；

若 $target = null$ ，则从 t 所在的子句开头至 t 所在位置部分寻找定中短语或可作为评价对象候选词的名词或书名号包围的成分作为 $target$ ，相关修饰语若为观点词则令之为 $opinion$ ；

若 $target = null$ ，则从 T 中寻找第一个候选词作为 $target$ ；

若 $target = null$ ，则选取同一上下文上一次分析中找到的评价对象作为 $target$ 。

本文主要使用基于《知网》的词汇语义相似度计算算法^[80]来判断当前评价对象是否是描述职位、称呼、称号的词或短语，进而决定是否在上下文寻找与之对应的人名评价对象。

知网¹ (HowNet) 使用某种知识描述语言将一系列的义原组织起来用以描述词语的语义 (见图 4-2)。

$$\text{实词概念} = \left[\begin{array}{l} \text{第一基本义原描述} = \text{基本义原}_a \\ \text{其他基本义原描述} = \{\text{基本义原}_b, \text{基本义原}_c, \dots\} \\ \text{关系义原描述} = \left[\begin{array}{l} \text{关系义原}_1 = \text{基本义原}_x | \text{具体词}_x \\ \text{关系义原}_1 = \text{基本义原}_y | \text{具体词}_y \\ \dots \end{array} \right] \\ \text{关系符号描述} = \left[\begin{array}{l} \text{关系符号}_1 = \text{义原}_u | \text{具体词}_u, \text{义原}_v | \text{具体词}_v, \dots \\ \text{关系符号}_2 = \text{义原}_s | \text{具体词}_s, \text{义原}_t | \text{具体词}_t, \dots \\ \dots \end{array} \right] \end{array} \right]$$

图 4-2 实词概念描述结构

对于候选评价对象, 若其最后一个词的第一基本义原是否是“人”且该词与“人”的相似度大于某一阈值 (本文取 0.7), 则从前面开始寻找距离该词最近的人名, 若未找到则再往后寻找, 若找到则作为其指代的评价对象抽出, 若未找到, 则将该候选评价对象作为真正的评价对象。

4.5 倾向性分析模块

倾向性分析主要根据每个评价对象对应的观点词, 判断评价对象最终的情感倾向性。情感倾向性的判断主要使用情绪词典和评价词典, 同时将上下文中与之关联的副词作为分析参考词, 综合分析决定是否对情感极性进行反转。

对于 SR 规则中抽取出来的评价对象, 如果该评价对象和观点词取自同一个语义标注成分 (例如“这(A0)不(ADV)是(PRED)一个有良知的政府(A1)!”), 则从当前句子的依存关系中寻找与当前谓词关联的所有副词作为当前观点词的分析参考词。这么做是考虑到评价对象和观点词已经在同一个语义成分中, 仅仅需要考虑通过依存关系与之关联的副词, 其他的副词很少会对此处的情感倾向性造成影响。如果评价对象和观点词不是取自同一个语义标注成分 (例如“这届政府(A0) 不可否认(ADV)是(PRED)很给力(A1)!”), 则选取当前以谓词为中心的语义标注范围内所有的副词作为当前观点词的分析参考词。

对于 ATT 规则、SN 规则、SO 规则等完全通过双向传播规则抽取出来的评价对象和观点词, 需要将符合直接依赖 (opinion-adv) 和间接依赖 (opinion-h-adv, h 表示任意一个中间词) 关系的副词抽取出来作为当前观点词的分析参考词。

1. <http://www.keenage.com/>

本系统使用的倾向性计算算法（见算法 4-3）主要考虑副词是否否定词还是伪否定词对情感极性的影响。同时本文认为如果副词观点词和非副词观点词同时存在，副词观点词对情感极性的影响要稍微弱点，所以赋予副词观点词的基本评分要低一些。例如，“他这个人真心让我很反感！”这样的句子在分析时就会因为“真心”的副词评分低于“反感”，使该句的情感评分倾向于负面。

算法 4-3（倾向性计算算法）

输入：当前评价对象对应的观点词集合 $S = \{(o, R)\}$ （集合元素包括观点词 o 及其对应的分析参考词集合 R ， R 中的词可能可以继续分词）；一般观点词基本分 $b1$ （本文设为 1.0）；副词观点词基本分 $b2$ （本文设为 0.7）；正面情感词典 $D1$ （包括正面情绪词典和正面评价词典）；负面情感词典 $D2$ （包括负面情绪词典和负面评价词典）；否定词典 $D3$ ；伪否定词词典 $D4$ ；

输出：评价对象情感倾向性标注结果 t 。

- (1) 初始化：绝对值最大的评分 $maxScore=0$ ，观点词基本评分 $score=0$ ；
- (2) 遍历 S ，对于每一个 $(o, R) \in S$ ：
 - a) 若 $o \in D1$ ，则 $score=1$ ；若 $o \in D2$ ，则 $score=-1$ 。
 - b) 若 o 不为副词，则 $score=b1 \times score$ ；反之 $score=b2 \times score$ 。
 - c) 对于每一个 $r \in R$ ：若 $\exists d \in D3$ ， r 中含有 d ，且 $r \notin D4$ ，则 $score=-score$ 。
 - d) 若 $|score| > |maxScore|$ ， $maxScore = score$ 。
- (3) 若 $maxScore > 0$ ， $t = POS$ ，反之 $t = NEG$ 。

4.6 本章小结

本章主要阐述情感词库的构建以及基于依存句法分析的评价对象抽取和情感倾向性分析系统的设计和实现，重点介绍了以下几个模块：预处理模块、评价对象和情感词抽取模块、倾向性分析模块，其中包括本文使用的几个主要的规则和算法：SR 规则、ATT 规则、SN 规则、SO 规则、评价对象和观点词修正规则、评价对象搜索算法、倾向性计算算法。

第五章 实验与分析

本文使用了自然语言处理与中文计算会议 (NLP&CC) 2013 年情感要素抽取和倾向性分析评测语料, 共 10 个主题, 约 10000 条微博。情感要素抽取和倾向性分析评测任务的要求^[81]是: 找出微博中每条观点句 (观点句已给出, 不需要自动识别, 同时非观点句保留) 作者的评价对象, 即情感对象 (包括句中位置)。每条观点句可能含有若干情感对象, 同时判断针对情感对象的观点极性。

5.1 评价标准

评测标准采用精确评价和宽松评价两种方式, 使用准确率、召回率和 F1 值作为评价标准。

在精确评价中, 要求提交的情感对象的 offset 和答案完全相同并且情感对象极性也相同时才算正确。如式 (5-1)、(5-2)、(5-3), 其中 #correct_label 是实验标注出的评价对象 (包括位置) 和情感倾向完全正确的数目, #all_label 表示实验标注出的所有的评价对象的数目, #all_evaluation 表示评测语料中所有评价对象的数目。

$$Precision = \frac{\#correct_label}{\#all_label} \quad (5-1)$$

$$Recall = \frac{\#correct_label}{\#all_evaluation} \quad (5-2)$$

$$F1-measure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5-3)$$

在宽松评价中, 一个结果 r 包含 4 个参与评测的元素: 句子微博 wId , 句子 sId , 情感对象区间 s (由起始位置和终止位置构成) 和极性 p , 即 $r=(wId, sId, s, p)$ 。首先定义两个结果 r 和 r' 之间的覆盖率 c :

$$c(r, r') = \begin{cases} \frac{|s \cap s'|}{|s'|} & \text{if } condition \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (5-4)$$

$$condition: p = p' \ \& \ wId = wId' \ \& \ sId = sId' \quad (5-5)$$

其中 $|*|$ 表示计算区间的长度, 两个结果集合 R 和 R' 之间覆盖率 C 定义为:

$$C(R, R') = \sum_{r_i \in R} \sum_{r_j' \in R'} c(r_i, r_j') \quad (5-6)$$

假设实验标注结果集合为 R' ，评估语料中标注结果集合为 R ，则精度、召回率和 F 值为：

$$Precision = \frac{C(R, R')}{|R'|} \quad (5-7)$$

$$Recall = \frac{C(R, R')}{|R|} \quad (5-8)$$

$$F1-messure = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (5-9)$$

5.2 实验结果

本文实验结果如表 5-1 所示。就结果而言，与所有参加 NLP&CC2013 情感要素抽取任务的评测结果相比，处于前列，但是离实际应用还有很长的一段路要走。

表 5-1 整体情感分析结果

精确标准	准确率	召回率	F1 值
微平均	0.375	0.3155	0.3427
宏平均	0.3852	0.3246	0.3505
宽松标准	准确率	召回率	F1 值
微平均	0.5006	0.4203	0.457
宏平均	0.5056	0.4218	0.4576

5.2.1. 语义规则对情感分析的影响

从图 5-1 可以看出，通过添加语义规则，情感分析系统的准确率得到显著提高，由原来的 40.21% 提升到 50.06%，从而明显提高 F1 值。然而，召回率仅由 38.59% 提升到 42.03%。

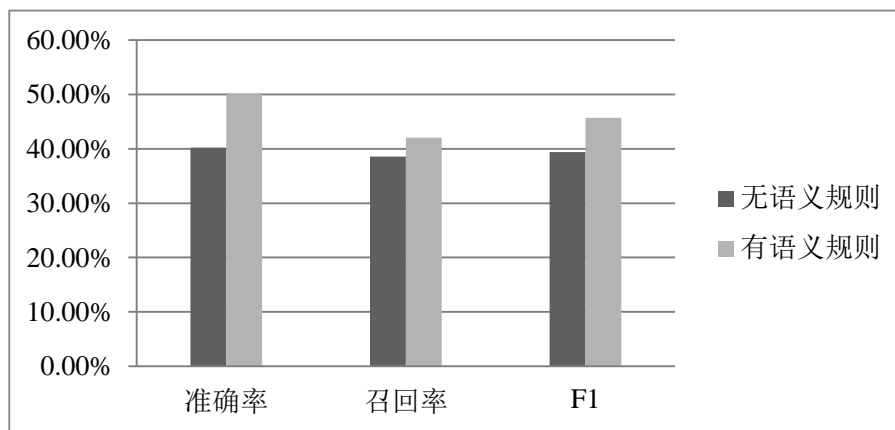


图 5-1 语义规则对整体情感分析性能的影响

进一步分析图 5-2 可以发现, 语义规则的添加并没有非常明显地使基于依存句法分析的方法抽取出更多的评价对象, 但是却使得评价对象的抽取精确性得到很大的提高。通过语义角色标注可以较为清晰地标出以谓词为中心的动作参与成分, 缩小以该谓词为中心的子句中评价对象的搜索范围。同时, 利用包含语义知识的规则可以在一定程度上根据情感词的前指倾向或后指倾向决定抽取哪部分成分作为评价对象。这样可以避免完全依赖依存关系这种粗粒度的方法进行评价对象抽取, 尤其是在观点词与多个评价对象具有依存关系的情况下。根据双向传播规则, 与观点词关联的评价对象候选词都会被抽取出来。而语义规则会利用语义知识对参与情感表达的成分进行判断和选择, 只要包含更加丰富的词库, 这种细粒度的方法甚至还能识别出更多表面无情感但表达倾向性的观点词, 包括一些惯用语、句式等。

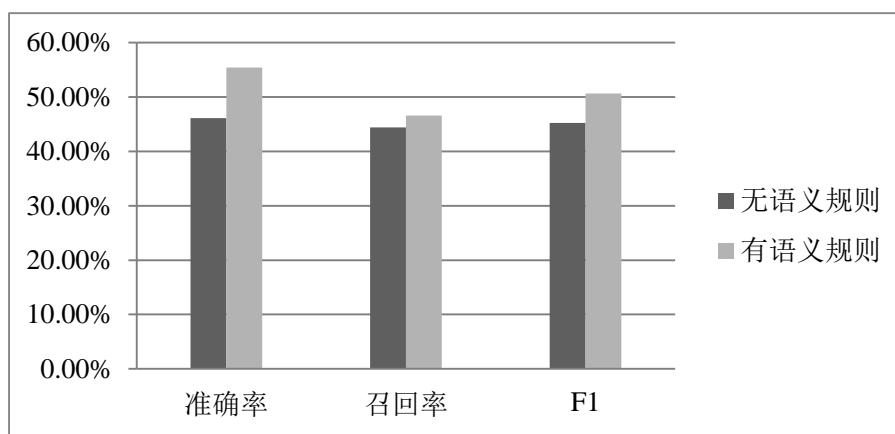


图 5-2 语义规则对评价对象抽取性能的影响

5.2.2. 依存关系间接规则对情感分析的影响

从图 5-3 可以看出, 在当前语料下, 无论是否有语义规则, 添加间接依存规则都能提高系统召回率, 而准确率都有所下降。综合起来, F1 值均有所提高。

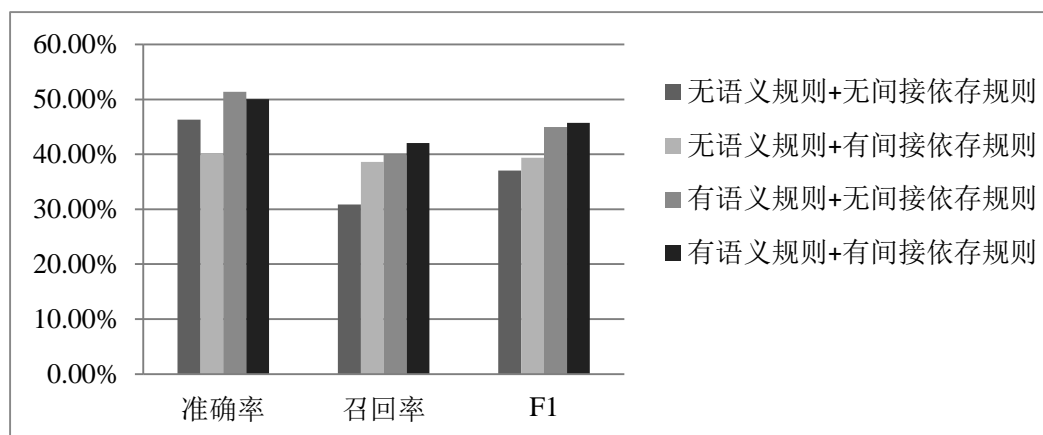


图 5-3 依存关系间接规则对情感分析性能的影响

进一步观察可以发现，在没有语义规则的情况下，添加间接依存关系规则能显著提高系统召回率（约 8%），同时准确率却由 46.29% 下降到 40.21%，F1 值提升约 2%；而在有语义规则的情况下，添加间接依存关系规则系统召回率仅仅提高了约 2%，准确率仅仅降低了约 1%，F1 值提升了约 0.7%。由此可见，在无语义规则的时候，间接依存规则对于系统识别的准确率和召回率的影响非常明显，它在抽取出更多的评价对象的同时，也识别出很多无关成分，因此带来了精确度的损失。而有了语义规则之后，间接依存规则对系统性能的影响明显被削弱了。通过对实验标注结果进行分析发现，语义规则中使用的评价对象搜索算法能帮助识别出距离观点词稍远的评价对象，在某种程度上类似于间接依存规则抽取方法寻找远距离的评价对象和观点词，但是由于其是基于语义知识的，在正确性上要更高一些。

从整体上看，合理地对间接依存规则中使用的依存关系进行约束，在一定程度上还是提高了系统的整体性能。

5.2.3. ATT 规则与名词短语方法的对比实验

名词短语规则使用 ICTCLAS¹（其词性标注类型更为丰富）对微博语料进行分词和词性标注之后，需要将部分名词和相关词按名词短语合并规则^[42]进行合并以形成短语，便于抽取出潜在的评价对象。短语部分作为一个完整的分词单元参与到句法依存分析中，有利于分析出短语与其他成分的依赖关系，缩短依赖关系分析距离。

名词短语合并规则如下：

$$NP \rightarrow (n | vn | r)^*(n | vn)$$

$$NP \rightarrow \langle +word^* + \rangle$$

$$NP \rightarrow M + Q + NP$$

$$NP \rightarrow NP + NP$$

$$NP \rightarrow NP + udel + NP$$

其中，NP、AP、M、Q 分别表示名词短语、形容词短语、数词、量词，a、n、vn、r、word 分别表示形容词、名词、名动词、代词和任意词，udel 表示“的”。

名词短语规则主要关注的是以名词为核心的短语结构，而 ATT 规则关注的定中短语的中心语一般是名词、代词、数词、体词性联合短语等，有时谓语性成分也可以充当中心语。名词短语规则是在分词和词性标注的基础上，以规则为驱动的抽取方法；ATT 规则是在依存句法分析的基础上，将能在句法结构层面上通过定中关系关联的成分作为评价对象候选

1. <http://ictclas.nlpir.org/>

词，这是以句子整体结构分析结果为驱动的。因为语义规则中也使用了定中短语抽取评价对象，为了保证语义规则不对验证实验造成影响，本文在去除语义规则的情况下做了 ATT 规则和名词短语规则的对比实验。从图 5-4 可以看出，使用 ATT 规则的识别准确率比名词短语规则要高近 21%，召回率高出近 5%，F1 值高出约 15%。实验结果也验证了使用 ATT 规则抽取出的短语作为评价对象候选词在准确率还是召回率都取得不错的结果，它能抽出更丰富的短语类型，以句法结构为基础，准确性也相对高一些。可以猜想，如果再融入语义知识，准确性会有进一步提升的可能，而评价对象搜索算法中使用词义相似度就是基于这一点。

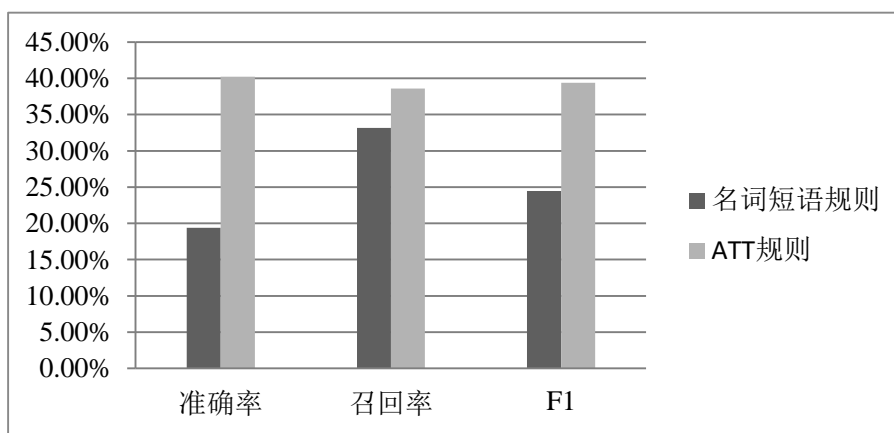


图 5-4 ATT 规则与名词短语方法对比实验图

5.2.4. 评价对象搜索算法对情感分析的影响

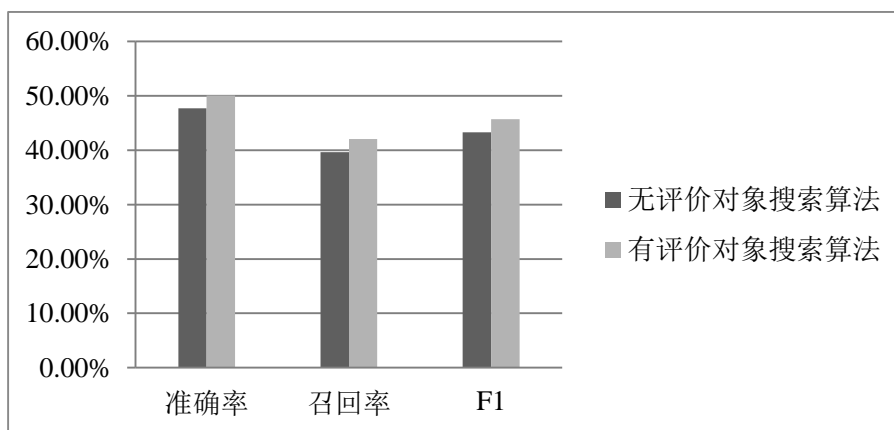


图 5-5 评价对象搜索算法对情感分析的影响

评价对象搜索算法主要处理当前子句中观点词无对应的评价对象（例如，“真是美丽啊！”）或针对当前找到评价对象需要搜索其指代的更加明确的评价对象（例如，“他真是个好同志！”）的情况。由图 5-5 可以看出，添加评价对象搜索算法后，准确率、召回率和 F1 值都提升了约 2%。这说明，本文的评价对象搜索算法确实对提升系统识别的准确

率和召回率有所帮助，但是提升能力却极为有限。这是因为对于子句中需要从上下文寻找评价对象的观点词而言，目前使用的评价对象搜索算法主要是基于就近原则以及子句评价对象一般在句首或主题中这样的假设，这种在句子结构上的设想很难保证找到的评价对象就一定是正确的，具有很大的不确定性。同时，即使添加了人名实体检测和搜索这样含有语义知识的方法，也只能保证评价对象搜索类别的确定性，依旧有可能出现误差（本文在预处理使用了非核心成分过滤就是为了减小这种误差）。例 1 和例 2 中对于观点词“好”，根据人名实体检测和搜索算法，需要寻找“同志”这个称呼对应的真正的评价对象。然而例 1 和例 2 中前文的人名“查韦斯”和“王平”在句中位置都有可能离“好”近，就近原则会带来误差。对此，可以使用子句文本相似度计算来寻找评价对象，但是由于微博子句长度一般比较短，可使用的特征更少，所以依旧无法保证精确度。

例 1 查韦斯逝世，王平对此很难过，又一个好 同志离开了！

例 2 王平很难过，因为查韦斯逝世了，又一个好 同志离开了！

从图 5-6 可以看出，就整个评价对象搜索算法而言，人名实体检测对系统的准确率影响较大，这也说明它给评价对象搜索范围带来了一定的确定性。进一步观察表 5-2 中各个主题在有无人名实体检测的情况下宽松标准下的 F1 值可以发现，人名实体检测和搜索对主题是“查韦斯”的语料的性能提升最为显著，效果最好。同样是关于人物的语料，主题是“王语嫣”的语料性能提升却很小。经过对比可以发现，在“查韦斯”的语料中，句子基本以人名“查韦斯”为主，在进行人名实体搜索时，误差非常小；而在“王语嫣”的语料中，句子中含有的人名可能会有多个，这给人名实体搜索带来很大的误差。

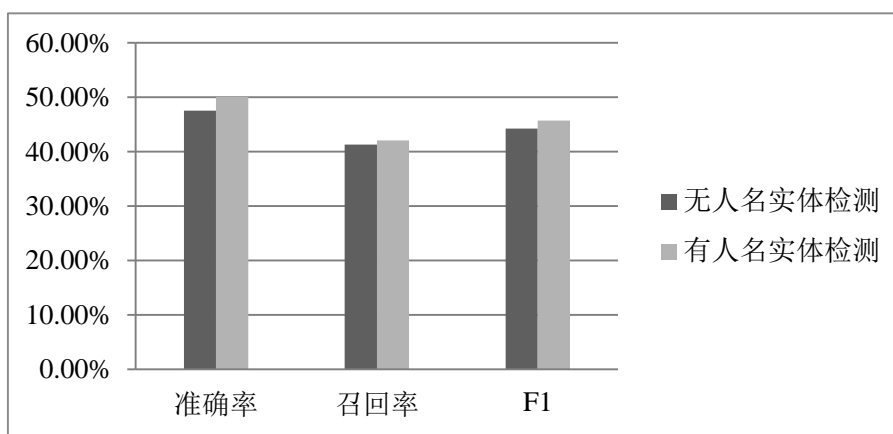


图 5-6 人名实体检测对情感分析的影响

表 5-2 人名实体检测在不同主题下的情感分析性能对比表

主题	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
无人名 实体检测	0.5485	0.3633	0.4846	0.4376	0.3574	0.3328	0.6169	0.4748	0.3293	0.4569
有人名 实体检测	0.5538	0.5388	0.4883	0.4354	0.3494	0.3339	0.6116	0.4784	0.3295	0.4569

注：此处性能以宽松标准下的 F1 值为主。编号和主题对应如下：0-不动产登记条例，1-查韦斯，2-锤子 ROM，3-厨子戏子痞子，4-毒玩具，5-曼联 VS 皇马，6-魔境仙踪，7-王语嫣，8-笑傲江湖，9-中国方言式英语。

这说明，人名实体检测和搜索这样的方法对于含有大量人名的语料的情感分析确实有帮助，但是需要解决歧义问题，借助语义特征是一个方向。事实上，这种方法更像是领域相关的搜索方法，例如数码产品评价的情感要素抽取，对于很多文本语义特征，如“容量很大”、“跑得快”等，都会对应到一些专有的评价对象上，如“存储”、“CPU”等。

5.3 错误分析

在进一步对实验结果内容和评测答案进行对比之后，发现还有其他因素导致了错误的分析结果，主要有以下几点：

- (1) 通过依存句法分析关联上的评价对象和观点词毕竟只是句法结构上的关联，有时并非具有情感上的关联性，还需要进一步进行语义上的分析和处理。
- (2) 评价对象搜索时，缺乏语义理解导致关联上出现误差。例如“不动产统一登记制度建立后，可以更好地落实《物权法》，有效保护不动产权利人的合法财产权。”这句的抽取结果是[《物权法》，保护]，正确的评价对象应该是“不动产统一登记制度”。这也说明仅仅依靠距离和依存关系不能保证抽取的准确性。同时，评价对象可能在观点词的上文（多数情况下），也可能在下文，例如“有创新但还是要看正式版 ROM 的发布了 来自《罗永浩锤子 ROM 6 月开放下载 明年推手机硬件》： 罗永浩锤子科...”。
- (3) 相对复杂的句子进行评价对象抽取时，干扰因素太多。例如“组合拳:一个小小的不动产登记条例涉及太多人的既得利益，虽然是明年六月份才出台和实施，但也引发了相继抛售行为，只是更多以房产税为借口，由此反映出我们的反腐败更多是给腐败留一道门缝，给腐败一点漂白的的时间，让其从眼皮底下自觉逃离，而不是与之正面冲突，这是一种中庸的智慧，也是无奈之举。”这句中评价对象实际是“不动产登记条例”，但因为句子过于复杂，关联距离太长，语义规则和其他基于依存关系的抽取规则都不能很好地做出处理，系统只抽取出“组合拳”。

- (4) 有很多名词性成分，虽然不作为评价对象，但是偏贬义或褒义，一旦与一些动词结合就会表示一定的情感倾向。例如“这些都将给囤积房和炒房的予以打击，必使房价大跌”这句中，“囤积房和炒房的”的就偏贬义，加上“打击”就变成了对“不动产登记条例”（“这些”指代的评价对象）的正面评价。
- (5) 情感词典依旧不够完备，非明显情感词也可表达观点，包括一些惯用语、作者特定表达方式、外语混搭、音译词等。另外，微博中依旧会有一些未登录词影响抽取结果。尽管本文在词典中加入了很多惯用语和未登录词，同时对“有”、“无”、“没”等词+名词表达观点的特定搭配做了处理，但仍旧有很多表达方式无法兼顾。例如“总体感觉还是可以的！”，“这款产品 waste 我的时间。”，“对此，我表示呵呵！”。
- (6) 语言处理部分错误，如词性标注错误、依存句法分析的局部错误、语义角色标注错误等也会导致后面的情感要素抽取发生误差。
- (7) 评价对象抽取不完整，从表 5-1 可以看出，宽松标准下的 F1 值比精确标准下的 F1 值高出 10% 以上，可见很多评价对象都没有完整的抽取出来。事实上，本文对评价对象的抽取规则更多是针对常见而又简单的句式和语义关系，但是现实中尤其是微博中的语句往往具有很大的随意性，语义表达方式也极为灵活，这些都给分析带来了很多困难。

5.4 本章小结

本章首先介绍了本文实验所采用的语料、评价指标，然后通过实验数据对比分析了语义规则、间接依存关系规则、ATT 规则和评价对象搜索算法等对情感要素抽取性能的影响，验证了本文采用的方法确实有所成效。最后通过对比实验结果和评估语料，分析系统的不足之处。从中可以发现，简单的语义角色标注和依存句法分析带来的情感关联可以解决简单句子的评价要素抽取，然而更为精细的语义知识（包括相关情感词库）的缺失依旧是系统提升性能的瓶颈。

第六章 总结和展望

6.1 工作总结

本文研究基于依存句法分析的中文短文本的评价对象抽取和情感倾向性分析的方法，主要工作如下：

- (1) 在 NTU 词典的基础上，构建用于情感分析的情感词典，主要包括：正面情绪词典、负面情绪词典、正面评价词典、负面评价词典、观点引述词典、虚拟语气词典、转折词典、名词性情感词典等。通过这些词典，帮助过滤非观点表述成分，提供语义规则和倾向性分析需要的词库支持。
- (2) 由于传统的基于依存句法分析的评价对象抽取和倾向性分析效果不理想，本文在依存句法分析的基础上，利用语义角色标注，设计了 SR 规则、ATT 规则、SN 规则和 SO 规则进行情感要素抽取。实验证明，这些融合了依存句法分析和语义知识的规则对于情感分析系统性能的提升确实很大帮助。
- (3) 结合词义和词语相似度计算算法，提出一种评价对象搜索算法，用于改善在只抽取出代词或句法关系中缺少评价对象的情况下，搜索上下文中真正的评价对象的精确度。尤其是对以人物为主题的语料，人名实体检测和搜索确实对人名评价对象的识别有很大改善。

本文实验表明：语义角色标注和依存句法分析带来的情感关联可以解决简单句子的评价要素抽取，然而更为精细的语义知识（包括相关情感词库）的缺失依旧是系统提升性能的瓶颈。

6.2 未来展望

从本文的实验结果看，本文所采用的方法是有效的，但仍然有需要改进的地方：

- 1) 完善基于语义知识的规则，提高评价对象抽取的完整性和准确性。参考 Zhou^[20]等使用大量语义知识的规则库来抽取评价对象的方法，可以考虑使用更多的上下文特征和语义特征。
- 2) 考虑创建主题相关的特征词库，用于评价对象搜索。例如，如果当前语料是以“笔记本”为主题的，可以使用与笔记本相关的上下文特征-专有名词映射词库，帮助寻找关联的评价对象。这一点非常类似于本文使用的人名实体检测和搜索算法。
- 3) 评价对象搜索算法依旧有很大的完善空间，除了（2）中所述，是否能结合现有的依存关系方法，寻找其他以语义关系为驱动搜索方法，这是以后研究的一个重点。

- 4) 对于复杂的句子，本文只过滤了引述性成分，如何进一步过滤掉情感无关成分，缩短情感关联距离也是值得去深究的。
- 5) 创建更加完善的情感资源库。其实目前国内有比较好的情感要素抽取方法，然而情感资源却极为不完善。除了依靠人工收集整理外，依靠现有的大量网络资源，如百度百科、维基百科等，创建和维护一个在线情感资源库，应该是解决大量未登录词的一个思路。同时，这样一个在线资源库，也可以提供子句成分的相似度计算。

致谢

参考文献

- [1] Bing Liu. Sentiment Analysis and Opinion Mining, Morgan & Claypool Publishers, 2012.
- [2] Hu, Minqing and Bing Liu. Mining and summarizing customer reviews. In: Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2004). 2004.
- [3] Hu, Nan, Paul A Pavlou, and Jennifer Zhang. Can online reviews reveal a product's true quality: empirical findings and analytical modeling of Online word-of-mouth communication. In: Proceedings of Electronic Commerce (EC-2006). 2006.
- [4] Ellen M, Voorhees. Overview of TREC 2010[C] In: Proceedings of the Nineteenth Text Retrieval Conference Proceedings (TREC 2010), NIST, 2010.
- [5] Iadh Ounis, Craig Macdonald, Ian Soboroff. Overview of the TREC 2010 Blog Track[C] In: Proceedings of the Nineteenth Text Retrieval Conference Proceedings (TREC 2010), NIST, 2010.
- [6] Ku L W, Lo Y S, Chen H H. Using Polarity Scores of Words for Sentence-level opinion extraction[C] In: Proceedings of the NTCIR-6 Workshop Meeting, 2007.
- [7] Hideo Joho, Tetsuya Sakai. Overview of NTCIR-10[C] In: Proceedings of the 10th NTCIR Conference, 2013.
- [8] 赵军, 许洪波, 黄萱菁等. 中文倾向性分析评测技术报告[R]. 北京:中文信息学会, 2008.
- [9] Liu, Bing, Minqing Hu, and Junsheng Cheng. Opinion observer: Analyzing and comparing opinions on the web. In: Proceedings of International Conference on World Wide Web (WWW-2005). 2005.
- [10] Hu, Minqing and Bing Liu. Mining and summarizing customer reviews. In: Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2004). 2004.
- [11] Popescu, Ana-Maria and Oren Etzioni. Extracting product features and opinions from reviews. In: Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2005). 2005.

- [12]Blair-Goldensohn, Sasha, Kerry Hannan, Ryan McDonald, Tyler Neylon, George A. Reis, and Jeff Reynar. Building a sentiment summarizer for local service reviews. In: Proceedings of WWW-2008 workshop on NLP in the Information Explosion Era. 2008.
- [13]Long, Chong, Jie Zhang, and Xiaoyan Zhu. A review selection approach for accurate feature rating estimation. In: Proceedings of Coling 2010: Poster Volume. 2010.
- [14]Cilibrasi, Rudi L. and Paul M. B. Vitanyi. The google similarity distance. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2007. 19(3): p. 370-383.
- [15]Zhuang, Li, Feng Jing, and Xiaoyan Zhu. Movie review mining and summarization. In: Proceedings of ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM-2006). 2006.
- [16]Somasundaran, S., J. Ruppenhofer, and J. Wiebe. Discourse level opinion relations: An annotation study. In: Proceedings of the 9th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue. 2008.
- [17]Kobayashi, Nozomi, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Extracting aspect evaluation and aspect-of relations in opinion mining. In: Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2007.
- [18]Qiu, Guang, Bing Liu, Jiajun Bu, and Chun Chen. Opinion Word Expansion and Target Extraction through Double Propagation. Computational Linguistics, 2011.
- [19]Wu, Yuanbin, Qi Zhang, Xuanjing Huang, and Lide Wu. Phrase dependency parsing for opinion mining. In: Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2009).2009.
- [20]周红照, 侯明午, 颜彭莉等. 语义特征在评价对象抽取与极性判定中的作用. 北京大学学报, 2014.
- [21]Rabiner, Lawrence R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition. Proceedings of the IEEE, 1989.
- [22]Lafferty, John, Andrew McCallum, and Fernando Pereira. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data. In: Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML-2001). 2001.

-
- [23] Jin, Wei and Hung Hay Ho. A novel lexicalized HMM-based learning framework for web opinion mining. In: Proceedings of International Conference on Machine Learning (ICML-2009). 2009.
- [24] Jakob, Niklas and Iryna Gurevych. Extracting Opinion Targets in a Single and Cross-Domain Setting with Conditional Random Fields. In: Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2010). 2010.
- [25] Li, Binyang, Lanjun Zhou, Shi Feng, and Kam-Fai Wong. A Unified Graph Model for Sentence-Based Opinion Retrieval. In: Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-2010). 2010.
- [26] Kobayashi, Nozomi, Kentaro Inui, and Yuji Matsumoto. Extracting aspect evaluation and aspect-of relations in opinion mining. In: Proceedings of the 2007 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2007.
- [27] Yu, Jianxing, Zheng-Jun Zha, Meng Wang, and Tat-Seng Chua. Aspect ranking: identifying important product aspects from online consumer reviews. In: Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2011.
- [28] Manevitz, Larry M. and Malik Yousef. One-class SVMs for document classification. The Journal of Machine Learning Research, 2002.
- [29] Ghani, Rayid, Katharina Probst, Yan Liu, Marko Krema, and Andrew Fano. Text mining for product attribute extraction. ACM SIGKDD Explorations Newsletter, 2006.
- [30] Kovelamudi, Sudheer, Sethu Ramalingam, Arpit Sood, and Vasudeva Varma. Domain Independent Model for Product Attribute Extraction from User Reviews using Wikipedia. In: Proceedings of the 5th International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP-2010). 2011.
- [31] Hofmann, Thomas. Probabilistic latent semantic indexing. In: Proceedings of Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI-1999). 1999.
- [32] Blei, David M. and Jon D. McAuliffe. Supervised topic models. In: Proceedings of NIPS. 2007.

- [33]Mei, Qiaozhu, Xu Ling, Matthew Wondra, Hang Su, and ChengXiang Zhai. Topic sentiment mixture: modeling facets and opinions in weblogs. In: Proceedings of International Conference on World Wide Web (WWW-2007). 2007.
- [34]Titov, Ivan and Ryan McDonald. Modeling online reviews with multi-grain topic models. In: Proceedings of International Conference on World Wide Web (WWW-2008). 2008.
- [35]Brody, Samuel and Noemie Elhadad. An Unsupervised Aspect-Sentiment Model for Online Reviews. In: Proceedings of The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL. 2010.
- [36]Li, Fangtao, Minlie Huang, Yi Yang, and Xiaoyan Zhu. Learning to Identify Review Spam. In: Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-2011). 2011.
- [37]Mukherjee, Arjun, Bing Liu, and Natalie Glance. Spotting Fake Reviewer Groups in Consumer Reviews. In: Proceedings of International World Web Conference (WWW-2012). 2012.
- [38]Andrzejewski, David and Xiaojin Zhu. Latent Dirichlet Allocation with topic-in-set knowledge. In: Proceedings of NAACL HLT. 2009.
- [39]Andrzejewski, David, Xiaojin Zhu, and Mark Craven. Incorporating domain knowledge into topic modeling via Dirichlet forest priors. In: Proceedings of ICML. 2009.
- [40]Mukherjee, Arjun, Bing Liu, Junhui Wang, Natalie Glance, and Nitin Jindal. Detecting Group Review Spam. In: Proceedings of International Conference on World Wide Web (WWW-2011, poster paper). 2011.
- [41]Zhai, Zhongwu, Bing Liu, Hua Xu, and Peifa Jia. Constrained LDA for Grouping Product Features in Opinion Mining. In: Proceedings of PAKDD-2011. 2011.
- [42]Wei, Wei and Jon Atle Gulla. Sentiment learning on product reviews via sentiment ontology tree. In: Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-2010). 2010.
- [43]Jiang, Long, Mo Yu, Ming Zhou, Xiaohua Liu, and Tiejun Zhao. Target dependent twitter sentiment classification. In: Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL-2011). 2011.

-
- [44]Boiy, Erik and Marie-Francine Moens. A machine learning approach to sentiment analysis in multilingual Web texts. Information retrieval, 2009.
- [45]Ding, Xiaowen, Bing Liu, and Lei Zhang. Entity discovery and assignment for opinion mining applications. In: Proceedings of ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2009). 2009.
- [46]Ganapathibhotla, Murthy and Bing Liu. Mining opinions in comparative sentences. In: Proceedings of International Conference on Computational Linguistics (COLING-2008). 2008.
- [47]Ding, Xiaowen, Bing Liu, and Philip S. Yu. A holistic lexicon-based approach to opinion mining. In: Proceedings of the Conference on Web Search and Web Data Mining (WSDM-2008). 2008.
- [48]Kim, Soo-Min and Eduard Hovy. Determining the sentiment of opinions. In: Proceedings of Interntional Conference on Computational Linguistics (COLING-2004). 2004.
- [49]Wan, Xiaojun. Using bilingual knowledge and ensemble techniques for unsupervised Chinese sentiment analysis. In: Proceedings of Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-2008). 2008.
- [50]Zhu, Jingbo, Huizhen Wang, Benjamin K. Tsou, and Muhua Zhu. Multiaspect opinion polling from textual reviews. In: Proceedings of ACM International Conference on Information and Knowledge Management (CIKM-2009). 2009.
- [51]Blair-Goldensohn, Sasha, Kerry Hannan, Ryan McDonald, Tyler Neylon, George A. Reis, and Jeff Reynar. Building a sentiment summarizer for local service reviews. In: Proceedings of WWW-2008 workshop on NLP in the Information Explosion Era. 2008.
- [52]Kessler, Jason S. and Nicolas Nicolov. Targeting sentiment expressions through supervised ranking of linguistic configurations. In: Proceedings of the Third International AAAI Conference on Weblogs and Social Media (ICWSM-2009). 2009
- [53]Liu, Feifan, Dong Wang, Bin Li, and Yang Liu. Improving blog polarity classification via topic analysis and adaptive methods. In: Proceedings of Human Language Technologies: The 2010 Annual Conference of the North American Chapter of the ACL (HLT-NAACL-2010). 2010.
- [54]Tesniere, L. Éléments de syntaxe structurale: Préf. de Jean Fourquet1959: C. Klincksieck.

- [55]Lin, Dekang. Minipar. <http://webdocs.cs.ualberta.ca/lindek/minipar.htm>. 2007.
- [56]张莉, 钱玲飞, 许鑫. 基于核心句及句法关系的评价对象抽取. 中文信息学报. 2011.
- [57]宗成庆. 《统计自然语言处理》.清华大学出版社. 2013
- [58]Robinson JJ. Dependency Structures and Transformational Rules. Language, 1970.
- [59]冯志伟.判断从属树合格性的五个条件. 第二届全国应用语言学讨论会论文集. 1998.
- [60]Heys DG. Dependency Theory: A Formalism and Some Observations. Language. 1964.
- [61]Gaifman H. Dependency Systems and Phrase-structure Systems. Information and Control, 1965
- [62]Kasami T. An Efficient Recognition and Syntax Analysis Algorithm for Context-free Languages. Technical Report AFCRL-65-758, Air Force Cambridge Research Laboratory Bedford, MA. 1965
- [63]Younger DH. Recognition and Parsing of Context-free Language in Time n^3 . Information and Control, 1967
- [64]Earley J. An Efficient Context-free Parsing Algorithm. Communications of the Association for Computing Machinery, 1970.
- [65]Karlsson F. Constraint Grammar as a Framework for Parsing Running Text. In: Proceedings for COLING, 1990.
- [66]Karlsson F, Voutilainen A, Heikkila J, and Anttila A. Constraint Grammar: A Language-independent System for Parsing Unrestricted Text. Mouton de Gruyter. 1995.
- [67]Maruyama H. Structural Disambiguation with Constraint Propagation. In: Proceedings of ACL, 1990.
- [68]Covington MA. A Fundamental Algorithm for Dependency Parsing. In: Proceedings of ACM Southeast Conference, 2001.
- [69]Eisner J. Three New Probabilistic Models for Dependency Parsing: An Exploration. In: Proceedings of COLING, 1996.
- [70]Eisner J. An Empirical Comparison of Probability Models for Dependency Grammar. Technical Report IFCA-96-11, Institute for Research in Cognitive Science, University of Pennsylvania. 1996.

-
- [71]Eisner J. Bilexical Grammars and Their Oubic-time Parsing Algorithms. in Bunt H. Nijholt A(eds.) Advances in Probabilistic and Other Parsing Technologies. Kluwer. 2000.
- [72]McDonald R, Crammer K, Pereira F. Online Large-margin Training of Dependency Parsers. In: Proceedings of ACL, 2005.
- [73]McDonald R, Pereira F, Ribaroy K, Hajic J. Non-Projective Dependency Parsing Using Spanning Tree Algorithms. In: Proceedings of HLT_EMNLP, 2005.
- [74]McDonald R, Lerman K, and Pereira F. Multilingual Dependency Analysis with a Two-stage Discriminative Parser. In: Proceedings of CoNLL, 2006.
- [75]Danqi Chen and Christopher Manning. 2014. A Fast and Accurate Dependency Parser using Neural Networks. EMNLP 2014.
- [76]Yamada H, Matsumoto Y. Statistical Dependency Analysis with Support Vector Machines. In: Proceedings of IWPT, 2003.
- [77]Nivre J and Nilsson J. Three Algorithms for Deterministic Dependency Parsing. In: Proceeings of NODALIDA. 2003.
- [78]Abney S. Parsing by Chunks. In: Robert Berwick, Steven Abney, Carol Tenny(eds.) Principle-Based Parsing. Kluwer Academic Publishers. 1991.
- [79]鉴萍.依存句法分析方法研究与系统实现. 中国科学院自动化研究所. 2010.
- [80]刘群, 李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度计算. 《中文计算语言学》. 2002.
- [81]中文微博观点要素抽取评测大纲. NLP&CC 2013. <http://tcci.ccf.org.cn/conference/2013>.