

摘要

细粒度情感分析作为自然语言处理领域的重要研究方向之一，是一种文本分类任务，旨在挖掘其文本中目标的多方面属性所蕴含的所属情感极性。相较于传统的情感分析任务，细粒度情感分析更加精准和细致，深入挖掘用户对文本目标的情感需求以进行面向用户的分析，从而能够更好地满足用户的需求，广泛用于舆情分析、产品评论分析和市场研究等场景。

早期的面向文本的情感分析任务需要借助人设定的精心规划的专家模型，设计大量领域相关的模板去识别情感。近几年，深度学习的广泛应用使得情感分析任务已经取得较多进展，基于卷积神经网络（Convolution Neural Network, CNN）、循环神经网络（Recursive Neural Network, RNN）和图神经网络（Graph Neural Network, GNN）等及其相应变体的各种深度神经网络（Deep Neural Network, DNN）模型与注意力机制相结合的算法模型逐渐替代传统的词袋模型来完成这项任务。然而，这种基于深度神经网络（DNN）的模型结构通常非常复杂，且过度依赖于标注数据并需要大量的训练。

近年来，基于预训练模型的深度学习算法已经成为细粒度情感分析领域的主流研究手段，被广泛采用。然而，现有的面向细粒度的方面级情感分析工作仍难以捕捉词语间细粒度的语义关系，难以有效地处理复杂和多样的文本意义和语法形式。并且受限于预训练模型，无法充分建模与训练数据的相关性。针对上述问题，本文的主要工作如下：

（1）本文提出了一种基于预训练模型的高效细粒度情感分析算法模型 Detailed-BERT。针对大规模预训练语言模型中，预训练与下游任务微调的不平衡性所导致的预训练模型对训练数据的感知度缺乏的问题，本文结合提示工程（Prompt Engineering），采用基于相似度匹配的方法以引导模型进行任务学习，从大量的提示信息中筛选出与目标任务相关的、代表性较高的提示句子。同时，为了避免提示信息与目标情感属性之间的歧义或重叠，利用专家规则为每条数据构造出了合适的提示信息。在构造提示信息时，我们考虑到其在特定领域或任务中的相关性和代表性，并采用专业领域知识进行规则制定，以确保提示信息的准确性和有效性，提出了基于提示工程的细粒度情感分析模型。

（2）本文通过聚合文本中情感属性之间的互信息以及目标的多方面与对应情感上

下文的交互信息来提高情感分析的准确性。并且对于一句话中多个 aspect 的情况，只需要输入一次，具体地，我们对文本中的情感属性进行特征提取，并利用预训练语言模型显式建模情感属性间的语义信息，进而聚合不同情感侧的信息。此外，使用双向注意力构建多个方面与对应情感上下文的相关性以更好地理解文本中的情感含义并将特属于方面的情感上下文与方面建立强关联。通过引入复原损失来进一步加强模型对文本的表征，使其能够有效地表示文本中细粒度的情感语义。通过利用预训练模型高维空间中的隐变量来预测该表征在文本中的含义，然后通过计算估算概率与实际含义概率之间的差异来训练模型。这样，可以迫使模型更加关注输入文本中具体的语义信息，提高对文本中情感信息的准确理解和表征能力，提出了情感侧互信息建模和语义复原的细粒度情感分析模型。

本文在 SemEval 2014 Task4 Restaurant、Laptop 和 Twitter 数据集上进行了详细的实验。结果表明，相对于基线模型，本文提出的算法模型 Detailed-BERT 取得了显著的性能提升，在餐厅领域其准确率跟 F1 值分别提升了 0.9%和 0.95%，本文还进行了详细的消融实验，证明了所提出的多个改进措施的有效性和可扩展性，验证该算法模型带来的显著提升。

关键词：细粒度情感分析，神经网络，提示学习，聚合互信息，预训练语言模型，复原损失

目 录

摘 要.....	I
ABSTRACT.....	III
第 1 章 绪论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 国内外相关研究现状及问题.....	3
1.2.1 细粒度情感分析研究现状.....	3
1.2.2 基于提示学习的情感分析研究现状.....	6
1.3 论文研究内容.....	8
(1) 基于提示工程的细粒度情感分析模型.....	8
(2) 情感侧互信息建模和语义复原的细粒度情感分析模型.....	8
1.4 论文组织结构.....	8
第 2 章 相关理论和技术.....	11
2.1 词向量.....	11
2.1.1 One-hot 编码.....	11
2.1.2 Word2Vec 工具.....	12
2.2 神经网络模型.....	14
2.2.1 多层感知机 (MLP).....	14
2.2.2 循环神经网络 (RNN).....	15
2.3 Transformer 及自注意力机制 (Attention Mechanism).....	17
2.4 预训练语言模型 BERT.....	18
2.5 提示学习 (Prompt Learning).....	19
2.5.1 提示模板.....	21
2.5.2 答案搜索.....	21
2.5.3 答案映射.....	21
第 3 章 基于提示工程的细粒度情感分析模型.....	23
3.1 引言.....	23
3.2 基于提示工程的细粒度情感分析模型.....	23
3.2.1 问题描述.....	23
3.2.2 基于词重叠的提示工程.....	24
3.2.3 词重叠算法 (Word Overlap).....	25
3.2.4 BM25 算法.....	25
3.2.5 基于专家规则的提示过滤策略.....	26
3.2.6 提示增强的细粒度情感分析模型.....	27
3.3 实验及分析.....	29
3.3.1 数据集.....	29
3.3.2 实验设置.....	29
3.3.3 评价指标.....	30
3.3.4 实验结果及分析.....	31
3.4 本章小结.....	32

第 4 章 情感侧互信息建模和语义复原的细粒度情感分析模型	33
4.1 引言	33
4.2 情感侧互信息建模和语义复原的细粒度情感分析模型构建	34
4.2.1 语义复原损失函数	34
4.2.2 情感侧互信息建模	35
4.3 实验及分析	37
4.3.1 实验设置及流程	37
4.3.2 实验结果及分析	38
4.4 本章小结	41
第 5 章 总结与展望	43
5.1 总结	43
5.2 展望	44
参考文献	45
攻读学位期间发表的学术论文目录	51

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

诸如微博、微信、淘宝、大众点评等各类社交媒体以及充斥着大量用户反馈意见和评论的各种自媒体、自评论平台的大规模市场泛滥，使得人们的杂乱无章且面向不同对象的观点、情感得以释放。然而，由于网络世界的中数据的爆炸性、冗余性等特性，使得各类数据处于原始状态而无法有效被利用。以商家与用户为例，用户对所购买的商家的产品进行反馈发表自己的观点和意见，以有效帮助想购买此产品的买家做出质量、价格等因素的衡量；而商家则根据用户所发表的观点、意见等主观建议对所卖的产品进行迭代更新以满足用户需求，从而吸引更多新用户购买产品。在此过程中，用户对产品及商家所作出的一系列评论、意见或建议数据对商家而言发挥着巨大的作用，而在现实生活中，特别是社交网络中，这些表达用户观点或情感的数据量往往是巨大的，且常是碎片化的。因此，使用人工的方式逐个判断用户的情感极性是极具消耗性且不现实的。综上所述，如何自动化地从文本数据中识别出用户对特定对象的情感在现实场景中拥有着极大的应用市场。

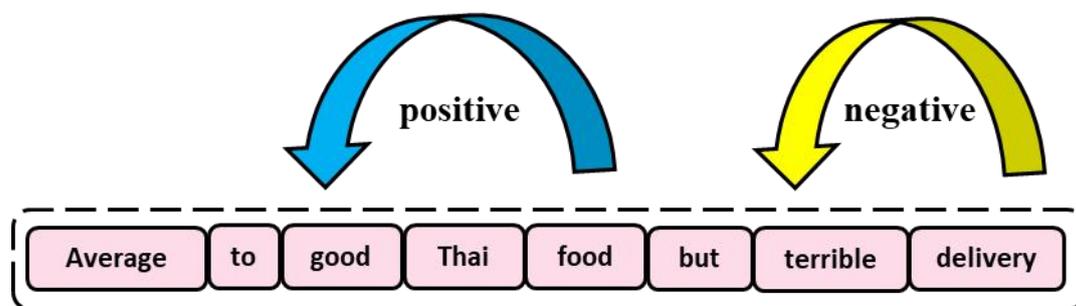


图 1-1 不同方面有着不同的情感极性

作为自然语言处理领域（Natural Language Processing, NLP）的一个重要的研究方向，文本情感分析一直吸引着研究者的目光。研究者们最初对文本的情感分析以粗粒度的情感分类范式为主，随着研究的深入，研究者们逐渐开始关注目标的不同方面的情感。如图 1-1 所示，对同一餐馆包含了食物“food”和服务“delivery”两个方面，而不同的方面展现出不同的情感极性，对“food”的情感是“good”是正向的，而对“delivery”的情感是“terrible”是负向的。这种针对多个方面的情感分析被称为面向细粒度的方面级情感分析（Aspect-Based Sentiment Analysis, ABSA）用以挖掘目标不同方面的情感，

这种细粒度的情感分析方法也逐渐占据了情感分析领域的主流。由于不同方面的情感展现了对同一目标的不同特性的感观，这种多方面的细粒度的情感分析的研究和应用在现实世界具有更加广泛的意义。在商业领域中，细粒度情感分析可以帮助企业了解消费者对产品的具体评价，进而改进产品的设计和营销策略。在社会舆情分析领域，细粒度情感分析可以帮助政府和企业更加准确地了解社会热点事件的情感倾向和民意，进而做出更加合理和科学的决策。在医疗领域，细粒度情感分析可以帮助医生了解病人的情感状态和需求，进而为病人提供更加精准和人性化的医疗服务，安抚病人情绪。

现有的面向文本的情感分析方法，可按照面向的粒度不同分类为：面向篇章的情感分析、面向句子的情感分析和面向方面的情感分析；可按照情感极性则主要分为：三分类（正向、负向、中立）和多分类两种。最初的文本情感分析主要任务是对目标情感极性生成一个情感分数从而确定目标的情感粗粒度分类，近年来细粒度的方面级情感分析逐渐成为文本情感分析领域的主流方向，以挖掘目标的不同方面的情感极性。Zhang W 等人^[1]面向将细粒度的方面级情感分析任务，他们认为细粒度情感主要包括四个要素：方面类别、方面词、观点词、情感极性。因此，细粒度的方面级情感分析任务可分为以下子任务：方面抽取及分类、观点词抽取、情感极性判断以及多个子任务的联合建模。几年来，随着研究的深入，许多面向细粒度的情感分析方法被提出并取得了可观的效果。已有的面向细粒度的情感分析方法主要利用深度学习模型，或借助卷积神经网络（CNN）或循环神经网络（RNN）来提取深层方面特征，或借助图卷积或图注意力网络来建模方面间的依赖关系。而随着预训练语言模型的提出，一系列基于 Transformer、Bert 和 GPT 的预训练深度模型被大量研究者们所关注。

虽然已有的基于各类深度模型和预训练模型的方法在细粒度情感分析任务上取得了优异的效果，然而，词语间细粒度的语义关系并不能被有效表征，同时目标的情感可能表现在多个方面，而多个方面之间存在着逻辑关系，这种逻辑关系极大地影响着同一目标不同方面的情感极性表征。此外，由于基于提示学习（Prompt Learning）的细粒度情感分析任务要求提示模板与标签的高度相关性即在提示学习过程中需要提示模板与数据标签的尽可能的一一对应，这种相互映射关系是基于提示学习模型的最基础的性能保障。而现有的基于提示学习的方法尚未显式地来考虑增强提示模板与数据标签这种强相关性。

本文主要面向细粒度的方面级文本情感分析任务，针对基于提示学习的情感分析方

法所存在的不足,即提示模板与标签的相关性建模不足以及不同方面间存在的复杂逻辑关系,研究通过建模提示模板与标签的互相关性及融合不同方面间互信息来提升细粒度情感极性分析模型的性能。

1.2 国内外相关研究现状及问题

1.2.1 细粒度情感分析研究现状

文本情感分析即识别文本中所蕴含的情感,可按照子任务的不同分为方面词的抽取、观点词的识别及情感极性的分类三种;按照不同情感极性一般可分为三分类(负向/中立/正向)和多分类两种;按照面向的粒度的差异,可分为面向篇章级情感分析、句子级别情感分析及方面级情感分析。本文面向细粒度的方面级情感分析,相较于粗粒度的情感的概括性综述,细粒度的情感分析旨在从不同的方面刻画多维情感极性,在现实场景中拥有着极大的产业应用和学术研究空间^[2-7]。

传统的文本情感分析以基于情感词典的分类方法为主。此类方法主要根据所构建的情感词典判断文本中所蕴涵的情感词。基于情感词典的情感分析方法最早由 Hearst M A 提出^[8],将对文档中事务的情绪作为文档的情感分类。在基于情感词典的情感分类过程中,基于统计的方法如词频 TF-IDF 算法等逐渐被广泛应用以更有效搜寻文本中所蕴含的情感词并将所识别出的情感词的分类结果作为文本的情感极性判断。Wagner J 等人^[9]采用基于情感词典的方式进行情感分类。薛福利亮等人^[10]则基于具有情感强度的情感词典使用 TF-IDF 对餐饮各方面建模具体的情感强度。此类传统的情感分类方法简单易实现,在许多领域中有广泛应用,然而,此类方法的缺点和不足之处在于,一方面过于依赖于情感词典,情感词典的构建需要大量专家知识的融合,且受限于领域的不同,所需要的特定领域的专家知识带来了极大的人工消耗;另一方面,基于统计的方法往往采用线性或超线性模式以建模词、句子和篇章的数据分布,这种方式对于实际应用中具有复杂数据分布的文本并不具有通用性,这也是传统统计方法应用于高维度复杂数据的弊端所在。

为了改进所存在的问题,传统的机器学习方法如支持向量机(SVM)、朴素贝叶斯、条件随机场(CRF)等被应用于情感词的抽取和分类^[11],通过人为地建立句法、语法等特征,对此类特征训练分类器以实现分类任务。Kiritchenko S 等人^[12]采用复杂的特征构造,应用 SVM 对情感词进行分类。刘慧慧等人^[13]基于微博及新闻文本,同样结合 SVM 探索疫情因素对人们情绪的影响。Xue J 等人^[14]面向推特文本应用 LDA 抽取疫情文本情

感极性。此类传统的机器学习方法通常采用首先构造复杂的特征工程提取词、句子或篇章的多维特征，然后使用传统机器学习算法对特征进行训练。虽然这些方法相较于统计方法取得了相对更好的结果，然而，这些方法严重依赖于人工构建的特征工程，对绝大多数现实中的实际应用并不具有通用性。

随着深度学习在自然语言处理（NLP）领域的广泛应用，以卷积神经网络（CNN）和循环神经网络（RNN）为代表的表征深度特征及序列特征的深度网络模型受到广泛关注，以其为基础的细粒度情感分析模型得到了极大的发展。Gu X 等人^[15]构建了一个具有双级卷积网络的面向特定方面的细粒度情感极性识别框架，其通过一级 CNN 来映射到特定方面类别，再使用二级 CNN 决定方面的细粒度情感极性，面向特定方面达到了较为优越的效果。Pham D H 等人^[16]探索了不同的词向量表征的影响，并提出了一个包含多个卷积神经网络的联合模型来执行方面类别检测和细粒度的方面情感分类任务。Li X 等人^[17]首先使用双向 RNN 对词进行表示，生成面向句子的特定目标的词表示同时保留原始上下文信息，然后使用 CNN 抽取深层情感特征以完成面向目标的情感分类任务。Lakkaraju H 等人^[18]使用层次深度学习模型来建立方面提取和情感极性判断两个任务的相关性，通过层次网络共同实施两个子任务。Wang W 等人^[19]使用卷积神经网络 RNN 结合条件随机场 CRF 进行方面和观点词的协同抽取。Dong L 等人^[20]面向推特文本的情感极性分类问题，提出了一种自适应的递归神经网络 AdaRNN，能够根据上下文信息和句法关系自适应地将单词的情感信息传递到相关的目标词。Nguyen T H 等人^[21]将句子的依赖关系和组成成分考虑在内，采用基于 RNN 的递归神经网络研究实体方面的抽取任务。Wang Y 等人^[22]使用融合注意力的双向 RNN 的深度模型架构来对脑电图数据进行情感识别。Ananthajothi K 等人^[23]使用 RNN 结合启发式粒子群算法探索情感极性三分类问题。

基于 CNN、RNN 的深度神经网络模型在情感分析领域由于其深层的特征提取而取得了极大的进展，然而，典型的 RNN 架构中以一种线性输出来传递序列信息，这种线性传递在长序列建模过程中，之前的信息逐渐被取代或消失，因此它无法处理长序列问题。受限于 RNN 所带来梯度消失问题，特别无法充分建模长序列的问题，一些基于 LSTM、Bi-LSTM 及融合注意力的深度学习模型^[24-27]开始逐渐被研究者们广泛探索使用。Li X 等人^[28]提出了一种基于信息交互来联合抽取方面和观点的框架，使用两个 LSTM 架构的相互交互来建模用户评论情感。Ma Y 等人^[29]提出了一种融入知识库的细粒度方面情感分

析模型，在他们的模型中使用目标级别和句子级别的双层注意力机制来明确对依赖情感的推理建模，此外，扩展 LSTM 来集成显式和隐式的知识。Fan F 等人^[30]通过捕获方面和上下文之间的词级交互，利用细粒度和粗粒度的注意力机制来研究面向方面级的细粒度情感分类问题。Lin P 等人^[31]尝试建模方面间的关系信息，将方面的语义信息与不同方面间关系信息作为所提细粒度情感分析深度模型的共同特征输入。他们设计了一个语义依赖信息的注意力机制，为特定方面提供语义信息，同时结合上下文信息学习整个句子的情感分布，为特定方面提供上下文信息。Wang S 等人^[32]指出了记忆网络在方面级情感分析中的限制之处，并提出了一种目标敏感的记忆网络来对特定目标方面进行情感极性分析。Purba M R 等人^[33]则面向孟加拉语文本，基于混合 CNN-LSTM 的 NLP 模型来探索三分类的文本情感极性分类（正面、负面和中性）。Abdelgwad M M 等人^[34]将方面提取与情感极性分类作为两个子任务处理，使用基于双向 GRU-CNN-CRF 的双向深度模型提取方面信息，同时在 BiGRU 的基础上使用双向注意力网络来对情感进行分类。Habek G C 等人^[35]面向社交媒体平台对加密货币交易市场的评论文本，采用了基于 CNN-Bi-LSTM 融入注意力的深度神经网络混合架构来挖掘文本的正面和负面情感极性分类。Zhang H 等人^[36]面向长文本信息，使用双向 LSTM 研究情绪分析方法。Ahmed Z 等人^[37]使用 BiLSTM 和嵌入式 CNN 进行细粒度的开发产品的情感分类问题。

此外，考虑到情感词或观点词在句子中的节点相关性，一些基于图神经网络的深度模型也被研究者们广泛使用。Hou X 等人^[38]针对原始图卷积神经网络 GCN 的不足之处，设计了一种基于选择性注意的 GCN 模型来建模方面之间的直接交互，通过选择 k 个注意力分数最高的上下文词来定位观点词和情感词。Yuan L 等人^[39]通过有效考虑到方面与其对应的上下文词之间的句法关系，提出了一种具有记忆融合的图注意力网络，为不同的边分配不同的权重，同时使用句法约束来阻止不相关词在图中的信息传播。这种方法通过建模词之间的关系并为不同的关系分配不同的权重来提高细粒度情感极性分析任务的性能。Chen G 等人^[40]同样尝试建模词之间的依赖性，提出了一种有向图卷积网络来编码句法信息从而实现方面提取与情感极性分类两个任务的联合实施。Tian Y 等人^[41]提出了一种融合词依赖信息的细粒度方面级情感分析方法，他们构建了一个记忆网络来建模类型信息，并对所产生的依赖结果有选择的使用。Huang B 等人^[42]同样使用依赖信息，使用单词之间的依赖关系构建依赖图，将方面的句法上下文融入特定目标，实现方面级别情感分类。Wang K 等人^[43]面向特定方面构建面向方面的依赖树结构，然后使用

关系图注意力网络来编码树结构, 尝试通过语法信息来解决语言的复杂性和单个句子中存在多个方面的所造成的混淆连接问题。Wei S 等人^[44]针对全局特征所带来的噪声问题, 提出了一种新的细粒度情感分类方法, 将通过 GCN 的正交特征投影得到的局部结构与简化的全局特征融合, 并利用句法依存结构和句子序列信息来挖掘局部依存结构, 已完成对文本的情感分类任务。

虽然基于深度学习和注意力机制的模型在本领域取得了较为突出的效果, 然而, 这些已存在的模型极大的依赖于语料, 而语料的稀缺和人工标注的高耗费仍然是基于深度学习的方法所面临的主要困境。近年来, 以 Glove、Transformer、Bert 及 GPT 系列为代表的大规模预训练语言模型^[45-48]的逐步应用, 研究者们逐渐将预训练模型嵌入深度模型中以解决语料稀缺所带来的限制^[49-58]。Xiaoyan L 等人^[59]面向由长文本和短文本组成的混合文本的情感分类问题, 提出了一种基于 Glove 预训练词向量的 CNN-BiLSTM 情感分析模型。由于 Glove 词向量的全局表达性, 其首先使用 Glove 对文本单词嵌入, 并使用 CNN 抽取部分空间字符, 使用 BiLSTM 的处理序列数据的优越性, 将其用于建立时间关系。实现了对用户在线评论的有效情感倾向分析。Mewada A 等人^[60]基于 Transformer 架构融合混合注意力机制和梯度推动的分类器来分类情感极性。在他们的模型中, 首先生成方面的动态词向量编码和相关上下文, 然后方面表示和上下文表示结合输入 Transformer 形成综合的相关表征, 之后使用综合注意力机制来学习方面表示和上下文的重要部分, 最后使用分类器预测情感极性。Fang H 等人^[61]提出了一种基于预训练语言模型 BERT 融合多尺度卷积神经网络 CNN 和双向长短期记忆网络 Bi-LSTM 的深度神经网络, 以实现中文电子商务产品评论的情感分类任务。Singh R K 等人^[62]面向跨域的情感分析问题, 从方面词、词的位置信息以及依赖关系等特征, 基于 Transformer 提出了一种细粒度的方面级情感极性分类预训练语言模型 DeBERTa。使用基于预训练模型的深度学习方法尝试探索细粒度的情感分类现今已成为情感分析领域的主要发展趋势^[63]。

1.2.2 基于提示学习的情感分析研究现状

由于大规模预训练语言模型的广泛应用, 以预训练模型+下游任务微调的范式逐渐被研究者们广泛使用, 这种方法有效提升了大量自然语言处理领域许多下游任务的性能, 这种方式可有效的识别和利用任务目标的显式语义表达, 然而, 不得不提的是对于具有隐含语义表征的子任务, 例如隐式关系三元组的抽取、隐式情感分析等不属于明显表征语义的任务无法有效处理。为了解决这一困境, 近年来, 面向隐式情感分析任务, 基于

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/518031031102007005>