# 可变形卷积网络[[1]](#footnote-1)

赵淼译

(北京交通大学电子与信息工程学院，电子科学与技术，15650761201)

## 1 摘要

卷积网路内在对几何变形不敏感由于构建网络时固定的几何结构。本文提出使用带有偏移量的采样，代替原有的结构，获得可变性卷积和池化，而且这一结构可以进行端到端的学习，直接引入现有的架构中。

## 2 介绍

视觉识别的一个关键挑战时获得几何形变。传统是要通过集合变换增强数据集，或是一些几何变换的描述字。这些方法无法适应未知的变换或是一些复杂的变换，很难建立一些合适的描述子。

卷积神经网络在这方面存在两个缺点：模型对于集合变换的适应通常是来自于数据集的增强，复杂的模型或是人工设计的模块。CNN受限与大模型，未知的变换。这来自于卷积层固定位置的采样，池化层固定大小的减少采样空间,ROI层的固定空间获取。最后在高层的CNN层都有固定的感受野，这是不可取的，因为不同位置，不同对应的目标大小是不一样的。如果能够使得感受野在不同位置的大小进行自适应调整，那么对于目标检测语义分割等等任务的帮助必然很大。

作者的思路和STN类似，但是是端到端的，简单和搞笑的。

此次实验所使用的数据集是Kaggle比赛中提供的mushrooms数据集，整个数据集是一个csv文件。该数据集提供大量关于蘑菇的样本，主要目的是通过蘑菇的外形、颜色等特征判断具有某一特征的蘑菇是否是毒蘑菇。

该数据集包含了8124个样本，每个样本有23个属性，这里将这一样本是否为毒蘑菇作为标签，即有22个普通属性，一个标签属性。

为了后续实验的要求需要对数据进行分割，这里将采取10重交叉验证的方法进行测试。10重交叉验证法需要先将数据集D划分为10个大小相似的互斥子集，然后每次用9个子集的并集作为训练集,余下的那个子集作为测试集;这样就可获得10组训练／测试集,从而可进行10次训练和测试,最终返回的是这10个测试结果的均值。

其具体步骤如下：

（1）将数据读入DataFrame中，然后将数据集随机打乱

（2）将数据集分成10个csv文件保存下来

（3）在使用时以其中9个文件作为训练集，1个文件作为训练集进行学习，重复10次返回均值

具体程序代码如下所示。

1. def data\_split(filename,n):
2. df = pd.read\_csv(filename, encoding='utf-8')
3. df = df.sample(frac=1.0) # 全部打乱
4. cut\_idx = int(round(0.1 \* df.shape[0]))
5. for i in range(n):
6. if i !=9:
7. data=df.iloc[i\*cut\_idx:(i+1)\*cut\_idx]
8. data.to\_csv('data/%s.csv'%(str(i)))
9. else:
10. data=df.iloc[(i)\*cut\_idx:]
11. data.to\_csv('data/%s.csv'%(str(i)))
12. data\_split('mushrooms.csv',10)

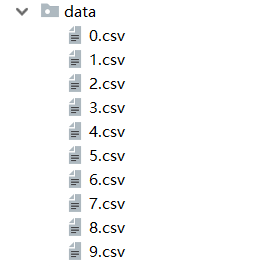
运行结果如图1-1.

图1-1 交叉验证文件分割效果

## 2 KNN算法和朴素贝叶斯算法

这一部分就两大经典的机器学习算法-KNN算法和朴素贝叶斯算法进行了讨论，这两个算法都是十大最经典机器学习算法，这里我们将其应用到mushrooms数据集中。

### 2.1 KNN算法

,kNN是一种常用的监督学习方法,其工作机制非常简单：给定测试样本,基于某种距离度量找出训练集中与其最靠近的k个训练样本,然后基于这k个样本的信息来进行预测。

在kNN会通过对象间的距离来作为各对象间的非相似性指标，最常用的距离函数是欧式距离，其中二维空间下欧式距离如式1.1所示。

|  |  |
| --- | --- |
|  | 1.1 |

算法的具体描述如下：

（1）计算测试数据与各个训练数据之间的距离；

（2）按照距离的递增关系进行排序；

（3）选取距离最小的K个点；

（4）确定前K个点所在类别的出现频率；

（5）返回前K个点中出现频率最高的类别作为测试数据的预测分类。

在mushrooms数据集中所有属性都是名称型，为了使用kNN算法，需要计算样本之间的距离，因此首先将数据集中的属性编码，使之都变为整数型，具体代码如下：

1. from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
2. labelencoder=LabelEncoder()
3. for col in data.columns:
4. data[col] = labelencoder.fit\_transform(data[col])

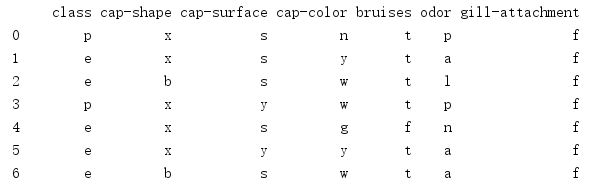
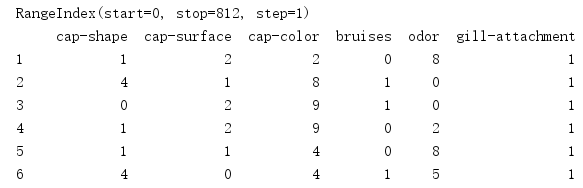
在经过编码后的数据集如图1-2所示。

图1-2 数据集编码结果 （左）编码前数据集 （右）编码后数据集

编码后数据集，对测试集中的样本计算其与每个训练样本之间的欧式距离，如

### 2.1 KNN算法

（1）意见挖掘：

主观性检测：检测任务可以根据文本是客观性文本还是主观性文本进行区分.客观性文本中载有一些事实性的信息，例如“天空很蓝”，而主观性文本则表达某人的个人观点或意见，例如“我喜欢蓝色”[LB2011].

意见极性分类：这个任务是确定文本表达的是正面还是负面（或有时是中性）意见.如上所述，“情感分析”和“意见挖掘”可以限制性的被用作“极性分类”的同义词.本文的第2节讨论了许多与此子任务相对应的以前的工作.

垃圾意见检测：这一任务检测一些支持或反对某一产品或服务的恶意用户为了使自己的目标受欢迎或是不受欢迎而写入的虚假意见.[Nitin2008]的工作是在这个研究领域取得了令人鼓舞的成果的首批尝试之一.

意见总结：这一任务是对包括不同的观点，方面和极性的大量意见进行总结.这对想要做出决策的人尤其重要，因为单一的意见是不可信的.[HMQ2004]的工作就是对产品评论进行舆论总结的一个例子.

议论表达检测：识别议论结构以及文档中不同论点之间的关系的任务，例如识别两个对立的论点.[LWH2006]是一个我以前阅读过的有趣的作品.

（2）情感挖掘任务：

情感检测：检测文本是否传达某些类型的情感的任务.这与对观点进行主观性检测相似，并且在[Narendra2013]进行了相关描述.

情感极性分类：假设文本中存在某些情感，这一任务确定文本中现有情感的极性.这一任务与意见极性分类相似.[Cecilia2005B]和[Jeffrey2007]是对这一任务进行研究的例子.

情感分类：将文本中存在的情感细分为一组（或多个）已定义情感的任务.本文后面将要讨论的大部分文献属于这一类.

情感原因检测：挖掘某些情感的导致因素的任务，如在[Sophia2010]的早期工作中那样, [GK2015]做了后续工作.

从上述定义中可以推论，我们区分“检测”和“分类”这两个词.对（意见或情感）检测问题的答案是是或不是，意思是文本中是否存在要检测的意见或情感.而分类问题的答案是目标文本的确切意见类型（积极，消极）或情感（喜悦，悲伤等）.

此外，图1显示了情感分析，意见挖掘和极性分类等术语之间的区别.在文献中，所有这些术语都被用来指代意见极性分类的问题;然而，我们看到意见极性分类是意见挖掘的一个子任务，意见挖掘又是情感分析的一个子任务.在这篇文章中，我们使用每个术语所对应的确切和具体的任务进行区分.

### 1.1 动机

如图1所示，对意见挖掘有着大量的研究，在许多重点和专业的领域都已经进行了调查，而从文本中挖掘情感还处于起步阶段，还有很长的路要走.情感挖掘在神经科学，认知科学，心理学等学科都是一个有趣的课题，近年来已经引起了计算机科学界的广泛关注.开发可以从文本中检测情感的系统有很多潜在的应用.在客户关怀服务中，情感挖掘可以帮助营销人员获得关于客户满意程度以及他们服务的哪些方面应该改进或修改的信息，从而与他们的终端用户建立牢固的关系[Narendra2013].用户的情感可以用于特定产品的销售预测.在电子学习应用中，智能辅导系统可以根据用户的感受和心理状态决定教材.在人机交互中，计算机可以监视用户的情绪以推荐合适的音乐或电影[S. Voeffray2011].具有识别情绪的技术使得新的文本访问方法如允许用户通过情感过滤搜索结果.具有识别情感的技术产生了新的文本访问方法如允许用户通过情感过滤搜索结果.另外，情感挖掘系统的输出可以作为其他系统的输入.例如，[Francisco2016]使用文本中检测到的情感进行作者描述，确定作者的具体年龄和性别.最后至关重要的是心理学家可以推断患者的情绪并相应地预测他们的心理状态.在较长的一段时间内，他们能够检测到患者是否面临抑郁或压力[Munmun2013]或甚至考虑自杀.这是非常有用的，因为他/她可以被称为咨询服务[Kim2012].

另一方面，随着Web 2.0技术的爆炸性增长，人们可以通过不同的媒体来表达自己和感受.这为该领域增加了新的研究方向.已经有一些有关从文本，面部表情，图像，演讲，绘画，歌曲和其他种类的媒体中检测情绪的研究[Carlos2004][Alicja2006].其中，面部表情和语音录音演讲包含关于情感的最主要的信息，并已经被广泛研究.还有一些关于不同类型的信息组合的研究，如文本和图像的特征，包括[ZYW2015].在这里，我们只关注文本，因此不会利用通过面部或音频通道传递的信息.个人笔记，电子邮件，新闻标题，博客，故事，小说和聊天消息是一些可以传达情感的文本.特别是Twitter，Facebook，MySpace等流行的社交网站是可以轻松和广泛地分享情感的适当场所.

[PB2008]和[LB2012]对情感分析进行了综合性的调查，在[LB2015]中对这一内容进行了扩展.虽然这些文章中讨论的方法和技术也可以应用到情感挖掘领域，但是没有一篇文章具体的描述这个任务.还有一些关于情感挖掘的调查，例如[E. C.-C.2009]的作品，和[Mukesh2014]，但这些文章描述不完整.另外，涉及情感挖掘的大部分工作都没有考虑到情感挖掘和意见挖掘之间的紧密联系.事实上，意见挖掘中使用的许多方法和技术也可以应用于情感挖掘问题.这些事实促使我们采取情感分析的观点来补充现有的情感分析调查，以此来覆盖为这一流行任务开发的最先进的方法和资源.

另外，如图1所示，极性分类可以应用于意见挖掘和情感挖掘；然而，在文献中，它几乎总是指意见的极性分类.例如，[PB2008]提到：“将意见文件标记为表达总体积极或总体消极意见的二元分类任务称为情感极性分类或极性分类.然而，在这种文献所提出的技术和方法对于情感极性分类也是有用的.这里有两个原因可以解释这一现象：（1）意见和情感是语义相关的概念.一般情况下，对一个事物的意见可以使人感觉到同一方向（正面或负面）的情绪，（2）这些技术往往没有任何意见挖掘特有的特征，因此，它们也可以直接应用于情感标签化的问题.考虑到这一推论，我们认为在进入情感研究之前，应该重新审视极性分类的方法.

本文的组织结构如下：第二部分对极性分类任务的关键要素进行了说明，并对该领域中对情感挖掘任务有用的部分进行了评述.在第三部分中，介绍了一组重要的资源，包括研究人员需要进行极性分类任务的词汇和数据集.在第四部分我们回顾情感理论以获取有关情感的基本知识.在第五部分给出了关于情感研究的全面的调查.第六部分致力于介绍针对情感挖掘工作的有用资源，最后，第七部分进行了总结和讨论.

## 2 极性分类

极性分类是把文本的意见归类为两种相反的情感极性之一，其中最常说的是“喜欢” “不喜欢”[PB2008].尽管这方面的大部分工作都是在产品和服务评论上做的，这里评论主要是指正面或负面的评价，但还有其他一些的问题，在这里“喜欢”或“不喜欢”被解释为其他概念，如不同的政治观点[Pang2008].正如第一节所述，不同的媒体可以用来表达意见，在这里我们只关注文本.有关其他类型极性分类的更多信息，可以参考[Louis2011].

自动极性分类可以根据在不同的层次进行分类.例如在粒度方面，可以在文档，句子或其他方面进行.

（1）文档级别：在这里，无论是短的还是长的文档都被作为问题输入的基本单位，整个文档的极性是研究的核心.文档级极性分类涉及了自动极性分类领域的大部分工作，被认为是研究界最简单的情感分析任务[LB2015].同时，由于大多数在线数据包括诸如博客帖子和评论等文件，所以文档级极性分类有着广泛的需求.文档级的极性分类是进行社交网络中社交和心理学研究[Alvaro2014][GB2015]，消费者满意度研究[Daekook2014]，和医疗环境下的患者研究[Kerstin2015]的基本要求.

（2）句子级别：这个层次研究的目的是确定句子的极性.正如[Alena2007]所指出的那样.这个层面研究的挑战是周围环境对句子的影响.例如，根据所使用的上下文，“我不能更好地描述这个产品”这个句子可以是正面的也可以是负面的.最近几年广泛研究的微博极性分类是句子极性分类最有意义的应用.

（3）侧面级别：这个类别也被称为基于特征的意见挖掘，包括发现关于产品或服务的特定方面的观点极性的研究.例如，对餐馆的意见可以是关于餐厅的两个方面，即食品和餐厅的清洁.这类研究对企业主和政界人士来说是非常有用的，可以在文档或句子级分类材料不足的情况下，获得关于人们对其产品和服务的各种特征的意见汇总的见解.

从文本中提取某个侧面和提取侧面的极性分类是侧面级极性分类的两个主要组成部分.[HM2004]的工作是这个领域最早的工作之一.进一步的尝试主要集中在仅增强这些侧面中的一个.例如，这里最重要的研究之一是致力于在侧面提取中使用主题建模，例如[LCH2009]，[Yohan2011]，[Saif2012]的工作，以及[WS2016].

根据数据的性质可以把相关问题分成两类.一些数据集已经经过人工注释，然而还有许多未标记的评论和帖子的数据集.使用标记好的数据集的方法通常会显示更好的结果;然而对于未标记的数据需要人工标记，这种情况的工作量可能是我们承受不起的.在以下两个小节中，我们分别讨论了处理带注释和不带注释的文本数据的方法.

### 2.1 在标记数据上的工作

处理标记数据的算法被称为“监督方法”.监督方法将一些机器学习算法应用于一组训练数据，以便能够预测未见的测试数据的标记.他们需要一个带注释的训练任务的文本数据集，这就创建了一个区分极性的模型.

为了应用机器学习方法，应该通过描述性特征来表示文本.之后，应该使用一些技巧来训练极性分类器.文献中介绍的大多数解决方案都是通用的机器学习技术，而其中一些解决方案是特定用于情感分析的.[Fabrizio2002]是第一个将通用文本分类算法应用于情感检测领域的研究人员.[PB2002]比较了支持向量机（SVM）和朴素贝叶斯进行电影评论任务的表现.

表征学习方法已经在各种应用中显示出有前景的分类效果，这其中之一是极性分类.[Richard2013]利用深度学习训练一个Treebank情感分类器，[TD2014A]开发了一个深度学习的Twitter情绪模型，[C´ıcero2014]应用深度卷积神经网络对短文进行分类，[TD2014B]发展了神经网络的方法，找到了伴随着单词情感的连续的单词表达，[TD2015]试图使用级联的方法构成来封装文档的特征，并学习文档的情感.所有这些研究试图通过应用各层隐藏节点来寻找极性的表示，其中第一层由文本的原始特征组成.

相当大部分的文献致力于发现在学习中有用的特征和技术.这些特征中的大部分类型在文本挖掘的其他领域也被应用，如下所示.

#### 2.1.1 基于存在和基于频率的特征

描述一段文字最常见的方法是使用一个二进制向量，其中每个元素对应于一个字典中的一个项.如果词语i存在于文本中，则矢量中索引i处的元素设置为1，否则为0.同样，可以将文本描述为表示单个词语重复次数的向量.前者被称为基于存在的类型的特征，后者被称为基于频率的类型的特征.虽然术语频率是信息检索中的一个流行特征，但[PB2002]使用基于存在的特征时获得更好的性能.

#### 2.2.2 Unigram和N-Gram特征

一个unigram是指文本中的单个单词，n-gram表示句子中的一组保持顺序的相邻单词.虽然n-gram比unigram特征具有更多的信息，但是使用句子中词语的位置并且作为一个整组词汇使用是否在提高性能方面有效率一直是一个争议.例如，[PB2002]报告，unigrams比n-gram更有效;然而，一些其他的研究，如[Kushal2003]表示bigrams和trigrams的组合会给出更好的结果.

#### 2.1.3 词语的一部分

某些类型的单词更有可能携带关于句子或文档的极性的信息.因此，为了检测这样的单词，词类可能是良好的鉴别器.在以往的文献中指出，形容词在确定文本意义上非常重要.事实上，形容词既可以作为主要特征，比如[Tony2004]和[Casey2005]的作品，也可以作为选择其他特征的过滤器.例如，Turney使用形容词来检测一组短语作为特征，然后根据这些特征确定文档的极性[Peter2002].

除了形容词之外，其他词性标签，如“宝石”等名词或“爱”等动词可以提高任务的性能[PB2008].以往的一些工作比较了分类任务中形容词，副词，动词，名词的有效性，包括[Farah2007]，[Tetsuya2003]和[Janyce2004].

#### 2.1.4 句法

一些研究人员使用依赖关系树来调查基于依赖关系的特征的使用情况[LB011].在以前的文献中，文本中依赖关系的有效性有矛盾的结果.[Kushal2003]等认为性能略有改善.[Kushal2004]，而[Vincent2006]得出的结论是，添加基于依赖关系的特征不会比简单的基于n-gram的分类器有任何改进.

#### 2.1.5 否定性词汇

在句子中否定词语的使用可能会完全翻转该句子的极性.例如，在“他不喜欢蓝色”的情况下忽略“不”，会导致误报.对否定词附近出现的词附加“不”作为基本技巧是[Sanjiv2001]第一次使用的.尽管假设每个否定词翻转下面一部分词的极性在很多情况下都起作用，但这不是普遍的规则.后来的工作试图通过颠倒基于词性标签模式的短语的极性来优化这种技术[NJC2004].

除了显式的否定词以外，还有其他可能改变句子极性的词.例如，在“他们避免不健康的食物出现在商店里”这个句子中的动词“避免”，以及在“她否认欣赏这个品牌”中的动词“否认”都隐含地颠倒了句子的极性.

#### 2.1.6 面向主题的特征

一个给定的句子的情绪可能是由主题确定的.例如，汽车评论中的“快速”一词被认为是正面的，而在电影评论中被认为是负面的.在[Tony2004]的文献中特别研究了不同的面向主题特征.

### 2.2 基于未标记数据的工作

很显然，为未标记的数据提供解决方案总是比较困难，因为与标记数据相比这类数据缺少标签.实际上，评论和新闻等大多数信息性和主观性文本格式都没有标签，因此不能用它们训练分类器.

研究人员试图从多种角度来解决无标签数据的问题.我们已经将相关的方法分为三类.第一类解决方法的目的是扩展包含单词和其优先使用极性的词典，这部分方法在第2.2.1节中进行解释.第二类涉及领域适应方法，这在第2.2.2节中描述.大部分关于未标记数据的工作都属于这两类解决方法.但是，在这个领域中也有其他类型的工作.我们将在2.2.3节中描述这些方法.

#### 2.2.1 词典扩展

建立一个针对未标记数据的分类器的一个非常基本和简单的方法是使用词汇字典.词典是一些词的集合，每个词与显示其极性的分数相关联.如果它是为情感表示的目的而开发的，那么它可能会显示词表示每种可能的情感的程度.在分类时，对测试样本中包含的每个单词的极性分数进行提取和处理，以预测整个文本的极性.这些分数可以以不同的方式进行处理，包括求和，取平均数等等.这个通用的解决方法被称为“基于词典”的方法.目前，已有现有的词典可以用于此目的;然而，为了具有更高的性能，可能需要创建适合于所讨论问题领域的词典.由于人工构建词典是一项繁琐且耗时的工作，因此建议使用称为“词典扩展”的自动解决方案.研究人员应用不同的方法从数据中的信息自动创建词典.这种基于语料库中的信息来扩展词典的方法被称为“基于语料库的词典扩展”.首先在这方面进行研究有[Vasileios1997],[Vasileios2000]和[HY2003].他们通过对词语的出现进行简单假设来处理问题.例如，[PB2002]认为，在临近“优秀”一词的词可以被认为是正面的，而与“贫穷”相邻的词可能是负面的.一般来说，在词汇扩展中的初始阶段使用的潜在词汇被称为“种子词汇”.

在[Alina2006]，[Andrea2005，2006a，2006b]，[Aidan2006]，[Hiroya2007]，[Nobuhiro2007]中对于创造涉及情感集群的词汇或短语的词典进行了进一步的尝试.在这些工作中[Vasileios2000]是一个好的尝试.他们通过使用诸如“but”和“and”之类的“对立约束”来创建一个词典，然后将词汇聚合到两个分区.

在找到这些词的集合后，为了给他们分配情感取向（或极性的程度），一些不同的技术被提出.例如，[Vasileios2000]简单地假设频率更高的词更可能是正面的.

另一种流行的技术是使一组种子词具有极性，然后根据其他词与种子词的关系来分配新词的极性.换句话说，通过传播种子的极性来分配新词的极性[Alina2006]，[Michael2005]，[Andrea2005,2006a]以及[Jaap2004].这种方法被称为“基于字典的词典扩展”.

值得指出的是，大多数提到的方法都试图找出单词的“先验极性”.一个词的“先验极性”是指它所调用的极性，不管这个词出现在哪个上下文中，而“上下文极性”是这个词相对于上下文的极性.例如，由于“安全”一词总体上具有正极性，因此我们可以假设它有一个正的先验极性.但是，如果它发生在“有三位活着的前国土安全顾问”这样的句子里面，那么它就不会表示任何正面或负面的极性，因为它是一个指称表达的一部分.因此，它具有中性的“语境极性”.在此先验极性应该被进一步用来确定关于概念和领域的词语的“语境极性”，例如在[Theresa2005b].

#### 2.2.2 领域适应

一个可以产生适用于任何领域的任何类型的数据并且对非标记数据非常有用的训练分类器的方法是在针对一个域或主题的被标记的数据集上训练分类器，这个分类器称为“源”.然后使用它标记来自另一个领域的未标记的被称为“目标”数据.然而，在不同的领域进行这一操作的结果显示这种方法不令人满意[John2007].这是可以预见的，因为在一个域中使用的关键字和短语可能与另一个域中的关键字完全不同.而且，一个领域中的一个词可能会与另一个领域中的这个词表示不同的情感.因此，让训练过的源分类器适用于目标域是一个重要的步骤.这个过程被称为“域适应”.

根据[JJ2007]的观点，领域适应被认为有两种不同的方法，即“标记适应”和“实例适应”.在标记适应中，标记函数是自适应的，因为某些特征（意见挖掘中的词）在源域和目标域之间在极性上会有所不同.实例自适应会调整特征的概率函数;例如，从一个域到另一个域的词频的变化被建模.

[Anthony2005]在早期尝试解决这一问题，他们评估了四种可以以某种方式使分类器适用于目标领域的基本方法的表现.这些方法包括：对所有可能的域进行训练，将特征限制在目标域中观察到的特征，使用分类器的集合以及使用一小组标记的域内数据.

[YH2006]尝试进行进一步的简化.他们通过对句子进行逻辑回归来排列两个标记的数据集的特征，并选择排名高的特征作为在所有领域中最通用的特征.

标签转移是在以前的一些工作之上进行领域适应的另一种方法.标签传递的基本思想是通过在源域上训练的分类器来找到目标域信息最丰富的样本，然后标记这些信息性实例来训练一个全新的分类器.[TSB2007]是第一个使用这个方法的工作.后来，同样的团队通过一个被他们命名为“频繁同现熵”的方法来选择“可概化特征”，从而提高了系统的性能.最近[LSS2013]应用相同的方法，通过委员会策略让分类器查找目标域中信息最丰富的实例.

在以前的工作中，用于不同方案的一种非常常见的技术是将每个领域的特征聚类为两组.第一组属于无论域如何变化都经常出现的特征，称为“域独立”.第二组称为“域特定”特征，这种特征在其所属域中是常见的.做这种聚类的原因是以某种方式将源域的域特定特征与目标域的域特定特征进行对齐操作，然后调整源域中训练好的分类器.

根据上面的解释，应该按以下两个步骤进行：

特征聚类：根据建议的方法来区分这两种类型的特征.识别域独立特征的方法是在任何域中查找发生次数超过阈值的特征.为了找到特定领域的特征，应计算每个特征对每个领域的依赖程度.在信息论中，这可以通过使用特征和域之间的“互信息”来完成.

对齐：对齐是将目标域中每个特定于域的特征映射到源域中的一个或多个特定于域的特征的一个步骤.在文献中这一步骤被以不同的方式实现.在第一次尝试中，[John2007]通过使用称为“结构对应学习”（SCL）的算法来解决这个问题.SCL试图找到与领域无关的特征（枢纽特征）作为最通用的特征，然后通过训练线性关键训练器找到枢纽特征与其他特征之间的对应模型.

[LT2009]尝试通过使用术语文档矩阵的非负矩阵三因子来处理对齐问题.基本上，它们将源文件中的术语文档矩阵分解，然后通过矩阵（表示每个单词是否出现在两个域中）来估计文档矩阵在目标域中的因子.

[Sinno2010]旨在通过谱特征对齐算法在两个域中对特定领域的词进行聚类.尽管已经有SCL算法，这项工作仍希望利用域特定和域独立词语之间的所有关系.基本上，他们创建了由两个域特定和域独立特征组成的特征的二分图.那么，如果存在来自两个域的两个域特定的特征，那么这两个域具有许多通用的与域独立的特征，可以将它们对齐以便彼此对应.

除了聚类对齐方法之外，还存在其他针对基于源域和目标域中特征选择的自适应问题的解决方案.这种方法试图找到一个特征空间，与其他空间相比，源域和目标域分布之间的差距最小.两个域的特征被转移到这个新的特征空间，然后在新特征集中的源域上训练分类器.这个分类器可以保证在目标域上以更高的性能工作.

#### 2.2.3 其他方法

还有一些其他方法适用于未注释数据，包括但不限于以下内容.

引导：总体思路是在另一个数据集上使用初始的预训练分类器来标记目标数据集，然后使用这个新标记的数据集来训练一个新的分类器.[Nobuhiro2006]使用这种方法来标记一组具有正/负极性的超文本标记语言（HTML）文档.

信念网络建模：信念网络最近的应用之一是训练一个情感分类任务的模型.[LCH2009]为著名的概率文档模型“潜在狄利克雷分配”（LDA）[David2003]的结构增添了一层情感层.使之可以找出一组文档中关于每个主题的单词的极性.

结合词典学习和机器学习的方法：词典学习和机器学习方法可以结合起来弥补彼此的弊端和缺点.为了优化初始训练分类器（不同领域）的性能，[QLK2009]使用基于词典的分类器，其中在每个步骤中首先用词汇分类器标注数据，然后在标记的数据集上训练学习分类器.然后继续操作直到两个数据集的结果具有最小距离.另一项工作中，[Rudy2009]尝试使用基于规则的分类器和SVM分类来建立半监督混合分类器.

还有其他的工作中的分类任务并不完全基于生词.例如，[HX2013]使用表情符号来查找社交媒体中给定评论的情绪.

## 3 与极性相关的资源

极性分类方法的研究和分析需要资源，如词典和注释数据集.人们可能需要通过手动标记来产生他/她自己的资源.对文本数据进行注释对于个人来说可能是一项繁琐且费时的任务.而且，由于文本的情感是一个主观的问题，在不同的受众中有不同的解释，所以有必要包括不止一个注释者在注释中的多个视角.尽管有许多工具可以作为数据注释的一种选择，但利用这些工具可能会导致注释资源质量的不足，因为这些工具中的注释者大多是在心理学，语言学和社会学等领域没有知识的普通人.

情感注释的挑战性鼓励大多数研究人员利用现在已有的资源.即使在研究领域存在注释数据集，找到它仍然很耗时.在这里，我们介绍一些最知名的词库和极性挖掘数据集.一些有用的情感挖掘资源在第6节中进行描述.请注意，了解创建这些资源的过程有助于如果想要建立他/她自己的词典或数据集.

表一 与极性有关资源的汇总；Table I. Summary of Polarity-Related Lexicons

### 3.1 词典

有许多公开可用的词典是以前词典创造和以前的情感分析工作上扩展的结果.在这些词典中，下列词汇是文献中最常用和最有效的词汇（表I中可以看到下列词汇的总结）.

#### 3.1.1 哈佛通用咨询

这个词典是第一次尝试[Philip1968]编制情感分析的单词列表的结果.词典包含其单词的句法，语义和实用信息.在为每个单词提供的信息中，以这个词是否令人感兴趣来区分“正面”和“负面”.词典包括11,790个单词.这个词汇中的每个单词的分数将是1,0或-1，这意味着这个单词分别是积极的，中性的或消极的.

#### 3.1.2 意见字典

这个词典是刘兵的情感分析研究的结果[胡和刘2004; 刘等人 2005年]，共6786个词语，其中有2009个标记为正，其余标记为负。他们从中提取的文字包括客户对产品各种特征的看法。他们通过发现包含产品大量特征的句子并从这些句子中提取形容词来提取词语。之后，他们将这些提取出来的词根据单词词典中同义词和反义词的得分分成正反两个集合。每个单词的分数的定义与哈佛通用问询词典的得分定义相似。

#### 3.1.3 多视角问题解答（MPQA）

#### 3.1.4 WPARD

#### 3.1.5 SentiWordNet 3.0

#### 3.1.6 NRC

### 3.2 数据集

#### 3.2.1 亚马逊

#### 3.2.2 电影数据集

#### 3.2.3 博客

## 4 情感理论调查

## 5 情感挖掘方法

### 5.1 多标签情感分类调查

### 5.2 推特上的情感挖掘调查

### 5.3 其他语言的情感挖掘

## 6 与情感有关的资源介绍

### 6.1 字典

#### 6.1.1 Wordnet Affect

#### 6.1.2 LIWC

#### 6.1.3 NRC

#### 6.1.4 NRC Hashtag

#### 6.1.5 Clean Balanced Emotional Tweets (CBET)

#### 6.1.6. 词情感映射词典

#### 6.1.7 汉语字典

### 6.2 数据集

#### 6.2.1 ISEAR

#### 6.2.2 童话故事

#### 6.2.3 SemEval 2007

#### 6.2.4 TEC

#### 6.2.5 CBET

## 7 总结

## 参考文献

|  |  |
| --- | --- |
| [Cecilia2005A] | Cecilia Ovesdotter Alm, Dan Roth, and Richard Sproat. 2005. Emotions from text: Machine learning for text-based emotion prediction. In Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 579–586. |
| [Cecilia2005B] | Cecilia Ovesdotter Alm and Richard Sproat. 2005. Emotional sequencing and development in fairy tales. In Affective Computing and Intelligent Interaction. Springer, 668–674. |
| [Ebba] | Ebba Cecilia Ovesdotter Alm. 2008. Affect in Text and Speech. ProQuest. |
| [Alina2006] | Alina Andreevskaia and Sabine Bergler. 2006. Mining wordnet for a fuzzy sentiment: Sentiment tag extraction from wordnet glosses. In EACL, Vol. 6. 209–215. |
| [Anthony2005] | Anthony Aue and Michael Gamon. 2005. Customizing sentiment classifiers to new domains: A case study.In Proceedings of Recent Advances in Natural Language Processing (RANLP), Vol. 1. Citeseer. |
| [Stefano2010] | Stefano Baccianella, Andrea Esuli, and Fabrizio Sebastiani. 2010. SentiWordNet 3.0: An enhanced lexical resource for sentiment analysis and opinion mining. In LREC, Vol. 10. 2200–2204. |
| [Collin1998] | Collin F. Baker, Charles J. Fillmore, and John B. Lowe. 1998. The berkeley framenet project. In Proceedings of the 17th International Conference on Computational Linguistics-Volume 1. Association for Computational Linguistics, 86–90. |
| [Farah2007] | Farah Benamara, Carmine Cesarano, Antonio Picariello, Diego Reforgiato Recupero, and Venkatramana S.Subrahmanian. 2007. Sentiment analysis: Adjectives and adverbs are better than adjectives alone. In ICWSM. |
| [Plaban2009] | Plaban Kumar Bhowmick. 2009. Reader perspective emotion analysis in text through ensemble based multilabel classification framework. Comput. Inf. Sci. 2, 4 (2009), 64–74. |
| [David2003] | David M. Blei, Andrew Y. Ng, and Michael I. Jordan. 2003. Latent dirichlet allocation. J. Mach. Learn. Res.3 (2003), 993–1022. |
| [John2007] | John Blitzer, Mark Dredze, and Fernando Pereira. 2007. Biographies, bollywood, boom-boxes and blenders:Domain adaptation for sentiment classification. In ACL, Vol. 7. Citeseer, 440–447. |
| [Johan2011] | Johan Bollen, Huina Mao, and Alberto Pepe. 2011. Modeling public mood and emotion: Twitter sentiment and socio-economic phenomena. In ICWSM. |
| [Carlos2004] | Carlos Busso, Zhigang Deng, Serdar Yildirim, Murtaza Bulut, Chul Min Lee, Abe Kazemzadeh, Sungbok Lee, Ulrich Neumann, and Shrikanth Narayanan. 2004. Analysis of emotion recognition using facial expressions, speech and multimodal information. In Proceedings of the 6th International Conference on  Multimodal Interfaces. ACM, 205–211. |
| [Franc¸ois2007] | Franc¸ois-R´egis Chaumartin. 2007. UPAR7: A knowledge-based system for headline sentiment tagging. In Proceedings of the 4th International Workshop on Semantic Evaluations. Association for Computational Linguistics, 422–425. |
| [Corcoran2006] | P. E. Corcoran. 2006. Emotional framing in australian journalism. In Australian & New Zealand Communication Association International Conference, Adelaide, Australia (ANZCA). |
| [Taner2008] | Taner Danisman and Adil Alpkocak. 2008. Feeler: Emotion classification of text using vector space model.In AISB 2008 Convention Communication, Interaction and Social Intelligence, Vol. 1. 53. |
| [Amitava2010] | Amitava Das and Sivaji Bandyopadhyay. 2010. SentiWordNet for indian languages. Asian Federation for Natural Language Processing, China (2010), 56–63. |
| [Sanjiv2001] | Sanjiv Das and Mike Chen. 2001. Yahoo! for amazon: Extracting market sentiment from stock message boards. In Proceedings of the Asia Pacific Finance Association Annual Conference (APFA), Vol. 35.Bangkok, Thailand, 43. |
| [Kushal2003] | Kushal Dave, Steve Lawrence, and David M. Pennock. 2003. Mining the peanut gallery: Opinion extraction and semantic classification of product reviews. In Proceedings of the 12th International Conference on World Wide Web. ACM, 519–528. |
| [Munmun2013] | Munmun De Choudhury, Michael Gamon, Scott Counts, and Eric Horvitz. 2013. Predicting depression via social media. In ICWSM. |
| [Kerstin2015] | Kerstin Denecke and Yihan Deng. 2015. Sentiment analysis in medical settings: New opportunities and challenges. Artif. Intell. Med. 64, 1 (2015), 17–27. |
| [Sidney2015] | Sidney K. D’mello and Jacqueline Kory. 2015. A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems. ACM Comput. Surv. 47, 3 (2015), 43. |
| [C´ıcero2014] | C´ıcero Nogueira dos Santos and Maira Gatti. 2014. Deep convolutional neural networks for sentiment analysis of short texts. In COLING. 69–78. |
| [Paul1992] | Paul Ekman. 1992. An argument for basic emotions. Cogn. Emot. 6, 3–4 (1992), 169–200. |
| [Paul1972] | Paul Ekman, Wallace V. Friesen, and Phoebe Ellsworth. 1972. Emotion in the human face: Guidelines for research and an integration of findings. New York. Permagon. |
| [Moataz2011] | Moataz El Ayadi, Mohamed S. Kamel, and Fakhri Karray. 2011. Survey on speech emotion recognition:Features, classification schemes, and databases. Pattern Recogn. 44, 3 (2011), 572–587. |
| [Andrea2005] | Andrea Esuli and Fabrizio Sebastiani. 2005. Determining the semantic orientation of terms through gloss classification. In Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 617–624. |
| [Andrea2006a] | Andrea Esuli and Fabrizio Sebastiani. 2006a. Determining term subjectivity and term orientation for opinion mining. In EACL, Vol. 6. 2006. |
| [Andrea2006b] | Andrea Esuli and Fabrizio Sebastiani. 2006b. Sentiwordnet: A publicly available lexical resource for opinion mining. In Proceedings of LREC, Vol. 6. 417–422. |
| [Aidan2006] | Aidan Finn and Nicholas Kushmerick. 2006. Learning to classify documents according to genre. J. Am. Soc.Inf. Sci. Technol. 57, 11 (2006), 1506–1518. |
| [Elaine2008] | Elaine Fox. 2008. Emotion Science Cognitive and Neuroscientific Approaches to Understanding Human Emotions. Palgrave Macmillan. |
| [Michael2004] | Michael Gamon. 2004. Sentiment classification on customer feedback data: Noisy data, large feature vectors,and the role of linguistic analysis. In Proceedings of the 20th International Conference on Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 841. |
| [Michael2005] | Michael Gamon and Anthony Aue. 2005. Automatic identification of sentiment vocabulary: Exploiting low association with known sentiment terms. In Proceedings of the ACLWorkshop on Feature Engineering for Machine Learning in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 57–64. |
| [Bo2015] | Bo Gao, Bettina Berendt, and Joaquin Vanschoren. 2015a. Who is more positive in private? Analyzing sentiment differences across privacy levels and demographic factors in facebook chats and posts. In Proceedings of the 2015 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis  and Mining 2015. ACM, 605–610. |
| [Kai2015] | Kai Gao, Hua Xu, and Jiushuo Wang. 2015b. Emotion cause detection for chinese micro-blogs based on ECOCC model. In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Springer, 3–14. |
| [Ameneh2015] | Ameneh Gholipour Shahraki. 2015. Emotion Detection from Text. Master’s thesis. University of Alberta. |
| [Narendra2013] | Narendra Gupta, Mazin Gilbert, and Giuseppe Di Fabbrizio. 2013. Emotion detection in email customer care. Comput. Intell. 29, 3 (2013), 489–505. |
| [Jeffrey2007] | Jeffrey T. Hancock, Christopher Landrigan, and Courtney Silver. 2007. Expressing emotion in text-based communication. In Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems.ACM, 929–932. |
| [Maryam2014] | Maryam Hasan, Emmanuel Agu, and Elke Rundensteiner. 2014. Using hashtags as labels for supervised learning of emotions in Twitter messages. In Proceedings of the Health Informatics Workshop (HI-KDD). |
| [Vasileios1997] | Vasileios Hatzivassiloglou and Kathleen R. McKeown. 1997. Predicting the semantic orientation of adjectives.In Proceedings of the 8th Conference on European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 174–181. |
| [Vasileios2000] | Vasileios Hatzivassiloglou and Janyce M. Wiebe. 2000. Effects of adjective orientation and gradability on sentence subjectivity. In Proceedings of the 18th Conference on Computational Linguistics-Volume 1.Association for Computational Linguistics, 299–305. |
| [Dung2012] | Dung T. Ho and Tru H. Cao. 2012. A high-order hidden Markov model for emotion detection from textual data. In Knowledge Management and Acquisition for Intelligent Systems. Springer, 94–105. |
| [MQH2004] | Minqing Hu and Bing Liu. 2004. Mining and summarizing customer reviews. In Proceedings of the 10th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 168–177. |
| [XH2013] | Xia Hu, Jiliang Tang, Huiji Gao, and Huan Liu. 2013. Unsupervised sentiment analysis with emotional signals. In Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 607–618. |
| [Mukesh2014] | Mukesh Jain and V. Kulkarni. 2014. TexEmo: Conveying emotion from text-the study. Int. J. Comput. Appl.86, 4 (2014), 43–49. |
| [JJ2007] | [Jing Jiang and ChengXiang Zhai. 2007. Instance weighting for domain adaptation in NLP. In ACL, Vol. 7.Citeseer, 264–271. |
| [Nitin2008] | Nitin Jindal and Bing Liu. 2008. Opinion spam and analysis. In Proceedings of the 2008 International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, 219–230. |
| [Yohan2011] | Yohan Jo and Alice H. Oh. 2011. Aspect and sentiment unification model for online review analysis. In Proceedings of the 4th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, 815–824. |
| [Nobuhiro2006] | Nobuhiro Kaji andMasaru Kitsuregawa. 2006. Automatic construction of polarity-tagged corpus from HTML documents. In Proceedings of the COLING/ACL on Main Conference Poster Sessions. Association for Computational Linguistics, 452–459. |
| [Nobuhiro2007] | Nobuhiro Kaji and Masaru Kitsuregawa. 2007. Building lexicon for sentiment analysis from massive collection of HTML documents.. In EMNLP-CoNLL. Citeseer, 1075–1083. |
| [Jaap2004] | Jaap Kamps,M. J.Marx, Robert J. Mokken, andMaarten De Rijke. 2004. Using wordnet to measure semantic orientations of adjectives. Language Resources and Evaluation Conference (LREC) 4 (2004), 1115–1118. |
| [Daekook2014] | Daekook Kang and Yongtae Park. 2014. Review-based measurement of customer satisfaction in mobile service: Sentiment analysis and VIKOR approach. Expert Syst. Appl. 41, 4 (2014), 1041–1050. |
| [E. C.-C.2009] | E. C.-C. Kao, Chun-Chieh Liu, Ting-Hao Yang, Chang-Tai Hsieh, and Von-Wun Soo. 2009. Towards textbased emotion detection a survey and possible improvements. In Proceedings of the 2009 International Conference on Information Management and Engineering (ICIME’09). IEEE, 70–74. |
| [Phil2007] | Phil Katz,Matthew Singleton, and RichardWicentowski. 2007. Swat-mp: The semeval-2007 systems for task 5 and task 14. In Proceedings of the 4th International Workshop on Semantic Evaluations. Association for Computational Linguistics, 308–313. |
| [Sunghwan2010] | Sunghwan Mac Kim, Alessandro Valitutti, and Rafael A Calvo. 2010. Evaluation of unsupervised emotion models to textual affect recognition. In Proceedings of the NAACL HLT 2010Workshop on Computational Approaches to Analysis and Generation of Emotion in Text. Association for Computational Linguistics,  62–70. |
| [Svetlana2014] | Svetlana Kiritchenko, Xiaodan Zhu, Colin Cherry, and Saif Mohammad. 2014. NRC-Canada-2014: Detecting aspects and sentiment in customer reviews. In Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2014). Association for Computational Linguistics and Dublin City University,  Dublin, Ireland, 437–442. |
| [Andrea2013] | Andrea Kleinsmith and Nadia Bianchi-Berthouze. 2013. Affective body expression perception and recognition:A survey. IEEE Trans. Affect. Comput. 4, 1 (2013), 15–33. |
| [Sophia2010] | Sophia Yat Mei Lee, Ying Chen, Shoushan Li, and Chu-Ren Huang. 2010. Emotion cause events: Corpus construction and analysis. In LREC. |
| [LJS2014] | Jingsheng Lei, Yanghui Rao, Qing Li, Xiaojun Quan, and Liu Wenyin. 2014. Towards building a social emotion detection system for online news. Fut. Gen. Comput. Syst. 37 (2014), 438–448. |
| [LSS2013] | Shoushan Li, Yunxia Xue, Zhongqing Wang, and Guodong Zhou. 2013. Active learning for cross-domain sentiment classification. In Proceedings of the 23rd International Joint Conference on Artificial Intelligence.AAAI Press, 2127–2133. |
| [TL2009] | Tao Li, Vikas Sindhwani, Chris Ding, and Yi Zhang. 2009. Knowledge transformation for cross-domain sentiment classification. In Proceedings of the 32nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. ACM, 716–717. |
| [LWY2014] | Weiyuan Li and Hua Xu. 2014. Text-based emotion classification using emotion cause extraction. Expert Syst. Appl. 41, 4 (2014), 1742–1749. |
| [LCH2009] | Chenghua Lin and Yulan He. 2009. Joint sentiment/topic model for sentiment analysis. In Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 375–384. |
| [LWH2006] | Wei-Hao Lin, Theresa Wilson, Janyce Wiebe, and Alexander Hauptmann. 2006. Which side are you on?:Identifying perspectives at the document and sentence levels. In Proceedings of the 10th Conference on Computational Natural Language Learning. Association for Computational Linguistics, 109–116. |
| [LB2011] | Bing Liu. 2011. Opinion mining and sentiment analysis. In Web Data Mining. Springer, 459–526. |
| [LB2012] | Bing Liu. 2012. Sentiment analysis and opinion mining. Synth. Lect. Hum. Lang. Technol. 5, 1 (2012), 1–167. |
| [LB2015] | Bing Liu. 2015. Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions. Cambridge University Press. |
| [LB2005] | Bing Liu, Minqing Hu, and Junsheng Cheng. 2005. Opinion observer: Analyzing and comparing opinions on the web. In Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web. ACM, 342–351. |
| [Hugo2012] | Hugo L¨ovheim. 2012. A new three-dimensional model for emotions and monoamine neurotransmitters. Med. Hypoth. 78, 2 (2012), 341–348. |
| [Kim2012] | Kim Luyckx, Frederik Vaassen, Claudia Peersman, and Walter Daelemans. 2012. Fine-grained emotion detection in suicide notes: A thresholding approach to multi-label classification. Biomed. Inf. Insights 5,Suppl. 1 (2012), 61. |
| [D. A.2005] | D. A. Medler, A. Arnoldussen, J. R. Binder, and M. S. Seidenberg. 2005. The Wisconsin Perceptual Attribute Ratings Database. Retrieved from http://www.neuro.mcw.edu/ratings/. |
| [Prem2009] | Prem Melville,Wojciech Gryc, and Richard D. Lawrence. 2009. Sentiment analysis of blogs by combining lexical knowledge with text classification. In Proceedings of the 15th ACMSIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. ACM, 1275–1284. |
| [Gilad2005] | Gilad Mishne. 2005. Experiments with mood classification in blog posts. In Proceedings of ACM SIGIR 2005 Workshop on Stylistic Analysis of Text for Information Access, Vol. 19. Citeseer. |
| [Gilad2006] | Gilad Mishne and Maarten De Rijke. 2006. Capturing global mood levels using blog posts. In AAAI Spring Symposium: Computational Approaches to Analyzing Weblogs. 145–152. |
| [Saif2010] | Saif M. Mohammad and Peter D. Turney. 2010. Emotions evoked by common words and phrases: Using mechanical turk to create an emotion lexicon. In Proceedings of the NAACL HLT 2010 Workshop on Computational Approaches to Analysis andGeneration of Emotion in Text. Association for Computational Linguistics, 26–34. |
| [Saif2012] | Saif M. Mohammad. 2012. # Emotional tweets. In Proceedings of the 1st Joint Conference on Lexical and Computational Semantics-Volume 1: Proceedings of theMain Conference and the Shared Task, and Volume 2: Proceedings of the 6th International Workshop on Semantic Evaluation. Association for Computational Linguistics, 246–255. |
| [Saif2013] | Saif M. Mohammad, Svetlana Kiritchenko, and Xiaodan Zhu. 2013. NRC-Canada: Building the state-ofthe-art in sentiment analysis of tweets. In Proceedings of the 7th International Workshop on Semantic Evaluation Exercises (SemEval’13). |
| [Louis2011] | Louis-Philippe Morency, Rada Mihalcea, and Payal Doshi. 2011. Towards multimodal sentiment analysis:Harvesting opinions from the web. In Proceedings of the 13th International Conference on Multimodal Interfaces. ACM, 169–176. |
| [Arjun2012] | Arjun Mukherjee and Bing Liu. 2012. Aspect extraction through semi-supervised modeling. In Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Long Papers-Volume 1.Association for Computational Linguistics, 339–348. |
| [Tony2004] | Tony Mullen and Nigel Collier. 2004. Sentiment analysis using support vector machines with diverse information sources. In EMNLP, Vol. 4. 412–418. |
| [Sean2015] | Sean M. Murphy, Bernard Maskit, and Wilma Bucci. 2015. Putting feelings into words: Cross-linguistic markers of the referential process. NAACL HLT 2015 (2015), 80. |
| [Jin2004] | Jin-Cheon Na, Haiyang Sui, Christopher Khoo, Syin Chan, and Yunyun Zhou. 2004. Effectiveness of simple linguistic processing in automatic sentiment classification of product reviews. Adv. Knowl. Org. 9 (2004),49–54. |
| [Tetsuya2003] | Tetsuya Nasukawa and Jeonghee Yi. 2003. Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing. In Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Capture. ACM,70–77. |
| [Alena2007] | Alena Neviarouskaya, Helmut Prendinger, and Mitsuru Ishizuka. 2007. Textual affect sensing for sociable and expressive online communication. In Affective Computing and Intelligent Interaction. Springer,218–229. |
| [Alena2009] | Alena Neviarouskaya, Helmut Prendinger, and Mitsuru Ishizuka. 2009. Compositionality principle in recognition of fine-grained emotions from text. In ICWSM. |
| [Vincent2006] | Vincent Ng, Sajib Dasgupta, and S. M. Arifin. 2006. Examining the role of linguistic knowledge sources in the automatic identification and classification of reviews. In Proceedings of the COLING/ACL on Main Conference Poster Sessions. Association for Computational Linguistics, 611–618. |
| [Alvaro2014] | Alvaro Ortigosa, Jos´eM.Mart´ın, and Rosa M. Carro. 2014. Sentiment analysis in facebook and its application to e-learning. Comput. Hum. Behav. 31 (2014), 527–541. |
| [Sinno2010] | Sinno Jialin Pan, Xiaochuan Ni, Jian-Tao Sun, Qiang Yang, and Zheng Chen. 2010. Cross-domain sentiment classification via spectral feature alignment. In Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web. ACM, 751–760. |
| [PB2004] | Bo Pang and Lillian Lee. 2004. A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts. In Proceedings of the 42nd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 271. |
| [PB2005] | Bo Pang and Lillian Lee. 2005. Seeing stars: Exploiting class relationships for sentiment categorization with respect to rating scales. In Proceedings of the 43rd Annual Meeting on Association for Computational Linguistics. Association for Computational Linguistics, 115–124. |
| [PB2008] | Bo Pang and Lillian Lee. 2008. Opinion mining and sentiment analysis. Found. Trends Inf. Retriev. 2, 1–2(2008), 1–135. |
| [PB2002] | Bo Pang, Lillian Lee, and Shivakumar Vaithyanathan. 2002. Thumbs up?: Sentiment classification using machine learning techniques. In Proceedings of the ACL-02 Conference on EmpiricalMethods in Natural Language Processing-Volume 10. Association for Computational Linguistics, 79–86. |
| [James1997] | James W. Pennebaker. 1997. Writing about emotional experiences as a therapeutic process. Psychol. Sci. 8,3 (1997), 162–166. |
| [James2007] | JamesW. Pennebaker, R. J. Booth, andM. E. Francis. 2007. Linguistic inquiry and word count: LIWC. Austin,TX: liwc. net (2007). |
| [Robert1986] | Robert Plutchik and Henry Kellerman. 1986. Emotion: Theory, Research and Experience. Vol. 3. Academicn Press, New York, NY. |
| [Rudy2009] | Rudy Prabowo and Mike Thelwall. 2009. Sentiment analysis: A combined approach. J. Inform. 3, 2 (2009),143–157. |
| [QLK2009] | Likun Qiu, Weishi Zhang, Changjian Hu, and Kai Zhao. 2009. Selc: A self-supervised model for sentiment classification. In Proceedings of the 18th ACM Conference on Information and Knowledge Management.ACM, 929–936. |
| [Francisco2016] | Francisco Rangel and Paolo Rosso. 2016. On the impact of emotions on author profiling. Information Processing & Management 52, 1 (2016), 73–92. |
| [RYH2014] | Yanghui Rao, Qing Li, Liu Wenyin, Qingyuan Wu, and Xiaojun Quan. 2014. Affective topic model for social emotion detection. Neur. Netw. 58 (2014), 29–37. |
| [Kirk2012] | Kirk Roberts, Michael A. Roach, Joseph Johnson, Josh Guthrie, and SandaM. Harabagiu. 2012. EmpaTweet:Annotating and detecting emotions on Twitter. In LREC. 3806–3813. |
| [James2013] | James A. Russell, Jos´e-Miguel Fern´andez-Dols, Anthony S. R. Manstead, and Jane C. Wellenkamp. 2013.Everyday Conceptions of Emotion: An Introduction to the Psychology, Anthropology and Linguistics of Emotion. Vol. 81. Springer Science & Business Media. |
| [Robert1999] | Robert E. Schapire. 1999. A brief introduction to boosting. In Ijcai, Vol. 99. 1401–1406. |
| [Klaus1994] | Klaus R. Scherer and HaraldG.Wallbott. 1994. Evidence for universality and cultural variation of differential emotion response patterning. J. Pers. Soc. Psychol. 66, 2 (1994), 310. |
| [Fabrizio2002] | Fabrizio Sebastiani. 2002. Machine learning in automated text categorization. ACM Comput. Surv. 34, 1(2002), 1–47. |
| [Phillip1987] | Phillip Shaver, Judith Schwartz, Donald Kirson, and Cary O’connor. 1987. Emotion knowledge: Further exploration of a prototype approach. J. Pers. Soc. Psychol. 52, 6 (1987), 1061. |
| [Richard2013] | Richard Socher, Alex Perelygin, Jean Y. Wu, Jason Chuang, Christopher D. Manning, Andrew Y. Ng, and Christopher Potts. 2013. Recursive deep models for semantic compositionality over a sentiment treebank.In Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP),Vol. 1631. Citeseer, 1642. |
| [Philip1968] | Philip Stone, Dexter C. Dunphy,Marshall S. Smith, andD. M. Ogilvie. 1968. The general inquirer: A computer approach to content analysis. J. Region. Sci. 8, 1 (1968), 113–116. |
| [Carlo2007] | Carlo Strapparava and Rada Mihalcea. 2007. Semeval-2007 task 14: Affective text. In Proceedings of the 4th International Workshop on Semantic Evaluations. Association for Computational Linguistics, 70–74. |
| [Carlo2008] | Carlo Strapparava and Rada Mihalcea. 2008. Learning to identify emotions in text. In Proceedings of the 2008 ACM Symposium on Applied Computing. ACM, 1556–1560. |
| [Carlo2004] | Carlo Strapparava and Alessandro Valitutti. 2004. WordNet affect: An affective extension of wordnet. In LREC, Vol. 4. 1083–1086. |
| [Hiroya2007] | Hiroya Takamura, Takashi Inui, and Manabu Okumura. 2007. Extracting semantic orientations of phrases from dictionary. In HLT-NAACL, Vol. 2007. 292–299. |
| [TSB2007] | Songbo Tan, GaoweiWu, Huifeng Tang, and Xueqi Cheng. 2007. A novel scheme for domain-transfer problem in the context of sentiment analysis. In Proceedings of the 16th ACM Conference on Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 979–982. |
| [TDY2015] | Duyu Tang. 2015. Sentiment-specific representation learning for document-level sentiment analysis. In Proceedings of the 8th ACM International Conference on Web Search and Data Mining. ACM, 447–452. |
| [TDY2014A] | Duyu Tang, FuruWei, Bing Qin, Ting Liu, and Ming Zhou. 2014a. Coooolll: A deep learning system for Twitter sentiment classification. In Proceedings of the 8th International Workshop on Semantic Evaluation(SemEval 2014). 208–212. |
| [TDY2014B] | Duyu Tang, Furu Wei, Nan Yang, Ming Zhou, Ting Liu, and Bing Qin. 2014b. Learning sentiment-specific word embedding for Twitter sentiment classification. In ACL (1). 1555–1565. |
| [Peter2002] | Peter D. Turney. 2002. Thumbs up or thumbs down?: Semantic orientation applied to unsupervised classification of reviews. In Proceedings of the 40th AnnualMeeting on Association for Computational Linguistics.Association for Computational Linguistics, 417–424. |
| [S. Voeffray2011] | S. Voeffray. 2011. Emotion-sensitive human-computer interaction (HCI): State of the art-Seminar paper.Emotion Recognition. p1-4 (2011). |
| [VXS2014] | Xuan-Son Vu and Seong-Bae Park. 2014. Construction of vietnamese SentiWordNet by using Vietnamese dictionary. In Proceedings of the 40th Conference of the Korea Information Processing Society. 745–748. |
| [Joseph1992] | Joseph B. Walther. 1992. Interpersonal effects in computer-mediated interaction a relational perspective.Commun. Res. 19, 1 (1992), 52–90. |
| [Joseph2005] | Joseph B. Walther, Tracy Loh, and Laura Granka. 2005. Let me count the ways the interchange of verbal and nonverbal cues in computer-mediated and face-to-face affinity. J. Lang. Soc. Psychol. 24, 1 (2005),36–65. |
| [WS2016] | ShuaiWang, Zhiyuan Chen, and Bing Liu. 2016. Mining aspect-specific opinion using a holistic lifelong topic model. In Proceedings of the 25th International Conference on World Wide Web. International World Wide Web Conferences Steering Committee, 167–176. |
| [WWB2012] | Wenbo Wang, Lu Chen, Krishnaprasad Thirunarayan, and Amit P. Sheth. 2012. Harnessing Twitter “big data” for automatic emotion identification. In Privacy, Security, Risk and Trust (PASSAT), 2012 International Conference on and 2012 International Confernece on Social Computing (SocialCom). IEEE,  587–592. |
| [Casey2005] | Casey Whitelaw, Navendu Garg, and Shlomo Argamon. 2005. Using appraisal groups for sentiment analysis.In Proceedings of the 14th ACM International Conference on Information and Knowledge Management.ACM, 625–631. |
| [Janyce2004] | JanyceWiebe, TheresaWilson, Rebecca Bruce, Matthew Bell, andMelanie Martin. 2004. Learning subjective language. Comput. Ling. 30, 3 (2004), 277–308. |
| [Alicja2006] | Alicja Wieczorkowska, Piotr Synak, and Zbigniew W. Ra´s. 2006. Multi-label classification of emotions in music. In Intelligent Information Processing and Web Mining. Springer, 307–315. |
| [Theresa2005A] | Theresa Wilson, Paul Hoffmann, Swapna Somasundaran, Jason Kessler, Janyce Wiebe, Yejin Choi, Claire Cardie, Ellen Riloff, and Siddharth Patwardhan. 2005a. OpinionFinder: A system for subjectivity analysis.In Proceedings of hlt/emnlp on Interactive Demonstrations. Association for Computational Linguistics,34–35. |
| [Theresa2005B] | Theresa Wilson, Janyce Wiebe, and Paul Hoffmann. 2005b. Recognizing contextual polarity in phrase-level sentiment analysis. In Proceedings of the Conference on Human Language Technology and Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 347–354. |
| [YH2006] | Hui Yang, Jamie Callan, and Luo Si. 2006. Knowledge transfer and opinion detection in the TREC 2006 blog track. In TREC. |
| [YYH2012] | Yi-Hsuan Yang and Homer H. Chen. 2012. Machine recognition of music emotion: A review. ACM Trans.Intell. Syst. Technol. 3, 3 (2012), 40. |
| [YH2003] | Hong Yu and Vasileios Hatzivassiloglou. 2003. Towards answering opinion questions: Separating facts from opinions and identifying the polarity of opinion sentences. In Proceedings of the 2003 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Association for Computational Linguistics, 129–136. |
| [ZZH2009] | Zhihong Zeng, Maja Pantic, Glenn I. Roisman, and Thomas S. Huang. 2009. A survey of affect recognition methods: Audio, visual, and spontaneous expressions. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 31, 1(2009), 39–58. |
| [ZYW2015] | Yaowen Zhang, Lin Shang, and Xiuyi Jia. 2015. Sentiment analysis on microblogging by integrating text and image features. In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Springer, 52–63. |
| [ZXD2014A] | Xiaodan Zhu, Svetlana Kiritchenko, and Saif M. Mohammad. 2014. NRC-canada-2014: Recent improvements in the sentiment analysis of tweets. SemEval 2014 (2014), 443. |
| [ZXD2014B] | Xiaodan Zhu, Svetlana Kiritchenko, and Saif M. Mohammad. 2014. Sentiment analysis of short informal texts. J. Artif. Intell. Res. 50 (2014), 723–762. |

1. 赵淼 电信研1706班 电子科学与技术 17120036 15650761201 [↑](#footnote-ref-1)