Aspect Level Sentiment Classification with Deep Memory Network

**国内外综述**

研究人员通常使用机器学习算法和用监督方式建立情感分类。文献中的代表性方法包括基于特征的支持向量机 (Kiritchenko et al., 2014; Wagneret al., 2014)和神经网络模型(Dong et al., 2014; Lakkaraju et al., 2014; Vo and Zhang, 2015; Nguyen and Shirai, 2015; Tang et al., 2015a).

常规神经模型如长期短期记忆（LSTM）(Tang et al., 2015a)以隐式方式捕获上下文信息，但不能明确的展示一方面的重要上下文线索。

标准LSTM以顺序方式工作，并且以相同的操作来操纵每个上下文词，因为它不能明确地揭示每个上下文词的重要性。

**本文模型方法**

本文开发了用于aspect-level 级情感分类的深层存储网络，这是受到最近成功的计算模型的启发，该模型使用关注机制和显式记忆。我们的方法是数据驱动的，计算效率高，不依赖于句法解析器或情感词典。该方法由具有共享参数的多个计算层组成。每个层是基于内容和位置的注意模型，其首先学习每个上下文词的重要性/权重，然后利用该信息来计算连续文本表示。最后一层中的文本表示被认为是情感分类的特征。由于每个组件都是可区分的，整个模型可以有效地用端到端的梯度下降训练，其中损失函数是情感分类的交叉熵误差。

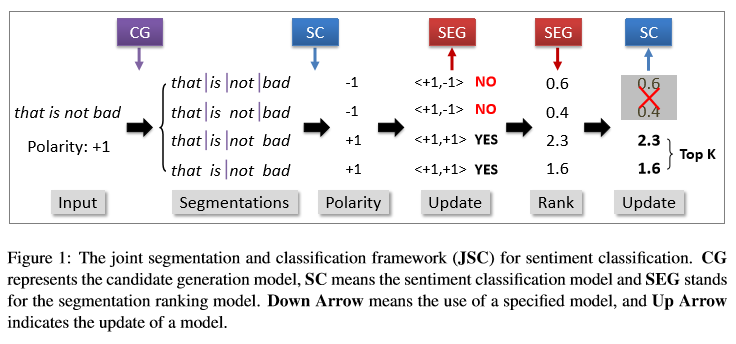
A Joint Segmentation and Classification Framework for Sentiment Analysis

**国内外综述**

情感分类将句子（或文档）的情感极性分为正或负，是情感分析领域的主要研究方向（Pang和Lee，2008; Liu，2012; Feldman，2013）。 大多数现有的方法遵循Pang et al.（2002），将情绪分类作为文本分类任务的特例。 在这个观点下，以前的研究通常使用具有两个步骤的流水线方法。 他们首先使用单独的文本分析器产生句子分割（Choi and Cardie，2008; Nakagawaetal.，2010; Socheretal.，2013b）或词袋（Paltoglou和Thelwall，2010; Maasetal.,2011）然后，特征学习和情绪分类算法将分割结果作为输入来构建情感分类器（Socheretal，2011; Kalchbrenneretal.，2014; Dong et al.，2014）。

**本文模型方法**

在本文中，我们提出一个**联合分割和分类框架（JSC）情感分析**，同时进行句子分割和句子情绪分类。框架如图1所示。



我们在SemEval 2013中用基准Twitter情绪分类数据集来评估联合模型的有效性。结果表明，联合模型与最先进的方法具有可比性，并且在各种实验设置中始终优于管道方法。本文提出的工作的主要贡献如下。

•据我们所知，这是第一个工作，自动生成句子分割与相关框架的分类。

•我们证明联合模型在2013年SemEval基准Twitter情绪分类数据集中产生可比性能与最先进的方法

**相关工作**

现有的情感分类方法主要由**两个主流方向所主导**。 **基于词汇的方法**(Turney, 2002; Ding et al., 2008; Taboada et al., 2011; Thelwall et al., 2012) 通常利用情感词的词典，其中每一个词都用情感极性或情感强度注释。**语言规则**，如集约化和否定，通常被纳入以聚合句子（或文档）的情感极性。基于语料库的方法将情绪分类作为文本分类任务的一种特殊情况（Pangetal.，2002）。 他们主要从句子（或文档）中用手动注释的情感极性或通过情感信号（例如表情符号）收集的远程监督语料库来构建情感分类器，(Go et al., 2009; Pak and Paroubek, 2010; Kouloumpis et al., 2011; Zhao et al., 2012).

大多数现有的方法遵循Pang et al. (2002)，并采用基于语料库的方法进行情绪分类。 Pang et al.（2002）作为文本分类问题的特殊情况来处理评论的情感分类的开创者，并且首先研究**机器学习方法**。他们使用**朴素贝叶斯，最大熵和支持向量机（SVM）**与一组不同的功能。在他们的实验中，通过**具有词袋特征的SVM实现了最佳性能**。在这个角度，许多研究集中于设计或学习有效的特征，以获得更好的分类性能。在电影或产品评论中，Wang和Manning（2012）提出了**NBSVM**，它在朴素贝叶斯和NB特征增强的SVM之间进行交易。 Kim和Zhai（2009）和Paltoglou和Thelwall（2010）通过调查信息检索的变量加权函数来学习特征权重。 Nakagawa et al。 （2010）使用依赖树，极性转移规则和条件随机场（Lafferty等人，2001）与隐藏变量来计算文档特征。在Twitter上，Mohammad et al.（2013b）在SemEval 2013中开发了一个最先进的Twitter情绪分类，使用各种情绪词典和手工制作的功能。

随着深度学习（表示学习）的复兴（Hinton和Salakhutdinov，2006; Bengio等人，2013; Jones，2014），最近的研究集中于**学习低维，密集和实值向量作为情感分类的文本特征**。 Glorotetal. 2011）调查堆栈**去噪自动编码器**来学习文档向量，用于情感分类中的域适配。 Yessenalina和Cardie（2011）将每个词表示为矩阵，并使用迭代矩阵乘法组成词。 Socher et al. 提出**递归自动编码器**（RAE）（2011），**矩阵向量递归神经网络**（MV-RNN）（2012）和**递归神经网络**（RNTN）（2013b），以学习基于其可变长度短语及其子群的组成。为了学习句子表示，Kalchbrenner et al。 （2014）利用动态卷积神经网络和Le和Mikolov（2014）调查段矢量。为了学习情感分析的单词向量，Maas et al。 （2011）提出了Blei等人的**概率文档模型**。（2003），Labutov和Lipson（2013）从现有词嵌入中重新嵌入词和Tang等（2014b）开发三个神经网络来学习从包含正/负表情符号的tweets单词向量。

**情感分类算法比较**

•DistSuper：收集了10M正负表情的微博作为训练数据，并使用LibLinear和ngram特征构建分类器（Go等人，2009; Zhao等人，2012）。

•SVM：n-gram特征和支持向量机是广泛使用的基础方法来构建情感分类器（Pang et al。，2002）。我们使用LibLinear来训练SVM分类器。

•NBSVM：NBSVM（Wang和Manning，2012）在朴素贝叶斯和增强SVM的 NB之间交易，。我们使用NBSVM-bi，因为它在评论的情感分类上表现最好。

•RAE：递归自动编码器（Socher et al，2011）已被证明通过学习句子表示对情感分类是有效的。我们使用从100M tweets中学习的预训练短语嵌入来训练RAE。

•SentiStrength：Thelwall et al（2012）建立一个基于词典的分类器，它使用语言规则来检测tweet的情感强度。

•SSWEu：Tang et al（2014b）提出从收集的10M tweets表情符号来学习情感特定词嵌入（SSWE）。他们应用SSWE作为Twitter情绪分类的特征。

•NRC：NRC在SemEval 2013 Twitter情感分类轨道中建立了最先进的系统，融合了各种情感词典和手工制作特征（Mohammadetal。，2013b）。

除了DistSuper，其他基线方法以受监督的方式进行。

Sentence-level Emotion Classification with Label and Context Dependence

**国内外综述**

在过去十年中，已经有大量的关于情绪分类的研究，其中大量的工作集中在文档级情感分类。 最近，由于其广泛的潜在应用，研究界已经越来越意识到对句子级情感分类的需要。 在社交媒体中分析短文本的重要性越来越大（Kiritchenko等，2014; Wen和Wan，2014）。 一般来说，句子级情感分类表现出两个挑战。

一方面，像文档级情感分类，句子级情感分类自然是一个多标签分类问题。也就是说，每个句子可能涉及多于一个情感类别。另一方面，与文档级情感分类不同，句级情感分类易于出现数据稀疏问题，因为一个句子通常包含少得多的内容。给定句子的短文本，由于其中的有限信息，常常难以预测其情绪。

在过去十年中，探索情感分析的各个方面的工作爆发了，例如情感资源的创造（Wiebe et al。，2005; Quan and Ren，2009; Xu et al，2010），作者和阅读者的情感分析（Lin et al，2008; Liu et al，2013），情绪事件分析（Chen et al。，2010），文档级情感分类（Alm et al，2005; Li et al 2014）和句子级或短文本级情感分类（Tokushisa et al，2008; Bhowmick et al，2009; Xu et al，2012）。这项工作侧重于句子的情感分类。在句子级情感分类的研究中，Tokushisa et al（2008）提出了一种面向数据的方法，用于推断在对话系统中所表达句子的情感。他们利用来自Web的大量的情感启发事件实例来处理句子级情感分类中的数据稀疏问题。 Bhowmick et al（2009）和Bhowmick等人（2010）应用基于KNN的分类算法将新闻句子分类为多个读者情感类别。尽管在他们的研究中已经注意到多标签分类难度，但是没有利用标签依赖性。最近，Xu et al（2012）提出了一种句子级情绪分类的粗到精的策略。