

# 基于目标对象表示学习的立场判定

童晓薇, 曾思通, 林潇丽

(福建船政交通职业学院 机械工程系, 福建 福州 350007)

**摘要:** 针对基于文本的立场判定通常会被归结为简单分类或情感分析而出现判定不准确的问题, 提出一种基于目标对象表示学习的文本立场判定模型。模型能充分利用卷积神经网络在局部特征提取方面的优势, 实现在不依赖复杂的句法树解析过程的同时, 识别决定特定立场分析的关键目标, 有效提升文本立场判定模型性能。以微博中针对某大型央企产品及政策的舆论文本为例, 开展立场判定实验, 通过与多个主流基线模型比较, 验证了方法的有效性和可行性。

**关键词:** 立场判定; 目标对象表示学习; 深度学习; 自然语言处理; 卷积神经网络

**中图分类号:** TP311

**文献标识码:** A

**文章编号:** 2095-7726(2020)09-0020-05

基于文本内容的立场判定是自然语言处理领域的研究热点之一。通过对文本的立场判定分析, 检测文本中表达的观点, 发现文本内容对于特定对象的立场, 包括支持、反对和中立等, 是实现个性化营销、政治选举预测、公众舆论引导和国家经济预测等的重要手段。

当前, 实现自然语言处理的基础技术主要有两种: 传统的机器学习方法和深度学习方法。传统的机器学习方法主要是使用线性和浅层非线性方法, 它分析复杂词句的语义内容会产生许多误差。随着深度学习技术在图像分析方面的成功应用, 学术界越来越多地转向探索深度学习方法, 即利用文本深度特征解决文本分类的方法。从目前的科研成果<sup>[1-3]</sup>可以看出: 基于大数据的深度学习模型可自主学习词句内在的句法特征和语义特征, 能较好地理解表示文本, 有效填补人工提取特征的缺陷, 具有较好的鲁棒性和普适性, 适宜短文本的立场判定研究。

本文重点研究基于卷积神经网络(CNN)的目标对象表示生成模型, 利用卷积结构在局部特征提取方面的优势识别决定特定立场的关键目标, 提升立场判定的准确性。

## 1 文本立场判定相关工作

### 1.1 机器学习方法

用于立场判定的机器学习方法主要包括有监督学习方法和无监督学习方法。

有监督机器学习方法是采用分类算法对标注的训

练数据和多种组合特征构建立场分类模型, 实现立场判定。常用的分类算法包括朴素贝叶斯、最大熵和支持向量机等算法。以有监督机器学习方法为基础的研究采用了不同的标注方法及组合特征。典型方法如: 在文献[4]中, 先利用文本情感分析的结果作为立场的类别, 构造情感词典, 再识别句中的词语或短语的情感极性, 并加入语句长度、情感词数量等特征, 然后对这些特征进行极性加权求和; 或直接对文本的各种人工构造特征进行建模, 得到句子的情感分析结果, 再通过加权计算文本的情感极性得到用户的立场倾向。有监督学习方法的主要缺陷在于人工标注成本高、构造的特征维度大、模型的通用性不高, 且明显忽略了上下文信息。

无监督的机器学习方法是通过聚类或者主题模型, 分析短文本的立场倾向。典型方法包括 Gottipati 等<sup>[5]</sup>根据各种政治实体的辩论记录, 采用矩阵分解(matrix factorization)方法挖掘用户对不同政治问题的态度, 然后使用  $K$  均值( $K$ -means)方法对用户向量聚类, 实现用户级别的政治立场聚类。

另外一些常用的主题模型<sup>[6]</sup>是模拟文档生成过程的概率模型: 文章由主题构成, 主题由词构成, 通过对文本主题和用户立场的联合建模, 捕获由文本的主题和用户的情感极性引起的词汇变化。

### 1.2 深度学习方法

与机器学习方法表示方法不同, 深度学习通常是以语言模型为基础将词映射到高维空间, 能够充分融

收稿日期: 2020-03-14

作者简介: 童晓薇(1982—), 女, 福建福州人, 副教授, 硕士, 研究方向: 数字化制造和智能信息处理。

合单词的语义信息,从而解决机器学习方法存在的特征稀疏与维度灾难问题。相应地,文本特征也是由传统的词袋、标签和标点符号等转化为词向量。

在具体技术路线方面,由于循环神经网络(RNN)最擅长处理序列,使其在各类自然语言处理,包括文本分类、情感分析、机器翻译、对话系统、问答系统和新闻摘要自动生成等任务中,得到了广泛的应用。由于RNN在反向传播过程中容易出现梯度消失,基于门限机制的长短时记忆模型(long short term memory, LSTM)以及很多变体模型应运而生。LSTM继承了大部分RNN模型的特性,并已被证明在长距离依赖建模方面存在很大优势。Geng等<sup>[7]</sup>提出了一种改进的基于树结构的LSTM语义表示模型。该模型在语义相关性和情感分类任务上优于普通的LSTM等方法。

卷积神经网络(CNN)在计算机图像领域被成功应用之后,也被逐渐应用于文本处理领域<sup>[8]</sup>。由于CNN模型不依赖于语法分析树,且适用于任何语言,相关研究日益增多,并在句子建模、文本分类任务上都取得了不错的效果。CNN模型先由卷积层学习输入文本所包含的不同短语的局部特征,而后利用池化层提取卷积层最重要的特征作为目标任务中句子的特征组合。将CNN用于文本处理的典型工作之一是利用动态卷积神经网络对句子进行语义建模<sup>[9]</sup>,该网络使用动态K-Max池化,并通过句子的特征图来捕获句子的短距离和长距离关系,使得网络可以处理输入的不同长度的句子,在电影评论分类和问题回答分类等任务上都有较好的表现。

综上所述,机器学习的监督学习方法将立场判定当作简单的文本分类问题,其特征大部分由人工构造,这导致了模型性能显著依赖于数据标注的结果,模型泛化能力不足。无监督学习方法的模型较为复杂,通常是将问题转化为情感分析,并利用各种外部知识和文本信息建模提升情感判定的准确性。然而,由于情感和立场并不总是对应的,将无监督学习方法用于立场判定的效果总体不佳。与机器学习方法类似,主流的深度学习方法是把立场判定问题看作文本分类或者情感分类。并且,由于采用的通常都是单一神经网络结构,深度学习模型难以同时学习到语义上下文信息和决定立场倾向的目标对象,这限制了立场判定的准确性。

## 2 基于CNN的目标对象表示生成模型

针对机器学习及深度学习方法存在的立场判定不准确的问题,本文提出一种基于CNN的目标对象表示生成模型(target-specific representation convolutional neural network, TRCNN)。TRCNN没有依赖复杂的句子语法树解析,而是在使用大量无监督文本训练得到的词向量上,用多个不同窗口大小的卷积滤波器来学习输入的局部特征,利用卷积结构在局部特征提取方面的优势,学习与立场判定相关的目标对象的隐含特征。具体的模型构建过程如下。

1)卷积层。对文本进行分词, $n$ 个字符的句子表示为 $x_1, x_2, \dots, x_n$ ,每个字符的向量维度为 $k$ ,卷积输入的是 $n \times k$ 二维向量。从句子中截取的窗口为 $h$ 的短语(即 $h$ 个字符串串联),向量表示为 $x_{i:i+h-1} \times k$ 。卷积操作包括多个卷积核,如卷积核大小为 $n \times k$ ,从输入二维向量的第一个字符开始不断往后移动。卷积操作抽取的一个新的局部特征 $t_i \in \mathbf{R}^{1 \times (n-h+1)}$ 的计算公式为

$$t_i = f(W_i \cdot x_{i:i+h-1} + b_i) \quad (1)$$

其中: $W_i \in \mathbf{R}^{h_f \times h \times k}$ 是输入和卷积层之间的权重矩阵; $h$ 为卷积窗口的大小; $b_i$ 是偏置项; $f$ 是非线性激活函数,其作用是加入非线性因素逼近非线性可分数据,这些函数包括Tanh、Sigmoid、ReLU等; $h_f$ 表示卷积层的神经元数目。一个句子被分成个 $n-h+1$ 窗口 $x_{1:h}, x_{2:h+1}, \dots, x_{n-h+1:n}$ ,将卷积核应用于每一个窗口,最后产生一个完整的特征图,即得到特征向量

$$t = [t_1, t_2, \dots, t_{n-h+1}] \quad (2)$$

其中 $t_i \in \mathbf{R}^{(n-h+1)}$ 。

以上是1个固定窗口的卷积核生成特征图的过程,本文将应用3个不同的卷积窗口,学习不同 $n$ 元组( $n$ -grams)的信息,生成多个特征图。所有神经元在同一个特征图内共享权值,卷积层的参数个数为

$$s_c = \sum_{i=1}^{h_n} (h_i \times k + 1) \times f_{n_i} \quad (3)$$

其中 $h_n$ 表示窗口的个数, $f_{n_i}$ 表示窗口大小为 $h_i$ 的卷积核的数量,也即该卷积核对应的特征图的数量,输入为单通道。

2)池化层。池化层对卷积层的特征进行降维操作。取池化核单元里的特征值相加,其和乘以一个训练参数,加上一个偏置 $b_p$ 项,然后计算Sigmoid作为对应的池化层的单元值。同样,由于一个特征图内的神经元共享权值,池化层的参数总数为

$$s_p = \sum_{i=1}^{h_i} (1+1) * f_{p_i}, \quad (4)$$

其中,  $f_{p_i}$  表示窗口大小为  $h_i$  的卷积核的数量, 也指该卷积核对应的池化层的特征图数量。

现有两种主流方式对每个卷积核生成的特征向量求解: 池化层保留得分最大的特征 (max-over-time pooling) 及对所有特征求平均 (average pooling), 而将其其他特征丢弃。本文选择 max-over-time pooling 的方式, 其求解得到的分值最大时, 代表最强或者最重要的信号, 最终输出一个一维特征向量  $t' = \max t$ 。由于每个特征向量只对应一个值, 能够解决特征图不等长、维度不统一的问题。池化层的输出  $z = [t'_1, t'_2, L, t'_m]$  由池化层所有特征图的一维特征向量构成, 其中  $m$  表示卷积窗口的数量。

以上池化方法总体比较简单, 也是最常用的, 能够在降维的同时统一维度。然而, 对于立场判定的文本分析问题来说, 无论是 max-over-time pooling 还是 average pooling 都存在以下不足: 一是完全丢失了特征的相对位置信息, 而关键特征的位置信息对模糊的立场分析非常重要; 二是特征的强度信息丢失。因此, 本文采用 chunk-max pooling (分块最大池化) 的思路, 不是对整体取最大值或求平均值, 而是在分块之后再进行抽取操作, 尽可能捕获句子内部必要的词与词之间的相对位置信息, 从而实现在卷积滤波器上应用 chunk-max pooling 捕获  $n$ -grams 之间的必要位置信息和强度特征。由于不同卷积核得到的特征向量长度不同, 分块取最大值之后的特征向量的长度也不同。为了解决不同卷积核和 chunk-max pooling 带来的维度不统一的问题, 本文采用自适应的 chunk-max pooling 方案。如图 1 所示, 不同卷积核产生的不同种类的特征向量采用不同大小的 chunk 取最大值, 以保证最后  $t'_1, t'_2, L, t'_m$  维度的统一。自适应 chunk 大小的池化层输出的特征向量表示为

$$t' = f(t), \quad (5)$$

其中  $f$  代表计算自适应 chunk 大小的函数。计算规则如下: 如一个特征向量  $t_1$  的长度为 200, 另一个特征向量  $t_2$  的长度为 300, 池化之后的维度保证为 100, 则  $t_1$  选择 chunk 大小为 2,  $t_2$  选择 chunk 大小为 3。

不同卷积窗口得到的一维特征向量构成了最后的特征向量  $z_c = [t'_{c1}, t'_{c2}, L, t'_{cm}]$ 。  $z_c$  称为目标对象表示 (target-specific representation), 即池化层提取到的结

合了短语相对位置特征和各部分强度特征的向量。图 2 展示了 TRCNN 的整体结构。

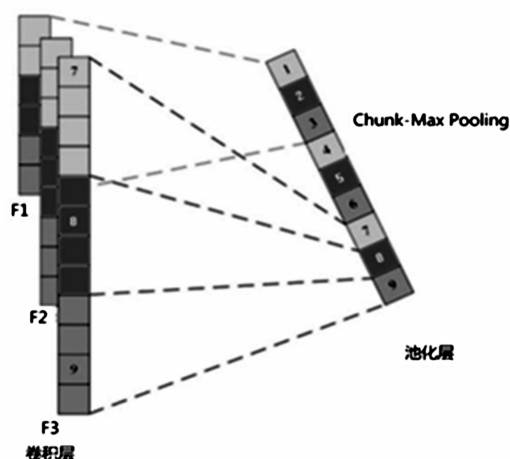


图 1 自适应的 chunk-max pooling 图示

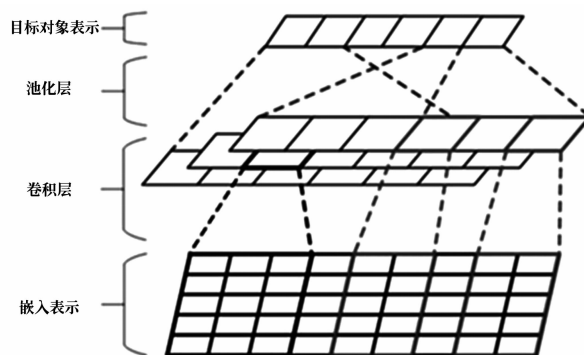


图 2 基于 CNN 的任务目标对象表示生成的模型

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 数据集与评测指标

以某大型央企为对象, 通过新浪微博商业 API 接口查询了 2018 年全年与该公司有关的微博正文, 共计 1 387 630 条, 形成一个数据集。利用关键词规则在该数据集中人工标注了少量文本的立场倾向, 然后利用主动学习方法标注了 92 555 条数据的政治倾向, 最后标注了 10 000 条对该企业相关政策、产品具有清晰的立场倾向 (支持或反对) 的文本作为实验数据集。主要评测指标包括准确率 (precision)、召回率 (recall) 以及 F1, 均为常用的文本分类算法评测指标。

#### 3.2 对比实验

为了验证本文算法的性能, 比较了在不同参数下的立场判定的准确性。

(1) 机器学习。选取逻辑回归 (logistic regression,



LR)和支持向量机(support vector machine,SVM)作为机器学习的基线模型。预处理阶段主要采用 Jieba 分词器对微博文本进行分词,并使用 Google 开源的 word2vec 词向量模型生成微博文本的词向量。

(2)深度学习。总共实现了 3 种对比实验模型,分别是基于两种主流的 LSTM(即单向 LSTM 和双向 LSTM)网络构建的分类器,以及基于 CNN 的分类器。

### 3.3 实验结果分析

从实验数据集中随机划分出 80%的数据作为训练集、20%的数据作为测试集。基于 PyTorch、Scikit-learn 等机器学习框架及开源算法包,完成 TRCNN 等算法的开发及模型训练,并利用不同模型对测试集进行预测。预测结果通过给定的 3 个标准性能评价指标展示,判定结果如表 1 所示。

表 1 新闻数据集上的立场判定结果

模型	支持立场			反对立场		
	准确率	召回率	F1	准确率	召回率	F1
SVM + word2vec	0.77	0.74	0.75	0.75	0.78	0.76
LR + word2vec	0.78	0.74	0.75	0.79	0.78	0.78
LSTM	0.81	0.80	0.80	0.78	0.74	0.75
Bi-LSTM	0.87	0.86	0.87	0.83	0.84	0.84
CNN	0.86	0.84	0.85	0.83	0.80	0.82
TRCNN	0.88	0.87	0.88	0.86	0.85	0.86

从表 1 可得:机器学习方法与深度神经网络方法比较,后者在新闻数据集上的表现优于前者。这证明深度学习方法在捕获上下文和提取文本语义特征方面更胜一筹。Bi-LSTM 同时包含了前向与后向的所有信息,比单向 LSTM 及 CNN 具有更好的性能。CNN 比单纯 LSTM 的结果更好,说明通过卷积层获取上下文信息和池化层提取关键特征的方法对文本特征抽取更有效。本文提出的 TRCNN 模型总体上取得的效果较好,结果优于简单的 LSTM 分类器和 CNN 分类器,也证明了构建结合目标对象表示学习的语义模型的有效性。

另外,从图 3 所示的迭代精度曲线可以看出:TRCNN 的收敛速度快于正常的收敛速度,在 5 000 次迭代时就已经开始收敛,且收敛点(87%)相对于 CNN (85%)和 Bi-LSTM(85%)也更好。

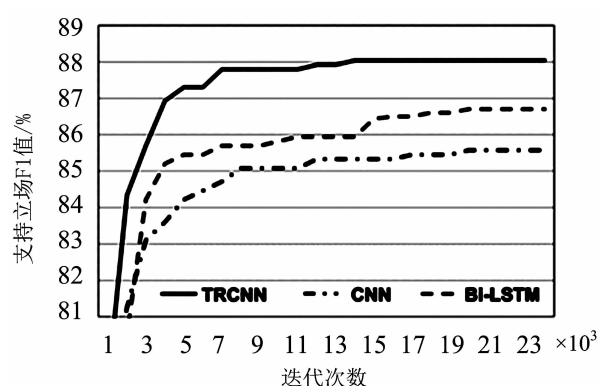


图 3 模型在测试集上的迭代精度曲线

## 4 总结与展望

针对机器学习及深度学习将立场判定归结为简单分类或情感分析问题而导致分类不准确的问题,提出一种基于 CNN 的特定目标对象表示学习的立场判别模型。模型充分利用卷积结构在局部特征提取方面的优势,在不依赖于复杂的句法树解析过程的同时,能够识别决定特定立场分析的关键目标并最大程度兼顾语义上下文信息。与同类基线模型的对比实验表明,本文提出的模型能较大幅度提升文本立场判定性能水平。本文的研究也为相关文本分析工作提供一种新的思路。

### 参考文献:

- [1] 孙嘉琪,王晓晔,周晓雯.基于神经网络模型的文本分类研究综述[J].天津理工大学学报,2019,35(5):29-33.
- [2] 祝元勃.基于深度学习与自注意力机制的情感分类方法研究[D].西安:西安理工大学,2019.
- [3] 陈龙,管子玉,何金红,等.情感分类研究进展[J].计算机研究与发展,2017,54(6):1150-1170.
- [4] CONOVER MD, GONCALVES B, RATKIEWICZ J, et al. Predicting the political alignment of Twitter users [C]// 2011 IEEE Third International Conference on and 2011 IEEE Third International Conference on Social Computing (SocialCom), October 9-11, 2011, MA, Boston. New York: IEEE,2011: 121-132.

- [5] GOTTIPATI S, QIU M, YANG L, et al. Predicting Users Political Party Using Ideological Stances[C]//Social Informatics: 5th International Conference, November 25–27, 2013, SocInfo, Kyoto, Cham: Springer Verlag, 2013, 177–191.
- [6] GABRIELE P, LIN G, HE Y L. TDAM: a topic-dependent attention model for sentiment analysis[J]. Information processing and management, 2019, 56(6): 1245–1259.
- [7] GENG Z Q, CHEN G F, HAN Y M, et al. Semantic relation extraction using sequential and tree-structured LSTM with attention[J]. Information sciences, 2020, 509: 183–192.
- [8] 刘敬学, 孟凡荣, 周勇, 等. 字符级卷积神经网络短文本分类算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 135–142.
- [9] ER M J, ZHANG Y, WANG N, PRATAMA M. Attention pooling-based convolutional neural network for sentence modelling[J]. Information sciences, 2016, 373: 388–403.
- 【责任编辑 梅欣丽】

## Standpoint Determination Based on Target Object Representation Learning

TONG Xiaowei, ZENG Sitong, LIN Xiaoli

(Department of Mechanical Engineering, Fujian Chuanzheng Communications College, Fuzhou 350007, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that text-based position determination is usually attributed to simple classification or sentiment analysis which often leads to inaccurate determination, a text position determination model based on target object representation learning was proposed. The model can make full use of the advantages of the convolutional neural network in local feature extraction, and achieve the identification of key goals that determine the specific position analysis without relying on the complex parsing process of the syntactic tree. It can effectively improve the performance of the text standpoint determination model. Taking the texts of public opinion on the products and policies of a large state-owned enterprise in Weibo as an example, the standpoint determination experiment is carried out. The effectiveness and feasibility of the method are verified by comparing with multiple mainstream baseline models.

**Keywords:** standpoint determination; target object representation learning; deep learning; natural language processing; convolutional neural network

(上接第 19 页)

## Research on Preparation and Hydrophilicity of Ion-doped Zinc Oxide Self-cleaning Film

PAN Lin, ZHAO Lei, HAN Hongxing

(School of Civil Engineering and Architecture, Xinxiang University, Xinxiang 453003, China)

**Abstract:** Using zinc acetate as the precursor, the zinc oxide film was prepared by the sol-gel method, and it was doped and modified by  $\text{Fe}^{3+}$  ions to investigate the influence of factors such as film drawing times and  $\text{Fe}^{3+}$  ion doping concentration on the structure and performance of zinc oxide films. The results show that the increase in the number of coating times can reduce the light transmittance and hydrophilicity of zinc oxide film; the number of coating times has little effect on the light transmittance of zinc oxide film; the hydrophilicity of zinc oxide films can be improved by adding  $\text{Fe}^{3+}$  ions; with the increase of  $\text{Fe}^{3+}$  ion doping concentration, the contact angle of zinc oxide film firstly decreases and then increases. When the  $\text{Fe}^{3+}$  ion doping concentration is 0.02 mol/L, the contact angle of zinc oxide film is minimum.

**Keywords:** zinc oxide; film; doping; hydrophilicity