

基于 BERT 的文本情感分析方法的研究

方英兰* 孙吉祥** 韩 兵
FANG Ying-lan SUN Ji-xiang HAN Bing

摘 要

情感分析是自然语言处理的热门研究内容之一。文本情感分析方法主要分为三类：基于情感词典的情感分析、基于机器学习的情感分析及基于深度学习的情感分析。其中，基于深度学习的情感分析步骤为：文本预处理、生成词向量、送入深度模型进行训练。针对传统的词向量生成方式不能很好地捕捉文本的双向语义特征，BERT 预训练模型通过真正双向模型可以捕捉到文本的更完整的特征。本文在此基础上设计并建立 BERT+Bi-LSTM+ Attention 情感分析模型，在商品评论数据集上对其情感倾向性进行分析。与传统的情感词典、Bi-LSTM+Attention 深度学习算法在同一应用场景下从精度和召回率两个评价标准进行了对比。实验结果表明本文采用的 BERT + Bi-LSTM + Attention 模型在所有测试模型中具有较高的精度。

关键词

情感分析；BERT Bi-LSTM；注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2020.02.035

0 引言

情感分析作为自然语言处理的热门任务之一，其概念由 Nasukawa 等^[1]于 2003 年首次提出。目前，情感分析方法主要针对文本、音频、图像和视频四种数据来源进行。文本情感分析可解释为：对文本中以个体为基本单位的观念、情绪及态度方面的研究都属于文本情感分析的范畴^[2]。文本情感分析的主要任务大致分为三个步骤^[3]：情感信息抽取、情感信息分类以及情感信息的检索与归纳。文本情感分析在用户

分类、评论文本分类、热门话题预测及犯罪预测等领域发挥着重要的作用。

文本情感分析常采用的研究方法有三种，分别基于情感词典、机器学习及深度学习。

其中，基于情感词典的情感分析方法的研究基础为事先定义的情感词典，目前已有机构采用人工规定或者半自动化的方式手动构造了一些情感词典提供研究使用。但由于网络新词的不断涌现，情感词典不能即时收录，使得情感分析结果欠缺准确性。相同词在不同领域的含义与重要程度也存在差异，基于基础的情感词典分析无法解决词在不同领域上的差异问题，导致分析结果欠缺准确度。在定义好的情感词典的基础上，应用一定的评分规则计算出文本的情感值作为情

* 大规模流数据集成与分析技术北京市重点实验室 北京 100144

** 北方工业大学信息学院 北京 100144

[9] 付晓薇,代芸,陈黎,等.基于局部熵的量子衍生医学超声图像去斑[J].电子与信息学报,2015,37(3):560-566.

[10] 付晓薇,王奔,陈黎,等.量子衍生 PDE 医学超声图像去斑[J].中国图象图形学报,2015,20(1):0125-0131.

[11] Xiaowei Fu, Yi Wang, Li Chen, et al. An image despeckling approach using quantum-inspired statistics in dual-tree complex wavelet domain[J]. Biomedical Signal Processing and Control 18 (2015) 30-35.

[12] Xiaowei Fu, Yi Wang, Li Chen, et al. Quantum-inspired hybrid medical ultrasound images despeckling method[J]. Electron-

ics Letters, 2015, 51(4): pp. 321-323.

[13] 赵生妹,郑宝玉编著.量子信息处理技术[M].北京:北京邮电大学出版社,2010.

[14] Nielsen M A, Chuang I L. 量子计算和量子信息(1)[M]. 赵千川,译.北京:清华大学出版社,2004.

【作者简介】

勾荣(1977-),女,陕西西安人,工学硕士,副教授,主要研究方向:数字图像处理算法。

(收稿日期:2020-01-03)

感分析结果的依据。刘亚桥^[4]等提出一种改进 Word2Vec 的摄影领域情感词典构建方法,在实际摄影评论数据集上取得了较好的效果。基于情感词典的情感分析方法属于无监督学习的研究方法。最终结果的准确度由特定领域词典的完整性与针对不同场景评分规则的合理性密切相关,这成为此方法发展上主要的障碍。

基于机器学习的情感分析方法由 Pang 等^[5]作为分类任务于 2002 年提出,在电影评论数据集上使用了 3 种机器学习的方法。热西旦木·吐尔洪太等^[6]结合机器学习方法和词典方法的优点,构建一个分类器模型,先用构建的情感词典对语料进行情感分类,再根据每条句子的情感得分,从词典分类的结果中选择一部分语料来训练一个分类器并改进第一步的分类结果。使用词典与机器学习方法结合比单独使用机器学习方法准确率有所提高。机器学习的方法的效果由分类特征决定,这也需要大量的特定领域的知识,导致了这种方法只在特定场景下适用。

而基于深度学习的情感分析方法则不需要特定领域的知识用于如构造情感词典及确定分类特征,可扩展性大大提升,最初应用于机器视觉与语音识别,而后逐渐扩展到了情感分析领域,成为此领域的热门技术。蔡国永等^[7]提出了一种基于卷积神经网络 (CNN) 的图文融合媒体的情感分析方法,通过捕捉文本情感特征和图像情感特征之间的内部联系,更准确地实现对图文融合媒体情感的预测。

1 相关概念

1.1 BERT

BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 是 google 的 Devlin J 等^[8]于 2018 年 10 月提出的预训练模型,如图 1 所示。在 11 个 NLP 任务上的表现刷新了记录。该模型采用双向的 Transformer 作为编码器,创新性地提出了 Masked 语言模型 (Masked Language Model) 与下一个句子预测 (Sentence-Level Representation) 任务。

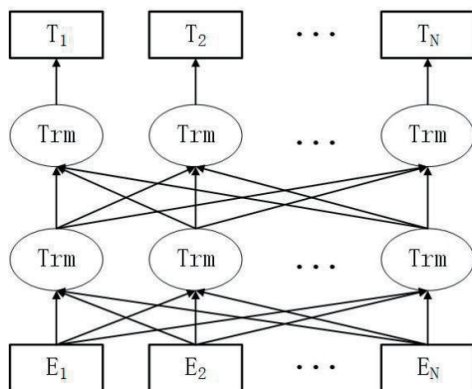


图 1 BERT 预训练语言模型

“Masked 语言模型”在训练集中随机给 15% 的词打上 [MASK] 标记,具体规则为: 80% 概率直接替换为 [Mask], 10% 概率将其替换为其它任意单词, 10% 概率保留原始 Token。“下一个句子预测”任务是为了学习句子之间的关系。所采用的方法是随机替换一些句子,然后利用上一句进行 IsNext/NotNext 的预测。BERT 的核心是采用了双向的 Transformer 作为编码器,Transformer 的编码单元如图 2 所示。

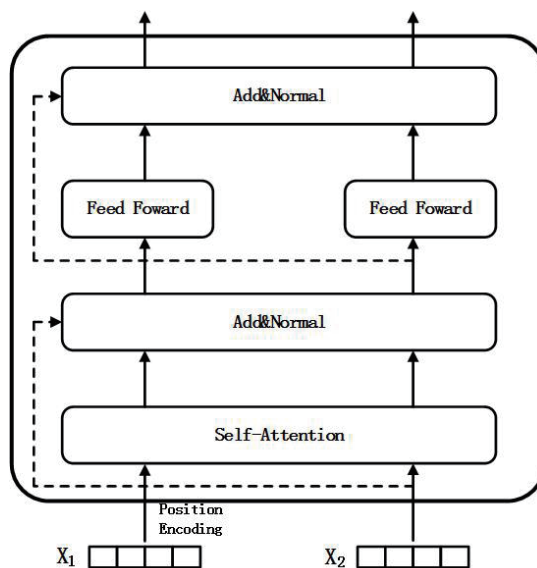


图 2 Transformer 编码单元结构

为了解决自注意力 (self-attention) 层提取出来的特征没有位置信息的问题,在输入时首先经过一层 position encoding,从编码器输入的句子首先会经过一个自注意力 (self-attention) 层,该层帮助编码器在对每个单词编码时关注输入句子的其他单词。自注意力层的输出会传递到前馈 (feed-forward) 神经网络中。每个位置的单词对应的前馈神经网络都完全一样。为了解决深度学习中的退化问题,Transformer 编码单元中加入了残差网络 (图示虚线部分) 和层归一化^[9]。其中,Add 操作借鉴了 ResNet 模型的结构,其主要作用是使得 transformer 的多层叠加而效果不退化,Layer Normalization 操作对向量进行标准化以简化学习难度。

BERT 预训练语言模型与其它语言模型相比,可以充分利用词左右两边的信息,获得更好的词分布式表示。

1.2 LSTM 与 Bi-LSTM

长短期记忆模型 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是 Hochreiter 等^[10]于 1997 年提出的。它是一种特殊的循环神经网络 (RNN) 模型。LSTM 的提出,使传统 RNN 中普遍存在的梯度消失与梯度爆炸的问题得以很好的解决。LSTM 可以捕

获长时依赖问题中的语句的长期依赖关系,从而可以更好地从文本的整体上进行情感分析。LSTM中有3个控制门:遗忘门、输入门和输出门。记忆结构如图3所示:

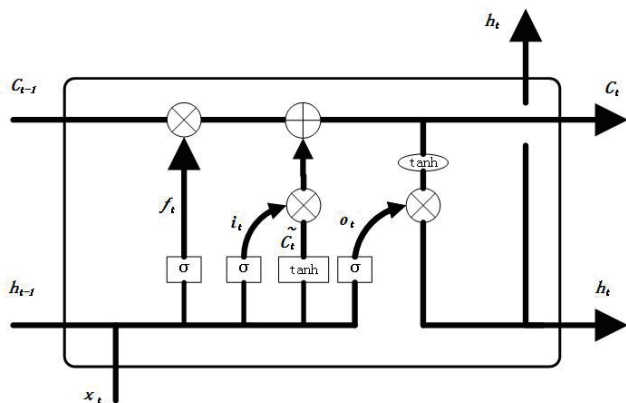


图3 LSTM记忆单元结构图

其中 h_{t-1} 和 h_t 分别表示上一个和当前细胞的输出; x_t 表示的是当前细胞的输入; σ 表示sigmoid激活函数; \tanh 表示tanh激活函数; f_t 为遗忘门输出,决定从cell状态中丢弃什么信息; i_t 与 \bar{c}_t 的乘积为输入门输出,决定让多少新的信息加入到cell状态中来; o_t 为输出门输出,输出将会基于cell状态进行过滤。整个过程主要公式如下:

$$\begin{aligned} f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f), \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \\ \bar{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c), \\ C_t &= f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t, \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \\ h_t &= o_t * \tanh(C_t). \end{aligned}$$

伍行素等^[11]实验结果表明:LSTM网络模型比RNN网络模型情感分析分类预测准确率更高,且训练速度更快。在LSTM的基础上,Graves A等^[12]提出双向长短记忆网络(Bidirectional Long Short-Term Memory, Bi-LSTM)。Bi-LSTM由前向LSTM与后向LSTM组合而成,使得Bi-LSTM可以更好地捕捉双向的语义依赖。

1.3 Attention

注意力机制(Attention)由Mnih等^[13]首次提出用在图像处理领域,采用RNN-Attention方法进行图像的识别分类,取得不错的效果。随后由Bahdanau等^[14]于自然语言处理领域使用。注意力机制模仿人类对于事物注意力,原理是在模型输出时会选择性地专注考虑输入中的对应相关的信息。而self-attention在没有任何额外信息的情况下,允许句子使用self-attention机制来处理自己,从句子中提取关注信息。同时,self-attention能捕捉到句子中距离较远的词之间的特征关系。姜同强等^[15]结合self-attention机制和BLSTM(bi-long short-term memory)网络在裁判文书文

本上使用自训练注意力机制,对向量化的文本进行加权表示,对裁判文书中的重要特征重点关注。相较于传统的机器学习方法,分类准确率有所提升。

2 基于BERT的文本情感分析

本章将介绍使用BERT+Bi-LSTM+Attention模型分析评论文本的情感倾向。首先对文本数据进行预处理,然后将预处理后的文本送入BERT+Bi-LSTM+Attention模型进行训练。

2.1 数据预处理

由于神经网络的特性,规定输入的文本向量组需具有相同的维度,因此需要对文本进行处理。分析文本后发现长度超过25汉字(英文一个单词算一个汉字)的文本占总文本的5.31%,为尽量保留文本信息的同时提高训练效率,且使得数据满足模型的要求,将单条文本长度设置为25汉字,超过25个汉字的部分舍弃掉,长度不足的用0补齐。

2.2 情感分析模型

传统的基于深度学习文本情感分析方法生成词向量的步骤为:分词、去停用词、生成词向量。最常用的生成词向量采用的是Word2Vec,但它无法很好的捕捉文本的双向语义特征。由于BERT充分利用词左右两边的信息,获得更好的词分布式表示,本文将文本送入BERT生成字向量,代替Word2Vec生成的词向量。

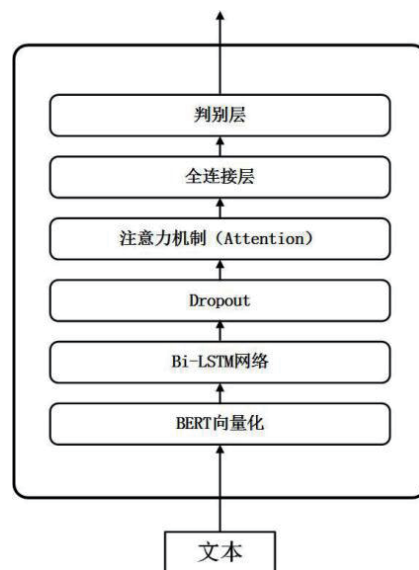


图4 网络结构图

本文使用循环神经网络(RNN)变种的LSTM网络的基础上考虑双向语义的Bi-LSTM网络结合注意力机制(Attention)进行情感分析。模型结构如图4所示。将处理后的文本经过BERT预训练模型得到字向量,BERT层之后接入Bi-LSTM网络执行特征提取操作。同时,模型中加入了Dropout以防止过

拟合的现象。经过 Attention 层,在得到句子的向量表示时对评论文本中不同的词赋予不同的权值,然后由这些不同权值的词向量加权得到句子的向量表示。随后全连接层整合提取到的特征,进行全连接操作。最后通过定义的判别函数输出对应类别。

3 实验分析及结论

本文使用所使用的数据集为商品评论数据,共 21065 条数据。其中,积极评价数据 10673 条,消极评价数据 10428 条。模型中,文本长度为 25,词向量维度为 768;其中 Bi-LSTM 隐藏层有 64 个神经元,Adam 的学习率为 0.001,dropout 为 0.5;双向 LSTM 的层数为 128 层。实验将 BERT+Bi-LSTM+Attention 模型与情感词典、Bi-LSTM+Attention 两种方法的准确率和召回率进行了对比,如表 1 所示。

表 1 实验结果对比

实验方法	准确率	召回率
情感词典	0.7981	0.7212
BiLSTM+Attention	0.8972	0.9118
BERT+BiLSTM+Attention	0.9348	0.9373

在对比实验中,我们发现 Bi-LSTM+Attention 模型在第 5 个 epoch 得到了最高的准确率 89.72%。使用 BERT 字向量后,BERT+Bi-LSTM+Attention 模型达到了 93.48% 的最高的精度。

4 结束语

本文研究了文本情感分析的主要方法,并对基于深度学习的文本情感分析方法进行了深入的研究,使用 BERT 字向量代替传统的 Word2Vec 生成词向量,使用 BERT 字向量后,由于 BERT 字向量相较于 Word2Vec 词向量更能表征一句话的整体含义,BERT+Bi-LSTM+Attention 模型比 Word2Vec+Bi-LSTM+Attention 模型在文本情感分析上达到了更最高的精度。

参考文献

[1] Nasukawa T, Yi J. Sentiment analysis: Capturing Favorability Using Natural Language Processing [C] // in Proceedings of International Conference on Knowledge Capture. 2003:70-77.
 [2] Medhat W, Hassan A, Korashy H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2014, 5(4):1093-1113.
 [3] 赵妍妍,秦兵,刘挺. 文本情感分析[J]. 软件学报, 2010, 21(08):1834-1848.
 [4] 刘亚桥,陆向艳,邓凯凯,等. 摄影领域评论情感词典构建方法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(10):3037-3042.

[5] PANG B, LILLIAN L, SHIVAKUMAR V. Thumbs up: sentiment classification using machine learning techniques[C] // Proceedings of the ACL-02 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2002: 79 - 86.
 [6] 热西旦木·吐尔洪太,吾守尔·斯拉木,伊尔夏提·吐尔贡. 词典与机器学习方法相结合的维吾尔语文本情感分析[J]. 中文信息学报, 2017, 31(01):177-183+191.
 [7] 蔡国永,夏彬彬. 基于卷积神经网络的图文融合媒体情感预测[J]. 计算机应用, 2016, 36(02):428-431+477.
 [8] Devlin J, Chang M W, Lee K, et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[J]. 2018.
 [9] 杨飘,董文永. 基于 BERT 嵌入的中文命名实体识别方法[J/OL]. 计算机工程 :1-7[2019-10-21]. https://doi-org/10-19678/j-issn-1000-3428-0054272.
 [10] Hochreiter S, Schmidhuber, Jürgen. Long Short-Term Memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
 [11] 伍行素,陈锦回. 基于 LSTM 深度神经网络的情感分析方法[J]. 上饶师范学院学报, 2018, 38(06):10-14.
 [12] Graves A, Jürgen Schmidhuber. Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures[J]. Neural Networks, 2005, 18(5-6):602-610.
 [13] Mnih V, Heess N, Graves A, et al. Recurrent Models of Visual Attention[J]. Advances in neural information processing systems, 2014.
 [14] Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural Machine Translation by Jointly Learning to Align and Translate[J]. Computer Science, 2014. Peebles P Z. Probability, random variable, and random signal principles[M]. 4th ed. New York: McGraw Hill, 2001.
 [15] 姜同强,万忠赫,张青川. 基于双向长短期记忆网络和自注意力机制的食品安全裁判文书分类方法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(29):188-192.

【作者简介】

孙吉祥 (1996-), 男, 硕士, 研究方向: 软件服务工程;
 方英兰 (1973-), 女, 硕士, 副教授, 研究方向: 大数据集成和数据分析技术;
 韩兵 (1971-), 男, 硕士, 副研究员, CCF 会员 (57372M), 研究方向: 计算机应用、数据库优化、数据分析和数据挖掘。

(收稿日期: 2020-01-15)