

基于交互注意力的突发事件评论对象情感分析

仲兆满^{1,2}, 黄贤波¹, 熊玉龙¹

(1. 江苏海洋大学计算机工程学院, 连云港 222005; 2. 江苏省海洋资源开发研究院, 连云港 222005)

摘要: 现有突发事件网民情感分析研究多为粗粒度的情感分析, 为了精准地分析突发事件中网民对不同对象的情感, 提出一种基于RoBERTa词嵌入和交互注意力的突发事件细粒度情感分析方法。通过构建RoBERTa-CRF评论对象抽取模型, 完成突发事件相关评论对象的抽取。利用交互注意力机制和预训练模型构建RoBBETA-IAN模型, 实现评论对象的情感分析。最后, 分析突发事件中网民对不同对象的情感, 并可视化展示。在构建的微博新闻评论数据集上, RoBERTa-CRF评论对象抽取模型和RoBERTa-IAN情感分析模型的 F_1 值分别为0.76和0.79。

关键词: 突发事件; 情感分析; 细粒度; 注意力机制; 条件随机场

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Aspect-Based Sentiment Analysis of Emergencies Based on Interactive Attention

ZHONG Zhaoman^{1,2}, HUANG Xianbo¹, XIONG Yulong¹

(1. School of Computer Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China; 2. Jiangsu Institute of Marine Resources Development, Lianyungang 222005, China)

Abstract: In order to accurately analyze the sentiment of Internet users towards different objects in breaking events, a method of fine-grained sentiment analysis of breaking events based on RoBERTa word embedding and interactive attention is proposed. By constructing a RoBERTa-CRF comment object extraction model, the extraction of comment objects related to breaking events is completed. The RoBBETA-IAN model is constructed using the interactive attention mechanism and pre-training model to achieve the sentiment analysis of comment objects. Finally, the sentiments of Internet users towards different objects in breaking events are analyzed and visualised. On the constructed Weibo news comment dataset, the F_1 values of the RoBERTa-CRF comment object extraction model and the RoBERTa-IAN sentiment analysis model are 0.76 and 0.79 respectively.

Key words: emergency; emotion analysis; fine granularity; attention mechanism; conditional random field (CRF)

引言

情感分析(Sentiment analysis, SA), 旨在从文本中识别用户所表达的情感(积极、中性、消极)^[1], 被广泛应用于电子商务、舆情分析及智能推荐系统等领域^[2-4]。按照文本粒度的不同, 情感分析可分为3

个层次:文档级的情感分析、句子级的情感分析以及方面级的情感分析^[5]。文档级的情感分析和句子级的情感分析都假设文本中只包含一个评论对象,从而识别用户对该对象的情感倾向,文档级情感分析和句子级情感分析又被称为粗粒度的情感分析。方面级情感分析,也被称细粒度情感分析,是假设一个意见句中包含关于多个方面的情感,需结合方面词和上下文,识别用户对不同方面的情感倾向。当前许多实际应用中,粗粒度的情感分析已经没法满足人们的需求,方面级情感分析得到越来越多的关注。

突发事件发生后,网民发表的评论中通常包括对多个对象的情感,这些情感可能是不同的。如图1中,例句包含疫情、核酸和医护工作者3个方面,用户对疫情和核酸持有消极情感,对医护工作者持有积极情感。基于粗粒度的情感分析无法有效识别网民对不同对象的情感和喜好。如何精确、科学地识别出突发事件中网民对不同对象的情感,成为亟需解决的问题。



图1 对象级情感分析示例

Fig.1 Example of aspect-based sentiment analysis

通常,方面级的情感分析任务主要包括两个步骤:方面词的抽取和方面词情感极性的识别^[6]。方面词抽取是指抽取评论语句中具有情感倾向的实体或实体的方面,如图1中的“疫情”“核酸”“医护工作者”为方面词。方面词抽取的方法主要包括有监督学习和无监督学习的方法两类。

基于有监督学习的方面词抽取方法通常将方面词抽取转化为BIO序列标注任务。Liu等^[7]提出一种基于文本预训练和双向长短期记忆网络(Bidirectional long short-term memory, BiLSTM)的判别模型,在不使用任何手工特征的情况下,其结果优于基于丰富特征的条件随机场(Conditional random field, CRF)模型。Xu等^[8]提出一种基于卷积神经网络(Convolutional neural network, CNN)的方面提取模型,使用通用嵌入和领域嵌入两种词嵌入方式对文本进行更加有效的表示。基于序列标注的方法不能充分利用句子的整体意义,同时在处理标签之间的依赖关系方面存在局限性。Ma等^[9]将方面抽取转为序列到序列任务(seq2seq),将门控单位网络(Gated unit networks, GUN)和位置注意力机制合并到解码器中,以捕获句子的整体意义。

基于有监督学习的方面词抽取方法需要大量的标注数据,同时需要消耗大量的人力和时间,无监督学习的方法被得到广泛的研究。He等^[10]提出一种基于注意力模型的方面词抽取方法,与传统LDA模型相比,该方法能够有效捕获单词间的共现模式,同时克服语料库中数据稀疏的问题。Luo等^[11]提出利用层次注意力模型和上下文增强注意模型捕获重要语义特征,提升方面词之间的连贯性。

近年来,神经网络因其能自动提取特征的效率成为情感识别的有效解决方案,准确率已经达到或超过了依赖于人工特征选择的方法。不同于一般的情感识别,方面级情感识别旨在识别句子中多个方面的情感极性。因此,如何充分利用方面信息和上下文信息成为方面级情感识别的关键^[12]。为充分利用方面词信息,Tang等^[13]首次将LSTM模型引入方面情感识别任务中,并提出TC-LSTM模型。通过词嵌入将方面词与上下文进行连接,使用左右两个LSTM模型进行特征提取,获得上下文和方面词之间的相互依赖关系。Chen等^[14]提出名为RAM的多重注意力网络,来捕获远距离的情感特征,从而对无关信息具有更强的鲁棒性。多重注意力的结果与BiLSTM进行了非线性组合,增强了模型在复杂情况中的表达能力。为充分学习方面词与上下文之间的关系,Ruder等^[15]结合局内语义特征、句间语境特征和方面词特征,提出H-LSTM模型。Tang等^[16]采用多跳注意机制,关注语境词在给定方面的重要性,该方法通过捕获语境词的重要性,进而预测情感极性。近年来,预训练模型被证实能够有效地捕获文本情感特征,被广泛应用于方面词情感识别模型中。Wu等^[17]提出了两种语境引导的BERT模型,学习不同语境下的注意分配,更加有效地利用上下文语境特征。

本文提出一种基于交互注意力的突发事件评论对象情感分析方法,重点对突发事件中网民评论进行细粒度挖掘。在微博新闻评论数据上,将RoBERTa预训练模型应用到突发事件评论对象抽取和评论对象情感分析中。通过RoBERTa-CRF评论对象识别模型和RoBERTa-IAN情感分析模型,实现突发事件中的对象级情感分类任务。

1 研究设计

1.1 问题定义

定义1:突发事件对象级情感分析。挖掘用户对突发事件网民评论中不同评论对象的情感倾向。

定义2:突发事件中网民评论对象抽取。对于由 n 个词组成的突发事件网民评论 $s=(w_1, w_2, \dots, w_n)$,抽取其中与突发事件相关的 m 个实体对象 $T=(t_1, t_2, \dots, t_m)$ 。

定义3:突发事件中网民评论对象情感分析。给定突发事件中网民评论 s 和评论对象 T ,评论对象情感分析的目标是判别网民对不同评论对象的情感倾向。

1.2 突发事件评论对象情感分析研究框架

本文提出的基于交互注意力的评论对象情感分析方法如图2所示。主要包括数据预处理、突发事件评论对象抽取和评论对象情感分析3个模块:(1)数据预处理主要是对收集的数据进行过标注、分词、过滤停用词等操作,从而构建微博新闻评论数据集;(2)通过RoBERTa进行词嵌入,利用CRF模型进行评论语句标签序列预测,抽取与突发事件相关的评论对象;(3)通过BiLSTM模型分别提取文本和评论对象特征,通过交互注意网络上上下文和评论对象之间的交互关系,预测网民对不同评论对象的情感。

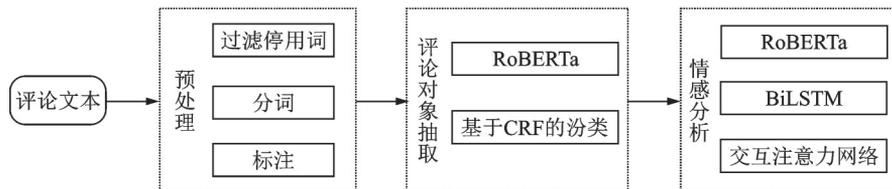


图2 基于交互注意力的评论对象情感分析流程

Fig.2 Process of aspect-based sentiment analysis based on interactive attention

1.3 评论对象抽取

为更好地学习上下文语义特征,本文提出RoBERTa-CRF突发事件评论对象抽取模型,如图3所示。首先,对突发事件中的网民评论进行数据预处理,通过RoBERTa预训练层进行文本词嵌入,得到文本词向量 $C_i(i=1, 2, \dots, n)$ 。将文本词向量输入CRF层,结合softmax函数得到文本评论对象预测结果。

近年来,BERT^[18]受到广泛的研究,与传统word2vec模型相比,BERT模型不仅能够生成词汇表中每个单词的词向量表示,还改变了预训练生成的词向量与下游特定NLP任务之间的关系。RoBERTa模型^[19]是在BERT模型的基础上提出的一种更好的预训练方法,其在许多NLP任务中取得了更好的结果。本文使用RoBERTa模型作为词嵌入层,来提升突发事件中评论对象抽取的性能。

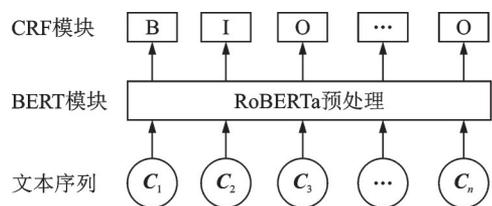


图3 RoBERTa-CRF模型

Fig.3 RoBERTa-CRF model

CRF是由Lafferty等^[20]提出的一种概率无向图模型,被广泛应用于序列标注任务中。CRF模型通过状态转移矩阵对上下文之间的依赖关系进行建模,因而能够学习目标序列上下文信息。对于输入序列 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)$,预测最可能的输出标签序列 $y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$ 的计算为

$$s(x, y) = \sum_{i=0}^m M_{y_i, y_{i+1}}^A + \sum_{j=1}^m M_{y_i, y_{i+1}}^P \quad (1)$$

$$p(y|x) = \text{softmax}(s(x, y)) \quad (2)$$

式中: M^A 为特征矩阵,表示提取的句子特征; M^P 为状态转移矩阵,表示从第*i*个标签到第*j*个标签的转换得分; $s(x, y)$ 为全局序列评估分数。

1.4 评论对象情感分析

对象级情感分析中,对象信息与上下文语境至关重要,LSTM模型能够对文本上下文序列建模,捕获文本的上下文语义依赖。对于同一评论文本,不同的评论对象可能导致文本具有不同的情感倾向。在LSTM模型的基础上,本文使用交互注意力网络(Interactive attention networks, IAN)^[21]充分挖掘对象信息,同时捕获方面词与上下文之间的交互影响,进行评论对象情感分析,其结构如图4所示。使用LSTM网络分别获取方面词及其上下文的隐藏状态,利用目标隐藏状态和上下文隐藏状态的平均值生成注意力向量。采用注意力机制来捕获上下文和目标中的重要信息,获得评论对象和上下文的交互影响。

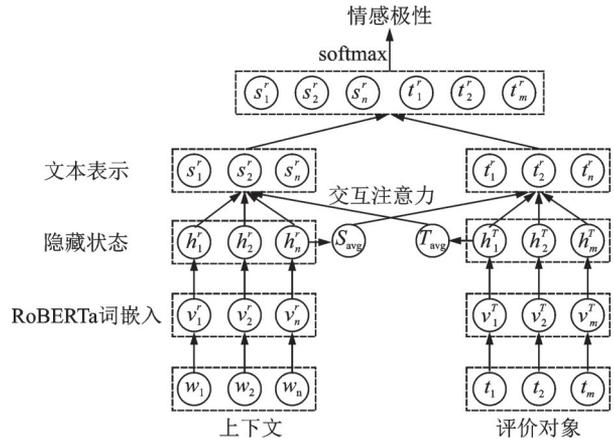


图4 基于交互注意力的情感分析模型

Fig.4 Affective analysis model based on interactive attention

假设一个突发事件中的网民评论上下文 $s=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ 由*n*个词组成,一个评论对象 $T=(t_1, t_2, \dots, t_m)$ 由*m*个词组成。首先,利用RoBERTa预训练模型分别将其转化为上下文词向量 $V^s=(v_1^s, v_2^s, \dots, v_n^s)$ 和评论对象向量 $V^T=(v_1^T, v_2^T, \dots, v_m^T)$ 。利用LSTM网络来学习文本语义特征,对于给定的词嵌入 V ,隐藏状态计算公式为

$$i_k = \sigma(w_i \cdot [h_{k-1}, v_k] + b_i) \quad (3)$$

$$f_k = \sigma(w_f \cdot [h_{k-1}, v_k] + b_f) \quad (4)$$

$$o_k = \sigma(w_o \cdot [h_{k-1}, v_k] + b_o) \quad (5)$$

$$\tilde{c}_k = \tanh(w_c \cdot [h_{k-1}, v_k] + b_c) \quad (6)$$

$$c_k = f_k * c_{k-1} + i_k * \tilde{c}_k \quad (7)$$

$$h_k = o_k \odot \tanh(c_k) \quad (8)$$

式中: i 、 f 和 o 分别为输入门、遗忘门和输出门,用于文本与上下文之间的相互作用,分别得到上下文隐藏状态 $(h_1^s, h_2^s, \dots, h_n^s)$ 和评论对象隐藏状态 $(h_1^t, h_2^t, \dots, h_m^t)$,对隐藏状态进行平均化处理得到上下文的初始表示 s_{avg} 和评论对象的初始表示 T_{avg} 。

将上下文和目标的初始表示为输入,采用注意机制选择具有情感极性的关键信息。上下文注意力分数 α_i 和评论对象的注意力分数 β_i 计算公式为

$$u_i^\alpha = \tanh(W_i^\alpha \cdot h_i^s \cdot s_{\text{avg}} + b_\alpha) \quad (9)$$

$$\alpha_i = \frac{\exp(\mathbf{u}_i^\alpha)}{\sum_i \exp(\mathbf{u}_i^\alpha)} \quad (10)$$

$$\mathbf{u}_i^\beta = \tanh(W_i^\beta \cdot h_i^t \cdot T_{\text{avg}} + b_\beta) \quad (11)$$

$$\beta_i = \frac{\exp(\mathbf{u}_i^\beta)}{\sum_i \exp(\mathbf{u}_i^\beta)} \quad (12)$$

式中： \mathbf{u}^α 和 \mathbf{u}^β 为上下文和评论对象的注意力向量； W^α 、 b_α 和 W^β 、 b_β 分别为上下文注意力机制和评论对象注意力机制的权重矩阵和偏置，由训练获得。

根据注意力分数 α_i 和 β_i 得到上下文表示 s_r 和目标对象表示 t_r 为

$$s_r = \sum_{i=1}^n \beta_i h_i^t \quad (13)$$

$$t_r = \sum_{i=1}^m \alpha_i h_i^s \quad (14)$$

将上下文表示和目标对象表示通过拼接输入全连接层，最后通过softmax层输出情感分析结果。

2 实验及结果分析

2.1 数据预处理

通过爬虫技术获取疫情微博新闻下用户评论数据，并删除不含有评论对象的数据，共获得评论数据11 995条。根据BIO标注体系对评论对象进行标注，并使用-1、0和1对不同评价对象的情感进行标注，构建微博新闻评论数据集。将评论文本分为上下文和评论对象两部分，通过jieba^①分词对评论文本进行分词，并利用哈工大停用词表^②过滤上下文中的停用词。

2.2 评价指标

本文使用召回率、精确率和 F_1 值评估模型性能，计算方式为

$$p = \frac{TP}{TP + FP} \quad (15)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (16)$$

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (17)$$

对于评论对象识别，TP为识别正确的评论对象的个数，FP为非评论对象被识别为评论对象的个数，FN为没有被识别的评论对象个数；对于评论对象情感分析，TP为正类被预测为正类的样本数，FP为负类被预测为正类的样本数，FN为正类被预测为负类的样本数。

2.3 超参数设置

RoBERTa-CRF模型、RoBERTa-IA模型和训练中的超参数如表1所示，其中：epoch表示遍历数据集的次数；batch_size表示批量大小；optimizer和lr为训练中的

表1 超参数设置

Table 1 Hyperparameter setting

超参数	值
epoch	10
batch_size	32
optimizer	Adam
lr	1e-5
embedding_dim	768
hidden_dim	256
layer	3

①<https://github.com/fxsjy/jieba>

②<https://github.com/goto456/stopwords>

优化器和学习率大小;embedding_dim为RoBERTa隐藏层维度;hidden_dim和layer_num分别为LSTM模型隐藏层维度和LSTM模型层数。

2.4 结果分析

2.4.1 RoBERTa-CRF评论对象抽取

对11 995条标注评论数据进行分析,共计28 779个评论对象,出现次数最多的10个评论对象如图5所示。将微博新闻评论数据集按照7:2:1划分训练集、验证集和测试集。使用RoBERTa模型将文本数据转化为词向量,输入CRF层得到预测序列类别,其结果如表2所示。与只使用CRF的评论对象识别模型相比,本文提出的RoBERTa-CRF模型 F_1 值提升了9%,验证了RoBERTa能够有效地学习上下文语义特征,提升对象抽取能力。使用RoBERTa-CRF模型获得评论对象的一些代表性示例如表3所示。

2.4.2 RoBERTa-IAN评论对象情感分析

将微博新闻评论数据集分为上下文和评论对象,按照7:2:1划分训练集、验证集和测试集。利用RoBERTa预训练模型将上下文和评论对象转化为词向量。使用LSTM网络分别获取评论对象及其上下文的隐藏状态。根据交互注意力网络生成上下文表示和评论对象表示,通过拼接的方式输入softmax层预测网民对评论对象的情感倾向。分别通过构建的CRF模型和RoBERTa-CRF模型识别评论对象,然后利用LSTM、TC-LSTM、ATAE-LSTM^[22]和IAN四个模型分别进行情感分析,实验结果如表4所示。使用RoBERTa-CRF模型识别评论对象进行情感分析的模型整体优于使用CRF模型识别评论对象进行情感分析的模型。使用RoBERTa-CRF模型进行评论对象识别的模型中,与LSTM模型、TC-LSTM、ATAE-LSTM相比,IAN模型的 F_1 值分别提升了2%、2%、3%,验证了IAN能够捕获上下文和评论对象之间的交互关系,提升了情感识别的准确率和精确率。

2.4.3 不同评论对象的情感分析

爬取最新突发事件新闻评论数据,使用提出的RoBERTa-CRF模型抽取评论对象,选取网民评论出现次数最多的10个评论对象。通过IAN模型分析不同评论对象的情感倾向,其结果如图6所示。网民对大多数评论对象,网民具有统一的情感倾向。微博新闻评论数据集中,网民对于评论对象“中国”,大多为积极和中性情感,对评论对象“美国”,大多为中性和消极情感。

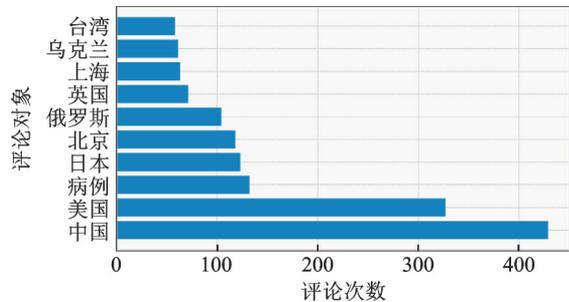


图5 网民提及最多的10个评论对象

Fig.5 The top ten comment objects mentioned by netizens

表2 评论对象抽取实验结果

Table 2 Experimental results of comment object extraction

模型	P	R	F_1
CRF	0.71	0.63	0.67
RoBERTa-CRF	0.80	0.74	0.76

表3 评论对象抽取示例

Table 3 Comment object extraction example

评论对象	评论
日本	G7果然有日本,日本真是又想和美国交好,又想赚中国人的钱。
美国	如果美国真的出兵乌克兰,那么这场冲突绝对会演变成美俄之间的直接冲突。
俄罗斯	俄罗斯疫情防控没法和中国比,超额死亡自然更多。
中国	为中国抗击新冠疫情加油,打动了很多人。

表4 情感分析实验结果

Table 4 Results of sentiment analysis experiment				
评论对象抽取方法	模型	P	R	F_1
CRF	LSTM	0.69	0.70	0.69
	TC-LSTM	0.73	0.74	0.73
	ATAE-LSTM	0.76	0.77	0.76
	IAN	0.77	0.78	0.77
RoBERTa-CRF	LSTM	0.74	0.79	0.76
	TC-LSTM	0.75	0.77	0.76
	ATAE-LSTM	0.77	0.77	0.77
	IAN	0.82	0.78	0.79

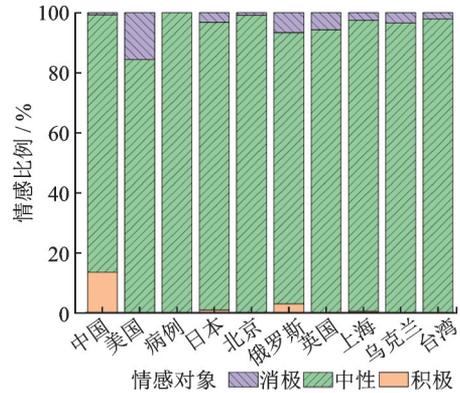


图6 网民对不同评论对象的情感比例

Fig.6 Emotional proportion of netizens to different comment objects

3 结束语

本文通过RoBERTa-CRF模型抽取评论数据中的不同评论对象,通过RoBERTa-IAN模型分析不同评论对象的情感倾向,进而分析网民对不同评论对象的情感。实验结果表明RoBERTa-CRF模型能够有效对文本上下文进行建模,识别文本中的评论对象。RoBERTa-IAN模型具有较好的情感信息捕获能力,能够结合评论对象信息,提升情感分类的准确率。但由于数据规模较小的限制,对出现次数较少的评论对象识别效果不佳。同时,本文提出的方法为两阶段方面级情感分析方法,存在错误累积的现象,如何实现端到端的细粒度情感分析是后续的研究方向。

参考文献:

- [1] NASUKAWA T, YI J. Sentiment analysis: Capturing favorability using natural language processing[C]//Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Capture. New York: Association for Computing Machinery, 2003: 70-77.
- [2] YUE L, CHEN W T, LI X, et al. A survey of sentiment analysis in social media[J]. Knowledge and Information Systems, 2019, 60(2): 617-663.
- [3] HABIMANA O, LI Y H, LI R X, et al. Sentiment analysis using deep learning approaches: An overview[J]. Science China Information Sciences, 2020, 63(1): 1-36.
- [4] BIRJALI M, KASRI M, BENI-HSSANE A. A comprehensive survey on sentiment analysis: Approaches, challenges and trends[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 226: 107-134.
- [5] LIU B. Sentiment analysis and opinion mining[J]. Synthesis Lectures on Human Language Technologies, 2012, 5(1): 7-15.
- [6] NAZIR A, RAO Y, WU L W, et al. Issues and challenges of aspect-based sentiment analysis: A comprehensive survey[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2022, 13(2): 845-863.
- [7] LIU P F, JOTY S, MENG H. Fine-grained opinion mining with recurrent neural networks and word embeddings[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2015: 1433-1443.
- [8] XU H, LIU B, SHU L, et al. Double embeddings and CNN-based sequence labeling for aspect extraction[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers). Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2018: 592-598.
- [9] MA D H, LI S J, WU F Z, et al. Exploring sequence-to-sequence learning in aspect term extraction[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2019: 3538-3547.

- [10] HE R D, LEE W S, NG H T, et al. An unsupervised neural attention model for aspect extraction[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2017: 388-397.
- [11] LUO L, AO X, SONG Y, et al. Unsupervised neural aspect extraction with sememes[C]//Proceedings of the 28th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Burlington, Massachusetts: Morgan Kaufmann Publishers, 2019: 5123-5129.
- [12] ZHANG W X, LI X, DENG Y, et al. A survey on aspect-based sentiment analysis: Tasks, methods, and challenges[EB/OL]. (2022-3-2). <https://doi.org/10.48550/arXiv.2203.01054>.
- [13] TANG D, QIN B, FENG X C, et al. Effective LSTMs for target-dependent sentiment classification[C]//Proceedings of the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2016: 3298-3307.
- [14] CHEN P, SUN Z Q, BING L D, et al. Recurrent attention network on memory for aspect sentiment analysis[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2017: 452-461.
- [15] RUDER S, GHAFFARI P, BRESLIN J G. A hierarchical model of reviews for aspect-based sentiment analysis[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2016: 999-1005.
- [16] TANG D Y, QIN B, LIU T. Aspect level sentiment classification with deep memory network[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2016: 214-224.
- [17] WU Z X, ONG D C. Context-guided bert for targeted aspect-based sentiment analysis[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park, CA: Association for the Advancement of Artificial Intelligence, 2021: 14094-14102.
- [18] KENTON J D M W C, TOUTANOVA L K. BERT: Pre-training of Deep bidirectional transformers for language understanding[C]//Proceedings of NAACL-HLT. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2019: 4171-4186.
- [19] LIU Y H, OTT M, GOYAL N, et al. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach[EB/OL]. (2019-7-26).<https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.11692>.
- [20] LAFFERTY J, MCCALLUM A, PEREIRA F. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data[C]//Proceedings of the 18th International Conference on Machine Learning. New York, NY: ACM Press Association for Computing and Machinery, 2001: 282-289.
- [21] MA D H, LI S J, ZHANG X D, et al. Interactive attention networks for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Burlington, Massachusetts: Morgan Kaufmann Publishers, 2017: 4068-4074.
- [22] WANG Y Q, HUANG M L, ZHU X Y, et al. Attention-based LSTM for aspect-level sentiment classification[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2016: 606-615.

作者简介:



仲兆满(1977-),通信作者,男,教授,研究方向:互联网大数据挖掘应用等,E-mail: zhongzhaoman@163.com。



黄贤波(1998-),男,硕士研究生,研究方向:情感分析、舆情管控,E-mail: 764157719@qq.com。



熊玉龙(1995-),男,硕士研究生,研究方向:情感分析、舆情管控,E-mail: 1197366339@qq.com。