

基于双嵌入卷积神经网络的涉案微博评价对象抽取



王晓涵 谭陈琛 相艳 余正涛

昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500

昆明理工大学云南省人工智能重点实验室 昆明 650500

(1097942784@qq.com)

摘要 涉案微博的评价对象抽取是一个特定领域的任务,其评价对象词表达多样且含义与通用领域不同,仅依赖于通用领域的词嵌入无法很好地表征这些评价对象词。为此,提出了一种综合利用领域词嵌入和通用词嵌入的涉案微博评价对象抽取方法。首先对涉案微博文本进行预训练,得到具有涉案领域特征的嵌入层,其次将微博评论分别输入两个嵌入层,得到不同领域对评价对象的表征结果并进行拼接操作,然后通过卷积层抽取与案件相关的特征,最后利用分类器对序列进行标记,以提取涉案微博评价对象。实验结果表明,所提方法的 F1 值在#重庆公交车坠江案#和#奔驰女司机维权案#的两个数据集上分别达到了 72.36% 和 71.02%,较现有的基准模型有所提升,验证了不同领域词嵌入对涉案微博评价对象抽取的影响。

关键词: 微博;评价对象抽取;双嵌入;卷积神经网络

中图分类号 TP311

Aspect Extraction of Case Microblog Based on Double Embedded Convolutional Neural Network

WANG Xiao-han, TAN Chen-chen, XIANG Yan and YU Zheng-tao

Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China

Abstract Aspect extraction of the microblog involved in the case is a task in a specific domain. The expression of aspect words is diverse and the meaning is different from that of the general domain. Only relying on the word embedding in the general domain, these aspect words cannot be well represented. This paper proposes a method for extracting aspect words from microblogs by using both domain word embedding and generic word embedding. Firstly, all the microblogs involved in the case is pre-trained to obtain the embedding layer with the characteristics of the involved domain. Secondly, the microblog comments are input into two embedding layers to obtain the characterization results of the aspect words in different domains, and perform the splicing operation. Then, the features related to the case are extracted through the convolution layer. Finally, the classifier is used to label the sequence to extract aspect words involved in the case. The experimental results show that the F1 value of the proposed method reaches 72.36% and 71.02% respectively on the data sets of #Chongqing bus falling into the river# and #Mercedes Benz female driver rights protection#, which is better than the existing benchmark models, and verifies the influence of word embedding in different domains on the aspect extraction of the microblogs.

Keywords Microblog, Aspect extraction, Double embedding, Convolutional neural network

1 引言

情感分析一直以来都是自然语言处理研究中的一个重点和难点^[1]。随着研究的不断深入,情感分析研究的粒度也不断变小,因此对象级的情感分析成为了研究的热点。

目前,对象级情感分析的研究大多集中在产品领域,主流的方法主要分为两种:一种是基于传统机器学习的方法^[2-4],

通过句法关联或规则的方法进行评价对象抽取;另一种是基于深度学习的方法^[5-16],包括有监督的方法、半监督的方法和无监督的方法。有监督的方法将评价对象抽取转化成一个个序列标注问题,通过上下文之间的语义关系来预测评价对象的位置,进而识别出目标评价对象。无监督方法主要基于句子重构的思想,根据评价对象主题表征来判断上下文词的重要性,确定其是否与评价对象相关,从而抽取评价对象。半监

到稿日期:2020-11-13 返修日期:2021-04-16 本文已加入 OSID 开放科学计划,请扫面上方二维码获得补充信息。

基金项目:国家重点研发计划(2018YFC0830105,2018YFC0830101,2018YFC0830100);云南省基础研究专项面上项目(202001AT070047,202001AT070046);国家自然科学基金(61762056,61972186);云南省高新技术产业专项(201606)

This work was supported by the National Key Research and Development Program of China (2018YFC0830105, 2018YFC0830101, 2018YFC0830100), General Projects of Basic Research in Yunnan Province (202001AT070047, 202001AT070046), National Natural Science Foundation of China (61762056, 61972186) and Special Project of New and High-tech Industry in Yunnan Province (201606).

通信作者:相艳(50691012@qq.com)

督方法则利用少量有标签的数据和大量无标签的数据进行评价对象抽取。

与通用领域的评价对象抽取任务不同,涉案微博评论评价对象抽取任务具有以下两个特点:1)存在领域案件相关性;2)针对特定案件的涉案微博评论数据量较少。在涉案领域中,不同案件的评价对象不一样,含义不一致,且均存在多个评价对象。为此,本文认为通用领域的词嵌入无法完全表征涉案微博的评价对象。因此,本文提出了一种基于双嵌入的涉案微博评论对象抽取方法,通过涉案微博领域词嵌入和通用领域词嵌入共同表征涉案微博评论句,利用卷积网络局部性能较好且模型简单的特点进行涉案微博的评价对象抽取。本文在#重庆公交车坠江案#和#奔驰女司机维权案#两个案件的数据集上对所提方法进行了验证,实验结果表明,本文模型相比几个基线模型能更好地抽取出评价对象。

2 相关工作

基于句法关联或规则的方法通过评价对象的词频、对象特有的位置信息、评价词之间的句法或语法关系等特征进行评价对象抽取。例如:Zhuang等^[2]根据评价对象和评价词抽取出频率较高的依存关系模板,对电影评论文本进行“特征-观点”对抽取;Blair-Goldensohn等^[3]结合句法模板、相对词频和情感词等进行评价对象的抽取和筛选;Song等^[4]使用词性和词形模板、模糊匹配、剪枝法、双向 Bootstrapping 方法和 K 均值算法区分产品名称和产品属性。

随着深度学习模型在自然语言处理研究中被大量使用,使用深度学习模型提取特征逐渐成为主流。其中,基于有监督学习的方法将评价对象抽取转化成一个序列标注问题。例如:Zhang等^[5]利用卷积神经网络对条件随机场(Conditional Random Field, CRF)模型进行扩展,同时抽取出评价对象和对应的情绪极性;Poria等^[6]提出使用7层深度卷积神经网络将带观点的句子中的每个单词进行标记;Ma等^[7]基于 Bi-LSTM-CNN-CRF 框架,利用卷积神经网络得到词语的字符表示,与词嵌入拼接后再通过 BiLSTM 对其进行编码,最后使用条件随机场进行识别;Wang等^[8]提出了一种联合提取评价对象和意见项的多层次注意模型(Combined Multi Level Attention, CMLA),该模型包括评价对象的关注度和使用 GRU 单元的评价意见的关注度;Zhang等^[9]通过建立双向长短时记忆网络模型,利用注意力机制来计算注意力分配概率分布,通过 CRF 进行评价对象抽取;Chen等^[10]提出了观点实体提取单元、关系检测单元和同步单元3个单元组成的同步双通道循环网络。此外,为解决数据量不足的问题, Li等^[11]提出了一种基于条件项提取数据扩充的评价对象抽取方法。为了解决评价对象的边界定位不准的问题,Wei等^[12]提出利用指针网络来重新定位边界。基于半监督的方法只利用少部分的标签数据,例如 Zhou等^[13]提出了一种半监督的单词嵌入学习方法,用于在具有噪声标签的大量评论中获得连续的单词表示,利用结合特征训练出的分类器对评价对象的类别进行预测。基于无监督学习的方法通过句子重构判断上下文词的重要性,确定其是否与评价对象相关,从而抽取出评价对象。例如:Yin等^[14]通过考虑连接词的依赖路径来学习单词嵌入,实现了基于 CRF 线性上下文和依赖关系的评价

对象抽取任务;He等^[15]提出了一种基于注意力机制的无监督评价对象抽取模型,利用注意机制更多地关注与评价对象相关的单词,同时在学习评价对象嵌入期间不再强调与评价对象无关的单词。Li等^[16]提出了一种对长短期记忆网络进行改进的评价对象短语抽取方法,该模型由3个 LSTM 构成,其中的两个分别用来捕捉评价对象和情感感知信息,最后一个使用情感极性信息作为额外的判别指导。

综上所述,在已有的评价对象抽取任务中,大部分针对的是产品领域和通用领域,在这两个领域,评价对象抽取任务已经取得较好的性能,但针对涉案领域的研究还较少。在通用领域和产品领域,主流的评价对象抽取模型需要大量的训练语料或大量的人工选择特征。针对涉案微博评价对象的含义与通用领域有所区别、不同案件差距较大且数据量较少的问题,本文提出了一种将涉案领域和通用领域的词嵌入相结合共同表征评价对象的方法,通过多个领域的词嵌入表征评价,利用卷积网络能有效提取局部信息的特点,实现评价对象的抽取。

3 模型的构建

普通的 word-CNN 词级序列标注模型主要捕获的是词语本身的特征。为了更加精准地抽取出所需的涉案微博评价对象,进一步利用涉案微博相关特征,本文提出了一种融合通用领域和涉案领域两种词嵌入的涉案微博评价对象抽取方法。首先用两个领域的词向量分别表征评论,然后将两种词向量直接拼接,针对拼接的结果通过卷积神经网络编码获得不同层次的信息,最后将从卷积层提取的特征输入到全连接层和 softmax 层,预测每个词语标签的概率分布。基于双嵌入卷积神经网络的涉案微博评价对象抽取模型如图1所示。

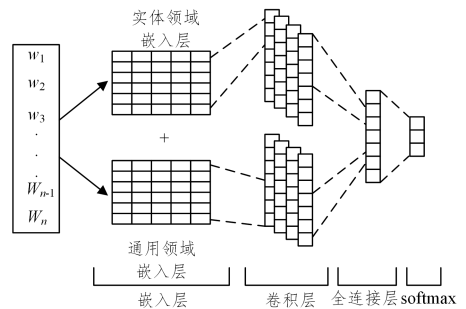


图1 基于双嵌入卷积神经网络的涉案微博评价对象抽取模型
Fig.1 Aspect extraction model of case microblog based on double embedded convolutional neural network

3.1 嵌入层

给定一个由 m 个词序列组成的观点句, $W = \{w_1, w_2, \dots, w_m\}$, 给句子中每个词语赋予一个标签来确定其是否属于评价对象的一部分是评价对象抽取任务的关键。将得到的词序列作为两个独立的预训练嵌入层的输入,分别通过词向量矩阵 $W^G \in \mathbb{R}^{d^G \times v^G}$ 获取通用领域内每个词 w_i 对应的 d^G 维词向量 x_i^G 和词向量矩阵 $W^C \in \mathbb{R}^{d^C \times v^C}$ 。获取涉案微博领域内每个词 w_i 对应的 d^C 维词向量 x_i^C :

$$x_i^G = W^G \times e^{w_i^G} \quad (1)$$

$$x_i^C = W^C \times e^{w_i^C} \quad (2)$$

其中, V^C 表示词向量矩阵中的词表, $e^{w_i^C}$ 代表词语 w_i 的编码

向量。在得到两个领域词向量的表示后,将二者进行拼接操作,作为卷积神经网络的输入 $\mathbf{x}_i^{GC} \in \mathbb{R}^{d^G+d^C}$:

$$\mathbf{x}_i^{GC} = \mathbf{x}_i^G \oplus \mathbf{x}_i^C \quad (3)$$

模型中的两个嵌入层是固定的,不随模型一起训练。如果嵌入层是动态的,那么经过训练的词的表征就会被调整,卷积核相应的特征也会被调整,但是此时那些案件微博领域中未被训练的词仍会使用之前产生的特征,这样可能会导致错误的抽取。

3.2 卷积层

句子的词序列通过嵌入层得到对应的词向量序列,将其作为卷积层的输入。卷积层的核心是滤波器,由不同大小的卷积核在不同范围内抽取句子的局部信息,每个卷积层都有固定大小的滑动窗口,每次只处理窗口内的信息。窗口的大小定义为 k' ,其中 $k' = 2a + 1$ (k' 是一个奇数),卷积操作如式(4)所示:

$$\mathbf{U}_i = f' \left(\sum_{u=-a}^a \omega^u \mathbf{x}_i^{GC} + b' \right) \quad (4)$$

其中, ω^u 表示卷积核的权重参数, b' 表示偏置参数, f' 则是一个激活函数, \mathbf{U}_i 是卷积对应的输出。

为了保证句子中的词都能够提取到特征,本文模型在进行卷积操作之后选择直接进入全连接层,不经过池化层。为使输出与原始输入序列的长度能够保持一致,在进行卷积操作时进行补零操作;将每个滤波器应用于输入序列的各个位置,从而利用上下文相邻词的信息来计算每个词的表示。在第一卷积层中,由于上下文在确定词的标签时对标注结果有很大的影响,因此使用两个不同窗口大小的滤波器来尽可能地不同长度范围的上下文中提取词的特征表示。在接下来的3个卷积层中,设置使用一种滤波器的参数,可以得到每一层的特征表示。

3.3 全连接层和 softmax 层

经过卷积层得到句子中每个词的特征向量,通过计算得出每个词对应标签的概率大小。特征向量不经过池化操作直接输入到全连接层和 softmax 层,全连接层在经过卷积层采样后会对特征进行进一步的量化,如式(5)所示:

$$\mathbf{Q}_i = \omega^{lab} \mathbf{U}_i + b^{lab} \quad (5)$$

其中, ω^{lab} 表示全连接层的连接权重, b^{lab} 为偏置项。

softmax层是将全连接层的结果转化为各个标签的概率,量化过程和 softmax 函数做归一化的计算式如下:

$$P(y=j|\mathbf{x}) = \frac{e^{x^T \mathbf{W}^j}}{\sum_{l=1}^L e^{x^T \mathbf{W}^l}} \quad (6)$$

其中, \mathbf{W}^j 和 \mathbf{W}^l 为表示全连接层的连接权重, $P(y=j|\mathbf{x})$ 表示向量 \mathbf{x} 属于标签 j 的可能性, \mathbf{x}^T 为词向量的特征转置, L 是标签类别的总数,利用每个词的最大概率预测出对应的标签类别。

4 实验结果及分析

4.1 实验数据集及预处理

本文中的数据集是根据热点案件爬取到的微博正文及正文下的评论数据。考虑到案件的类型差异较大、案件微博的

主题不一致、微博评论观点差异较大等因素,分别构建了 hashtag 为#重庆公交车坠江案#和#奔驰女司机维权案#的数据集。数据库的数据标注采用人工标注的方式,标注内容为涉案微博评论句中的评价对象。将数据随机排序后划分为训练集和测试集。表1列出了两组数据集的分布情况。

表1 重庆公交车坠江案和奔驰女司机维权案评价对象级别情感分析数据集

Table 1 Emotional analysis data set of evaluation aspect level of Chongqing bus falling into the river case and Mercedes Benz female driver case

数据集	训练集句子/ 评价对象	测试集句子/ 评价对象	总数量句子/ 评价对象
重庆公交车坠江案	1097/914	275/226	1372/1140
奔驰女司机维权案	805/690	202/173	1007/863

经过对微博数据的分析,考虑到评论的复杂多样性,本文做了如下的预处理:

(1)对微博博文按照转发关系“//”进行划分,这样保证转发微博下面的评论是基于原始微博进行分析的。

(2)删除微博评论中“@+用户名+回复”这样的结构,且删除无关超链接广告。

(3)对于连续出现多个标点符号的情况,如“...”“??”“!!”等,采用首位标点符号进行替换,并去除微博评论内容中的表情符号。

(4)对少于7个字符的评论数据进行过滤剔除,保证评论内容的完整性和可用性。

本文设置的嵌入层分别是通用领域的词嵌入和涉案微博领域的词嵌入。通用领域的词嵌入是在大规模语料上获得的¹⁾。涉案微博领域的词嵌入是在爬取得到的案件微博正文及其评论中利用 word2vec²⁾训练获得的。

4.2 基准模型

本文模型分别与 CRF, LSTM, BiLSTM, BiLSTM-CRF, BiLSTM-CNN-CRF 和 TENER 6 个基准模型与本文模型做了对比实验。

(1)CRF^[17]。在传统机器学习算法中,CRF 通过特定的函数对序列特征进行学习观察,最后预测出概率最大的标签。该模型是评价对象抽取任务应用得较多的方法。

(2)LSTM^[16]。在深度学习模型中,LSTM 模型由于解决了长序列训练过程中存在的梯度消失和梯度爆炸的问题,因此常被用于序列建模问题。该方法也是评价对象抽取任务中较常使用的方法。

(3)BiLSTM^[18]。BiLSTM 是基于 LSTM 提出的模型,由两个 LSTM 上下叠加在一起组成,输出状态为隐层,可以较好地捕捉上下文有意义的信息。

(4)BiLSTM-CRF^[19]。该方法是在 BiLSTM 模型的基础上加入了条件随机场,结合了 CRF 处理序列特征时的优势,BiLSTM-CRF 可以更好地捕捉上下文有意义的信息。

(5)BiLSTM-CNN-CRF^[7]。该方法在命名实体识别领域有较好的效果,在 BiLSTM-CRF 模型的基础上又融入了卷积

¹⁾ <https://github.com/Embedding/Chinese-Word-Vectors>

²⁾ <https://github.com/svn2github/word2vec>

神经网络,可以在相同的条件下更好地抽取特征。

(6) TENER^[20]。该方法是在 Transformer 的基础上为 NER 任务改进的,既可以应用在词级,也可以应用在字符级。

4.3 实验评价指标

本文采用了 F1 值作为评价对象抽取实验的评价指标, F1 值是建立在准确率 P(Precision)和召回率 R(Recall)基础上的,可以综合考虑到各个因素。准确率 P 和召回率 R 分别由以下公式计算得到:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \times 100\% \quad (9)$$

其中, TP 为标签和预测均为正类, TN 为标签和预测均为负类, FP 为标签是负类但预测为正类, FN 为标签是正类但预测为负类。

4.4 实验环境和参数设置

本文实验的硬件环境为英特尔酷睿 i7-8750 CPU, 16 GB RAM; 软件平台为 Ubuntu 16.04 操作系统, 3.6.2 版本的 Python 和 0.2.0_4 版本 pytorch 的深度学习框架。最大句子长度设置为 60, 词向量的维度根据数据集的规模定为 100 维。第一个卷积层包含 256 个卷积核, 分别设置了宽度为 2 和 3 的窗口, 后续的卷积层设置了卷积窗口大小为 4 的卷积核。模型的学习率为 0.001, 采用 Adam 优化器负责更新优化参数, 采用了 dropout 来防止过拟合的情况出现, 参数定为 0.5。模型使用的损失函数为交叉熵损失函数 (cross-entropy loss)。

4.5 实验结果及分析

对本文方法的有效性进行实验验证, 具体分为两部分: 一部分与基准实验对比验证其性能; 另一部分通过消融实验验证其有效性。

4.5.1 与基准实验的对比

实验分别在两个数据集上进行, 基准模型的词嵌入为通用领域的词嵌入。为准确反映实验的效果, 评价指标采用 F1 值, 实验结果如表 2 所列。

表 2 重庆公交车坠江案和奔驰女司机维权案数据集 F1 值对比

Table 2 Comparison of F1 values between different models on Chongqing bus falling into the river case and Mercedes Benz female driver's rights protection case

模型	(单位: %)	
	重庆公交车坠江案	奔驰女司机维权案
CRF	64.92	63.35
LSTM	67.18	65.93
BiLSTM	68.89	67.04
BiLSTM-CRF	69.90	67.93
BiLSTM-CNN-CRF	71.57	70.69
TENER	71.76	70.85
本文模型	72.36	71.02

通过表 2 可以看出, 在重庆公交车坠江案数据集上, CRF 方法的实验结果中 F1 值较低, 为 64.92%。F1 值偏低的主要原因可能是 CRF 学习的是局部特征, 面对评价对象组成的

词语过长或复杂混乱时存在缺陷, 导致评价对象抽取不完整, 当评价对象是由多个词组成时, 抽取的结果可能只是其中的一部分, 从而影响了模型的性能。而且涉案微博的评价对象的表述分散, 含有缩写等表达方式, 使得 CRF 无法正确抽取相应的评价对象。

LSTM 模型得到的 F1 值为 67.18%, 结果优于 CRF, 增益为 2.26%。实验的数据普遍存在评价对象组成词语过长或复杂混乱的问题, LSTM 利用门结构能够获得长距离的上下文信息, 可以照顾到整个句子的序列特征。相比 CRF 仅能抽取局部特征而遗失句子中其他重要的信息, LSTM 能提取出更加全面准确的评价对象, 得到的结果也就更好。而双向 LSTM 的 F1 值优于单向 LSTM, 增加了 1.71%。独立的 LSTM 利用一层门结构计算选择输出单元的状态, 而双向的 LSTM 结构模型通过前后两个方向计算隐层输出单元的状态, 能更全面准确地获取上下文之间的特征信息, F1 值有所提高。融合了 CRF 模型和 BiLSTM 模型的 BiLSTM-CRF 模型的 F1 值相比 BiLSTM 模型提升了 1.01%, 这说明该模型结合了 BiLSTM 特征抽取的能力和 CRF 模型规划最优标注路径的优势。BiLSTM-CNN-CRF 模型的 F1 值相比 BiLSTM-CRF 模型提升了 1.67%。在 BiLSTM-CRF 的基础上, 加入卷积神经网络模型, 对当前词抽取局部特征, 从而获得重要的信息, 将其拼接生成最终的特征向量并作为模型的输入, 计算出最终的序列, 对最终的预测结果起到了一定的作用。TENER 模型在对比模型中获得了较好性能, 即 71.76%。

本文模型相比其他基准模型在两个数据集上均取得了最高的 F1 值, 较符合卷积神经网络滤波器擅长抽取局部特征的特点。将词序列组成的涉案微博观点句同时经过两个嵌入层, 获得每个词对应的词向量, 再进行拼接得到新的词向量, 经过多层卷积后会从不同的层次中得到更大的特征值, 即句子最终的特征表示中包含了更多的涉案微博领域的相关信息。

在 # 奔驰女司机维权案 # 数据集上的实验中也可以得到相同的结论。以上实验结果说明, 本文模型对于涉案微博评价对象的抽取任务具有较高的准确性和较好的适应性。

4.5.2 消融实验对比

为验证双嵌入的有效性, 本文在两个数据集上通过不同的词嵌入表征来评价对象抽取, 结果如表 3 所列。

表 3 消融实验

Table 3 Ablation experiment

(单位: %)		
词嵌入	重庆公交车坠江案	奔驰女司机维权案
通用领域	68.75	67.88
涉案微博领域	66.54	65.35
双嵌入	72.36	71.02

分析表 3 可知, 在同一数据集的情况下, 双嵌入均能取得最优性能。对比单领域词嵌入, 通用领域的词嵌入效果较好, 分别在 # 重庆公交车坠江案 # 和 # 奔驰女司机维权案 # 数据集上 F1 值提升了 2.21% 和 2.53%, 原因可能是通用领域训练词向量的语料规模远大于涉案领域训练的词向量语料规模, 因此通用领域的词向量能够包含更多的信息, 能更好地表征语义。对比通用领域和双嵌入, 双嵌入在 # 重庆公交车坠

江案#和#奔驰女司机维权案#数据集上F1值分别提升了3.61%和3.14%,证明通用领域的词嵌入无法完全表征特定涉案微博的评价对象。因此,在通用领域加入在涉案微博数据上预训练得到的词向量能进一步提升评价对象抽取的性能。

结束语 本文针对涉案微博评价对象抽取任务,提出了一种基于双嵌入多层卷积神经网络的评价对象抽取方法。本文证明了在涉案领域评价对象抽取任务中,仅依靠通用领域的词向量和仅依靠训练的涉案微博词向量表征评价对象是不充分的。实验结果证明,本文方法相比多个基线模型取得了最优的效果。未来进一步的工作可以针对不同类型案件构建涉案领域的知识库,将领域知识融入涉案微博评价对象的抽取。

参考文献

- [1] ZHANG S Q, DU S D, ZHANG X B, et al. Social Rumor Detection Method Based on Multimodal Fusion [J]. *Computer Science*, 2021, 48(5): 117-123.
- [2] ZHUANG L, JING F, ZHU X Y. Movie review mining and summarization[C] // *Proceedings of the 15th ACM International Conference on Information and Knowledge Management*. Arlington, Virginia, USA, 2006: 43-50.
- [3] BLAIR-GOLDENSOHN S, HANNAN K, MCDONALD R, et al. Building a sentiment summarizer for local service reviews [C] // *Proceedings of the 2008 WWW Workshop on NLP in the Information Explosion Era (NLPIX 2008)*. Beijing, China, 2008: 339-348.
- [4] SONG X L, WANG S G, LI H X. Research on automatic identification of product evaluation object oriented to specific domain [J]. *Journal of Chinese Information Processing*, 2010, 24(1): 89-93.
- [5] ZHANG M, ZHANG Y, VO D T. Neural networks for open domain targeted sentiment[C] // *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2015)*. 2015: 348-355.
- [6] PORIA S, CAMBRIA E, GELBUKH A. Aspect extraction for opinion mining with a deep convolutional neural network[J]. *Knowledge Based Systems*, 2016, 108(15): 42-49.
- [7] MA X Z, HOVY E. End-to-end Sequence Labeling via Bi-directional LSTM-CNNs-CRF[C] // *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. ACL 2016: 1064-1074.
- [8] WANG W, PAN S J, DAHLMEIER D, et al. Coupled multi-layer attentions for co-extraction of aspect and opinion terms [C] // *Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI 2017)*. 2017: 3316-3322.
- [9] ZHANG P, CHEN T, CHEN C. Aspect extraction method for Chinese microblog based on deep learning[J]. *Computer Engineering and Design*, 2018(8): 246-250.
- [10] CHEN S, LIU J, WANG Y, et al. Synchronous Double-channel Recurrent Network for Aspect-Opinion Pair Extraction[C] // *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2020: 6515-6524.
- [11] LI K, CHEN C, QUAN X, et al. Conditional augmentation for aspect term extraction via masked sequence-to-sequence generation[C] // *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2020: 7056-7066.
- [12] WEI Z, HONG Y, ZOU B, et al. Don't eclipse your arts due to small discrepancies: Boundary repositioning with a pointer network for aspect extraction[C] // *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2020: 3678-3684.
- [13] ZHOU X, WAN X, XIAO J. Representation Learning for Aspect Category Detection in Online Reviews [C] // *Proceedings of Twenty-ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence*. AAAI Press, 2015: 417-424.
- [14] YIN Y, WEI F, DONG L, et al. Unsupervised word and dependency path embeddings for aspect term extraction[C] // *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI 2016)*. 2016: 2979-2985.
- [15] HE R, LEE W S, NG H T, et al. An unsupervised neural attention model for aspect extraction [C] // *Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (ACL 2017)*. 2017: 1008-1015.
- [16] LI X, LAM W. Deep multi-task learning for aspect term extraction with memory interaction [C] // *Proceedings of Empirical Methods on Natural Language Processing (EMNLP 2017)*. 2017: 457-462.
- [17] SHU L, HU X, BING L. Lifelong learning crf for supervised aspect extraction[C] // *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers)*. 2017: 148-154.
- [18] LUO H, LI T, LIU B, et al. Improving aspect term extraction with bidirectional dependency tree representation [J]. *IEEE ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2019, 27(7): 1201-1212.
- [19] LI Y Z, LIU T W, LI Q G, et al. Character-based BiLSTM-CRF Incorporating POS and Dictionaries for Chinese Opinion Target Extraction[C] // *Proceedings of the 10th Asian Conference on Machine Learning (PMLR 2018)*. 2018: 518-533.
- [20] YAN H, DENG B, LI X, et al. TENER: Adapting Transformer Encoder for Named Entity Recognition[J]. *arXiv:1911.04474*, 2019.



WANG Xiao-han, born in 1995, master. Her main research interests include natural language processing and emotion analysis.



XIANG Yan, born in 1979, Ph.D. Her main research interests include natural language processing, text mining and emotion analysis.