

基于句法和全文信息增强的中文事件检测方法

王 红, 吴浩正

(中国民航大学计算机科学与技术学院, 天津 300300)

摘 要: 针对目前中文事件检测中词语之间句法依存关系利用不充分和缺乏文章全局语义信息的问题, 提出了一种基于句法和全文信息增强的中文事件检测模型。模型首先引入图卷积网络 (Graph convolutional network, GCN), 通过捕获词语之间的依存句法关系来增强词语的特征表示。之后采用双向门控循环单元 (Bidirectional gate recurrent unit, Bi-GRU) 分别学习句子内和句子之间的上下文信息, 得到包含文章全局信息的句向量。最后将字、词、句 3 个粒度的信息通过门结构进行动态融合, 使用条件随机场 (Conditional random field, CRF) 完成对句子中触发词的识别和标注。在 ACE2005 和 CEC 中文数据集上的实验结果表明, 本文方法有效提升了中文事件检测的效果。

关键词: 事件检测; 依存句法分析; 特征增强; 全文信息; 图卷积神经网络; 双向门控循环单元
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Chinese Event Detection with Syntax and Full Text Information Enhancement

WANG Hong, WU Haozheng

(School of Computer Science & Technology, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient utilization of syntactic dependencies between words and lack of global semantic information in Chinese event detection, a Chinese event detection model based on syntactic and full-text information enhancement is proposed. Firstly, the model introduces graph convolutional network (GCN) to enhance the feature representation of words by capturing the dependency syntactic relationship between words. Then, bidirectional gate recurrent unit (Bi-GRU) is used to learn the context information within and between sentences respectively, and the sentence vector containing the global information of the article is obtained. Finally, the information of word, phrase and sentence is dynamically fused through the gate structure, and the conditional random field (CRF) is used to identify and label the trigger words in the sentence. Experimental results on ACE2005 and CEC Chinese data sets show that the proposed method effectively improves the effect of Chinese event detection.

Key words: event detection; syntactic dependency; feature enhancement; full text information; graph convolutional network (GCN); bidirectional gate recurrent unit (Bi-GRU)

引 言

事件检测是事件抽取^[1]任务中的一项重要子任务,旨在从非结构化文本中识别出事件的触发词并

有考虑词语之间的关系和文章全局信息的作用。

针对上述问题,本文将GCN和Bi-GRU网络相结合,提出了一种基于句法和全文信息增强的中文事件检测(Syntactic and document feature enhanced event detection, SDEED)模型。该模型在基于字符的序列标注基础上,将句法和全文信息分别融入到词语和句子的向量表示中,同时引入注意力和门控机制动态融合多个粒度的特征信息,达到特征增强的目的。通过句法和全文信息的特征增强,旨在解决词语间句法关系利用不充分以及缺乏文章全局信息的问题,以提升中文事件检测的效果。

1 SDEED 事件检测模型

本文提出的SDEED模型如图2所示。模型主要包含编码模块、句法特征增强模块、全文信息增强模块和输出模块。编码模块:编码模块将输入的字和词通过BERT-wwm^[27]获得预训练的嵌入向量。句法特征增强模块:以句子中的词和句法关系构成的邻接矩阵为输入,通过GCN聚合与当前词语有关系的词语特征信息,学习到句法信息增强的词语表示,将其融合到字向量后送入下一层进一步提取特征。全文信息增强模块:首先通过Bi-GRU学习字符级别的上下文信息,之后使用注意力机制计算每个字的权重,加权求和得到句子的向量表示,再通过一层Bi-GRU将全文信息融合到句向量中。最后使用门结构将句向量和字向量融合,得到字的混合表示用于最后的序列标注。输出模块:输出层通过CRF模型计算标签概率并对序列中的每个字进行标注。

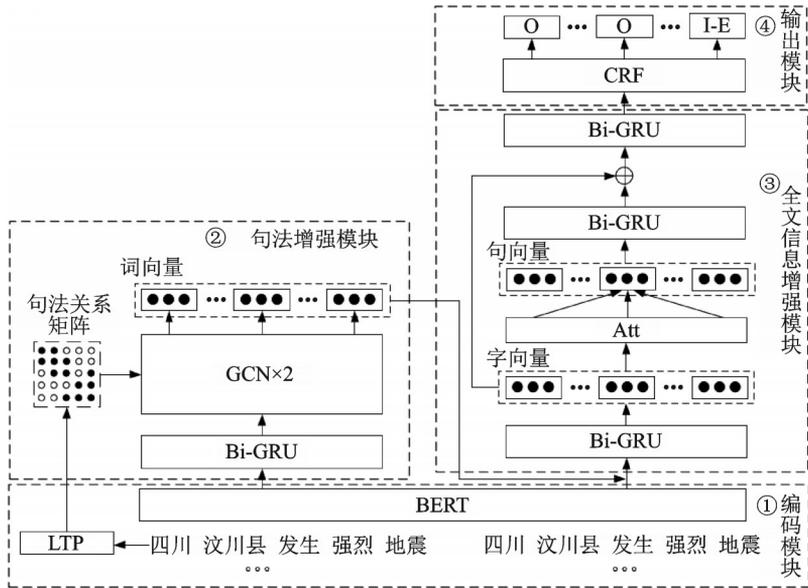


图2 SDEED模型

Fig.2 SDEED model

1.1 编码模块

模型以事件文章作为输入,对于一篇输入的文章 $D = \{S_1, S_2, S_3, \dots, S_n\}$,其中 S_i 表示文章中第 i 个句子。针对每一个句子 S_i ,首先进行分字和分词处理,分字结果表示为 $S_c = \{c_1, c_2, c_3, \dots, c_x\}$,其中 c_i 表示句子中第 i 个字,分词结果表示为 $S_w = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_y\}$,其中 w_i 表示句子中的第 i 个词。分词工具使用哈工大发布的LTP语言技术工具^[28],在分词的过程中加入了外部字典,最大限度降低分词错误带来的影响。之后将分字结果和分词结果分别送入BERT-wwm得到预训练的字向量 $E_c =$

$\{e_1^c, e_2^c, e_3^c, \dots, e_x^c\}$ 和词向量 $E_w = \{e_1^w, e_2^w, e_3^w, \dots, e_y^w\}$ 。BERT-wwm 是在 BERT 的基础上加入了 Whole word masking 机制实现对中文的优化。由于 BERT 模型仅用来获取预训练好的字向量和词向量,并不参与模型训练,所以不会增加模型训练的复杂度。

1.2 句法特征增强模块

根据分词结果进行依存句法分析,并将句法关系建模成图结构作为图卷积网络的输入。由于句法关系可以直接将句子建模为图结构,因此本文使用图卷积网络来捕获词语之间的关系,从句法层面实现词向量的特征增强。

图卷积网络是将传统的卷积操作推广到图结构数据中,其核心思想是通过聚合图中与当前节点有联系的节点特征来更新节点 的表示。其计算公式为

$$H^{(l+1)} = \text{ReLU} \left(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} H^{(l)} W^{(l)} + b^{(l)} \right) \quad (1)$$

式中: A 为邻接矩阵,存储着节点之间的关系; D 为 A 的度矩阵; H 为每一层的特征矩阵,对于第一层 GCN 来说, H 就是输入句子的嵌入矩阵; W 为可训练的参数矩阵; b 为偏置项。使用图卷积网络来聚合与词语之间的特征信息,可以突出触发词和与之相关的关键词语的联系,避免无关词语的噪声干扰,从句法层面实现词向量的特征增强,有助于提升触发词识别的效果。

具体来说,模型首先使用 LTP 自然语言处理工具对输入的句子进行依存句法分析处理,得到句法分析结果。根据依存句法关系将句子建模为图结构,节点为句子中的词,边为词之间的句法关系。之后通过 Bi-GRU 首先学习词语之间的上下文信息,再使用图卷积神经网络学习词语的优化表示,最后将学习到的词语表示依次融合到 BERT 预训练模型得到的字向量中,以此实现句法特征增强的目的。句法特征增强模块如图 3 所示。

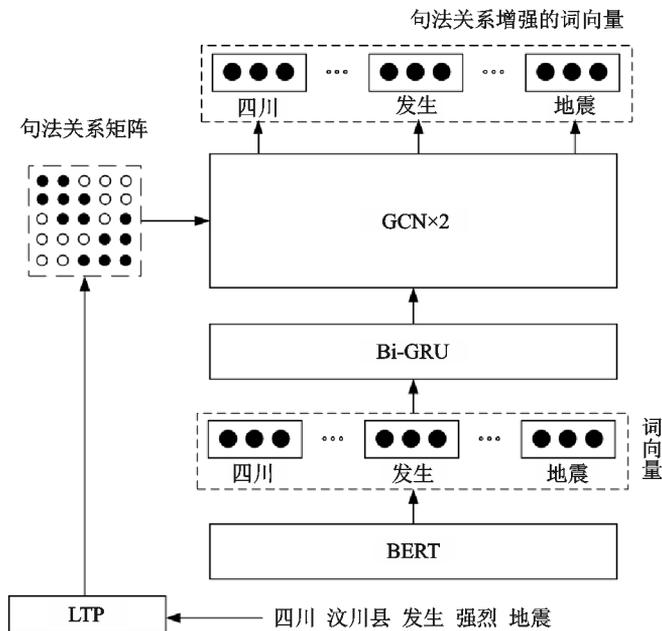


图 3 句法特征增强模块

Fig.3 Syntactic feature enhancement module

1.3 全文信息增强模块

1.3.1 字符上下文特征提取

GRU是由LSTM网络发展而来,减少了参数数量的同时,解决循环神经网络中梯度消失的问题,其核心思想是通过门控机制来控制信息的流动。GRU的计算公式为

$$z_t = \sigma(W_z[h_{t-1}, x_t]) \quad (2)$$

$$r_t = \sigma(W_r[h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h[r_t \cdot h_{t-1}, x_t]) \quad (4)$$

$$h_t = (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t \quad (5)$$

由于循环神经网络的特性,GRU只能根据之前的特征信息来预测当前的状态,但在自然语言文本中,当前时刻的状态不仅与上文的文本有关,还可能与下文的某些文本有联系。因此,模型以字为输入,使用Bi-GRU网络分别正序和逆序学习句子内字的上下文信息,最后将两个输出进行拼接,得到包含句内上下文信息的字符向量。

对于一个句子 S_i ,首先通过句法特征增强模块获得句法关系增强的词向量表示,之后将其与BERT模型获得的字向量相融合得到句子级GRU的输入 $E_s = \{e_1^s, e_2^s, e_3^s, \dots, e_x^s\}$ 。将 E_s 送入句子级双向GRU中学习句内的特征信息,得到句子的正向表示 H_{sf} 和反向表示 H_{sb} 。将 H_{sf} 和 H_{sb} 拼接获得融合上下文信息的字符向量。

$$H_s = [H_{sf}, H_{sb}] \quad (6)$$

之后使用注意力机制计算句子中每个字对于句子含义的权重为

$$a_i = \text{softmax}(f(Q, K)) \quad (7)$$

再根据权重通过加权求和的方式得到句子的向量表示。

$$e_i^p = \sum_t a_{it} \cdot h_t \quad h \in H_s \quad (8)$$

1.3.2 全文信息特征提取

全文信息和字符上下文特征的提取方法相同,也采用Bi-GRU进行学习,区别在于字符级GRU的输入的基本单位为字,而篇章级GRU的输入的基本单位为句子向量,通过Bi-GRU来学习句子之间的上下文信息,可以将全文信息融入句子的表示中,使模型可以利用文章全局语境信息提升事件检测任务的效果。

篇章级GRU的输入为注意力机制学习得到的每个句子的向量表示 $E_p = \{e_1^p, e_2^p, e_3^p, \dots, e_n^p\}$ 。将 E_p 送入篇章级双向GRU层中进行编码,得到句子的正向表示 H_{pf} 和反向表示 H_{pb} 。将 H_{pf} 和 H_{pb} 拼接获得融合上下文信息的句子表示 H_p ,即

$$H_p = [H_{pf}, H_{pb}] \quad (9)$$

之后通过门结构将字向量和句向量进行融合,其计算公式为

$$\text{Gate} = \text{sigmoid}(W(\text{con}(H_s, H_p)) + b) \quad (10)$$

$$H = \text{Gate} \odot H_s + (1 - \text{Gate}) \odot H_p \quad (11)$$

式中: W 为门结构参数矩阵; b 为门结构偏置向量; con 为向量拼接操作; sigmoid 为激活函数。通过式

(10)计算得到门结构的值后,再使用式(11)将 H_s 和 H_p 通过门结构进行融合,得到文章上下文信息增强的句子向量。通过门结构可以使模型学习到不同上下文环境下两种粒度事件表示的重要程度,从而获得更加丰富的特征表示。

将各粒度的向量融合到字向量之后,再经过一层Bi-GRU,得到融合字、词、句法和文章全局信息的混合表示。

1.4 输出模块

输出模块以最终的混合表示为输入,通过CRF层对序列进行标注,标注采用BIO标注策略。通过Bi-GRU可以预测出序列中的字属于每一个标签的概率,但标签之间存在着一定的依赖关系,如“I”标签应该出现在“B”标签之后;“O”标签不能出现在“B”标签和“I”标签之间等。CRF是一种条件概率无向图模型,通过计算标签之间的转移概率,即一个标签后出现其他类型标签的概率,以保证标签预测的合理性。若通过Softmax分类器预测标签的结果,会忽略标签之间的依赖关系,导致标签预测错误。因此本文模型选择CRF模型来计算最终标签的概率。

在计算最终标签时可以将标签得分分为发射概率 $E(x_i, y_i)$ 和转移概率 $T(y_{i-1}, y_i)$ 两部分,发射概率由Bi-GRU输出得到,即每个字属于各个标签的概率,转移概率由CRF计算得到。将两部分相加得到所有可能路径的得分,选择得分最高的路径作为最终的标注结果。其计算公式为

$$p(y|x) = \frac{\exp(\text{score}(x, y))}{Z(x)} \quad (12)$$

$$Z(x) = \sum_{y'} \exp(\text{score}(x, y')) \quad (13)$$

$$\text{score}(x, y) = \sum_i E(x_i, y_i) + T(y_{i-1}, y_i) \quad (14)$$

1.5 损失函数

模型使用交叉熵损失函数计算模型损失,对于输入的句子 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$,其对应的标签序列为 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$,损失函数计算公式为

$$J(q) = - \sum_{i=1}^n \lg p(y_i | t_i, q) \quad (15)$$

2 实验与分析

2.1 数据集与评价指标

本文选用ACE2005^[1]和CEC^[29]数据集进行实验。ACE2005中文语料库是中文事件检测中广泛采用的数据集,其中包含633篇中文文档,标注了事件的触发词和元素。中文突发事件语料库(CEC)是由上海大学语义智能实验室构建,语料库包括5种突发事件共计332篇突发事件的新闻报道。与ACE2005中文语料库相比,CEC语料库虽然规模较小,但是对事件和事件元素的标注更加全面。

实验采用的事件检测评价指标为精确率(P)、召回率(R)和 F_1 值。精确率用来衡量被分类为正例的样本中,真实值也为正例的比例,其计算公式为

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (16)$$

召回率用来衡量所有正例中被分类为正例的样本比例,其计算公式为

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (17)$$

F-Measure是精确率和召回率的加权平均值,通过综合考虑精确率和召回率的结果来对模型进行较为准确的评价,其计算公式为

$$F = \frac{(a^2 + 1) \cdot P \cdot R}{a^2 \cdot (P + R)} \quad (18)$$

当参数 a 取值为1时,就是最常见的 F_1 值,即本实验的模型评价指标,其计算公式为

$$F_1 = \frac{2 \cdot P \cdot R}{P + R} \quad (19)$$

2.2 实验参数及实验结果

实验的参数设置如表1所示。本实验将ACE2005和CEC语料按照8:1:1的比例分成训练集、验证集和测试集。

2.2.1 对比实验

本文选用了以下3个模型在ACE2005数据集上进行比较:

(1) Rich-C^[5]模型针对中文的特性,通过人工设计的特征抽取文本中的触发词和事件元素。

(2) NPN^[18]模型使用DMCNN网络分别学习字和词的语义信息,使用学习到的字词混合表示进行触发词的抽取。

(3) TLNN^[19]模型融合字和多种分词结果的信息,并增加HowNet知识库缓解词语的多义问题。

(4)文献[20]通过融合多个粒度的信息和多种分词进行事件检测。

(5)L-HGAT^[21]模型将事件标签信息融入模型计算中,同时通过图注意力网络学习字词之间的关系来优化字词的特征。

实验结果分别如表2,3所示。从表2,3可以看出,本文模型在触发词识别和分类上均取得了更好的结果,其中触发词识别的效果提升高于触发词分类的效果提升,证明本文方法对于触发词的识别更加有效。SDEED模型相较于Rich-C模型 F_1 值提升了6.1%,证明基于神经网络的方法可以在避免人工定义特征的同时取得更好的效果。相较于NPN模型,本文模型两项任务均取得更好效果,由于NPN模型枚举窗口内所以字符的组合生成候选触发词,产生了较多冗余信息,因此影响了模型的性能。

表2 ACE2005 触发词识别结果

模型	精确率/%	召回率/%	F_1 值/%
Rich-C	62.2	71.9	66.7
NPN	64.8	73.8	69.0
TLNN	67.3	74.7	70.8
文献[20]	67.2	73.1	70.0
L-HGAT	72.0	70.8	71.4
SDEED	69.2	81.7	74.9

表1 实验参数

Table 1 Experimental parameters

参数	参数值
隐藏层维度	200
词向量维度	768
学习率	0.001
批处理大小	15
Dropout	0.5

表3 ACE2005 触发词分类结果

模型	精确率/%	召回率/%	F_1 值/%
Rich-C	58.9	68.1	63.2
NPN	60.9	69.3	64.8
TLNN	64.5	71.5	67.8
文献[20]	64.8	70.7	67.7
L-HGAT	69.4	68.3	68.8
SDEED	67.0	71.8	69.3

词语的表示中,实现特征的增强。

(3)Char+Sentence模型融合了句子之间的上下文关系,相较于Char模型 F_1 值提升了2.24%,这是由于文本中的事件之间是有一定联系的,通过学习事件之间的联系可以获得特征更丰富的事件表示。

(4)SDEED模型取得了最好的效果,原因在于通过图神经网络学习句法关系增强的词语表示,使得模型可以学习到在不同语境下词语的特征信息,避免了仅依靠词语的语义信息导致触发词识别错误的问题。通过Bi-GRU学习文章上下文中的特征信息有助于模型从全文的角度对事件触发词进行预测,保证了预测结果的一致性,提升了模型的整体效果。

通过消融实验结果证明本文通过句法和全文信息进行特征增强可以获得更丰富的语义特征,有助于提升中文事件检测效果。

2.2.3 GCN层数的影响

本节研究了GCN的层数对模型整体性能的影响,将GCN层数分别设置为1~6进行实验,实验结果如图5所示。从图5可以看到,在层数为2时,模型取得了最优的结果,之后随着层数的增加结果逐渐下降。出现这种情况的原因如下:首先,GCN层数为1时,模型只能利用到一阶句法关系,即有直接连接的句法关系,但大多数重要的句法关系是以二阶甚至更高阶得到形式存在的,一层GCN不足以利用到高阶的句法关系,因此表现较差;其次,当GCN层数越来越多时,通过多次的聚合操作会导致节点的表示过于接近,使得模型难以对节点进行分类,从而导致模型性能下降。

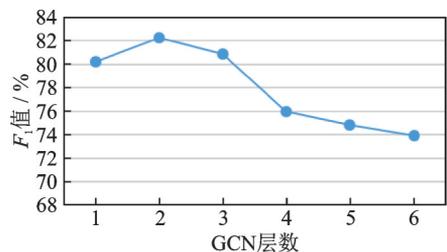


图5 GCN层数的影响

Fig.5 Influence of GCN layers

3 结束语

本文提出了一种句法和上下文特征增强的事件检测神经网络模型SDEED,模型通过句法和文章上下文的语义信息丰富了事件的特征表示,解决了目前中文事件检测中句内语义信息利用不充分和缺乏文章全局语义信息的问题,提升了中文事件检测效果。未来可以优化字词的特征提取方法,如引入外部知识库将更加丰富的开放领域信息融合到字词的向量表示中或将多种分词结果和句法关系结合缓解分词导致的错误传播问题,从而进一步提升中文事件检测的效果。

参考文献:

- [1] ACE (Automatic Content Extraction) Chinese Annotation Guidelines for Events. National Institute of Standards and Technology[R]. [S.l.]:[s.n.],2005.
- [2] HONG Yu, ZHANG Jianfeng, MA Bin, et al. Using cross-entity inference to improve event extraction[C]//Proceedings of the 49th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. Portland:[s.n.], 2011: 1127-1136.
- [3] LI Peifeng, ZHU Qiaoming, ZHOU Guodong. Argument inference from relevant event mentions in Chinese argument extraction[C]//Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Sofia: [s.n.], 2013: 1477-1491.
- [4] SHA Lei, LIU Jing, LIN Chinyew, et al. RBPB: Regularization-based pattern balancing method for event extraction[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Berlin:

- [s.n.], 2016: 1224-1234.
- [5] CHEN Chen, NG V. Joint modeling for Chinese event extraction with rich linguistic features[C]//Proceedings of COLING 2012. [S.l.]: [s.n.], 2012: 529-544.
- [6] CHEN Yubo, XU Liheng, LIU Kang, et al. Event extraction via dynamic multi-pooling convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers). Beijing: [s.n.], 2015: 167-176.
- [7] ZHAO Yue, JIN Xiaolong, WANG Yuanzhou, et al. Document embedding enhanced event detection with hierarchical and supervised attention[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers). Melbourne: [s.n.], 2018: 414-419.
- [8] DENG Shumin, ZHANG Ningyu, LI Luoqiu, et al. OntoED: Low-resource event detection with ontology embedding[EB/OL]. (2015-04-20)[2021-07-15]. <https://arxiv.org/abs/2105.10922>.
- [9] NGUYEN T H, CHO K, GRISHMAN R. Joint event extraction via recurrent neural networks[C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. San Diego: [s.n.], 2016: 300-309.
- [10] DU Xinya, CARDIE C. Document-level event role filler extraction using multi-granularity contextualized encoding[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S.l.]: [s.n.], 2020: 8010-8020.
- [11] NGUYEN T H, GRISHMAN R. Graph convolutional networks with argument-aware pooling for event detection[C]//Proceedings of the 32th AAAI Conference on Artificial Intelligence. New Orleans: AAAI, 2018: 5900-5907.
- [12] YAN Haoran, JIN Xiaolong, MENG Xiangbin, et al. Event detection with multi-order graph convolution and aggregated attention[C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing. Hong Kong, China: [s.n.], 2019: 5765-5769.
- [13] CUI Shiyao, YU Bowen, LIU Tingwen, et al. Edge-enhanced graph convolution networks for event detection with syntactic relation[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics: EMNLP. [S.l.]: [s.n.], 2020: 2329-2339.
- [14] DU Xinya, CARDIE C. Event extraction by answering (AI-most) natural questions[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). [S.l.]: [s.n.], 2020: 671-683.
- [15] LIU Shulin, LI Yang, ZHANG Feng, et al. Event detection without triggers[C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Volume 1 (Long and Short Papers). Minneapolis:[s.n.], 2019: 735-744.
- [16] LI Manling, ZAREIAN A, ZENG Qi, et al. Cross-media structured common space for multimedia event extraction[C]//Proceedings of the 2020 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics.[S.l.]: [s.n.], 2020: 2557-2568.
- [17] ZENG Ying, YANG Honghui, FENG Yansong, et al. A convolution BiLSTM neural network model for Chinese event extraction[M]. [S.l.]: Springer International Publishing, 2016: 275-287.
- [18] LIN Hongyu, LU Yaojie, HAN Xianpei, et al. Nugget proposal networks for Chinese event detection[C]//Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Melbourne: [s.n.], 2018: 1565-1574.
- [19] DING Ning, LI Ziran, LIU Zhiyuan, et al. Event detection with trigger-aware lattice neural network[C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong, China: [s.n.], 2019: 347-356.
- [20] 丁玲, 向阳. 基于多层次多粒度语义融合的中文事件检测[J]. 计算机科学, 2021, 48(5): 202-208.
DING Ling, XIANG Yang. Chinese event detection with hierarchical and multi-granularity semantic fusion[J]. Computer Science, 2021, 48(5): 202-208.
- [21] CUI Shiyao, YU Bowen, CONG Xin, et al. Label enhanced event detection with heterogeneous graph attention networks[EB/

- OL]. (2012-07-10)[2021-07-15]. <https://arxiv.org/abs/2012.01878>.
- [22] 吴凡,朱培培,王中卿,等.基于字词联合表示的中文事件检测方法[J].计算机科学,2021,48(4): 249-253.
WU Fan, ZHU Peipei, WANG Zhongqing, et al. Chinese event detection with joint representation of characters and words[J]. Computer Science, 2021, 48(4): 249-253.
- [23] ZHENG Shun, CAO Wei, XU Wei, et al. Doc2EDAG: An end-to-end document-level framework for Chinese financial event extraction[C]//Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP). Hong Kong, China: [s.n.], 2019: 337-346.
- [24] XI Xiangyu, ZHANG Tong, YE Wei, et al. A hybrid character representation for Chinese event detection[C]//Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Budapest: [s.n.], 2019: 1-8.
- [25] 朱培培,王中卿,李寿山,等.基于篇章信息和Bi-GRU的中文事件检测[J].计算机科学,2020,47(12): 233-238.
ZHU Peipei, WANG Zhongqing, LI Shoushan, et al. Chinese event detection based on document information and Bi-GRU[J]. Computer Science, 2020, 47(12): 233-238.
- [26] 万齐智,万常选,胡蓉,等.基于句法语义依存分析的中文金融事件抽取[J].计算机学报,2021,44(3): 508-530.
WAN Qizhi, WAN Changxuan, HU Rong, et al. Chinese financial event extraction based on syntactic and semantic dependency parsing[J]. Computer Science, 2021, 44(3): 508-530.
- [27] CUI Yiming, CHE Wanxiang, LIU Ting, et al. Pre-training with whole word masking for Chinese BERT[EB/OL]. (2019-03-08)[2021-07-15]. <https://arxiv.org/abs/1906.08101>.
- [28] CHE Wanxiang, FENG Yunlong, QIN Libo, et al. N-LTP: An open-source neural language technology platform for Chinese [EB/OL]. (2020-01-10)[2021-07-15]. <https://arxiv.org/abs/2009.11616>.
- [29] WANG E. CEC-Corpus[EB/OL]. [2021-07-15]. <https://github.com/shijiebei2009/CEC-Corpus>.
- [30] ZHANG Yue, YANG Jia. Chinese nerusing lattice LSTM[EB/OL]. (2018-03-01) [2021-07-15]. <https://arxiv.org/abs/1805.02023>.

作者简介:



王红(1963-),女,教授,研究方向:智能信息处理、数据挖掘和知识图谱等, E-mail:hwang@cauc.edu.cn。



吴浩正(1997-),通信作者,男,硕士研究生,研究方向:智能信息处理、数据挖掘和知识图谱等, E-mail: 2019052052@cauc.edu.cn。

(编辑:夏道家)