

## 事件抽取方法综述:深度学习与预训练对比分析

王嘉宾, 罗俊仁, 周棧忠, 王超, 张万鹏

引用本文

王嘉宾, 罗俊仁, 周棧忠, 王超, 张万鹏. 事件抽取方法综述:深度学习与预训练对比分析[J]. 计算机科学, 2024, 51(9): 196-206.

WANG Jiabin, LUO Junren, ZHOU Yanzhong, WANG Chao, ZHANG Wanpeng. [Survey on Event Extraction Methods:Comparative Analysis of Deep Learning and Pre-training](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(9): 196-206.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

**Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)**

[基于视觉语义与提示学习的多模态情感分析模型](#)

Multimodal Sentiment Analysis Model Based on Visual Semantics and Prompt Learning  
计算机科学, 2024, 51(9): 250-257. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230600047>

[基于半监督学习的域适应实体解析算法](#)

Domain-adaptive Entity Resolution Algorithm Based on Semi-supervised Learning  
计算机科学, 2024, 51(9): 214-222. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230800102>

[多天线无线充电器的安全布置研究](#)

Safe Placement of Multi-antenna Wireless Chargers  
计算机科学, 2024, 51(8): 345-353. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240400156>

[自编码器端到端通信系统后门攻击方法](#)

Backdoor Attack Method in Autoencoder End-to-End Communication System  
计算机科学, 2024, 51(7): 413-421. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230400113>

[CINOSUM:面向多民族低资源语言的抽取式摘要模型](#)

CINOSUM:An Extractive Summarization Model for Low-resource Multi-ethnic Language  
计算机科学, 2024, 51(7): 296-302. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100201>

# 事件抽取方法综述:深度学习与预训练对比分析

王嘉宾 罗俊仁 周梭忠 王超 张万鹏

国防科技大学智能科学学院 长沙 410073

(wangjiabin22@nudt.com)

**摘要** 事件抽取是伴随着信息技术的发展而诞生的。随着人们对从繁多的日常信息中抽取有用信息的需求日益增强,事件抽取的研究发展也越发受重视。首先,介绍了事件抽取的发展历程,理清了事件抽取的发展脉络;其次,介绍了事件抽取的2种范式,并对管道型抽取和联合型抽取范式进行了对比分析;再次,围绕事件抽取的层级,分别从句子级事件抽取和篇章级事件抽取2个层面对近年来事件抽取的发展进行了梳理;然后,从传统型事件抽取方法、基于深度学习的事件抽取方法,以及基于预训练模型的事件抽取方法3个方面对事件抽取方法进行了对比分析;最后,介绍了事件抽取的典型应用场景,并根据事件抽取的发展现状,对未来事件抽取前沿发展进行了展望。

**关键词:** 事件抽取;论元;触发词;要素抽取;时序抽取;预训练

**中图分类号** TP391

## Survey on Event Extraction Methods: Comparative Analysis of Deep Learning and Pre-training

WANG Jiabin, LUO Junren, ZHOU Yanzhong, WANG Chao and ZHANG Wanpeng

College of Intelligence Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China

**Abstract** Event extraction is born along with the development of information technology. As people's demand for extracting useful information from a wide variety of daily information is increasing, the research and development of event extraction has attracted more and more attention. This paper first introduces the development process of event extraction, clarifies the development context of event extraction, and then introduces two paradigms of event extraction and a comparative analysis of pipeline and federated extraction paradigms is presented. Secondly, according to the level of event extraction, the development of event extraction in recent years is described from sentence level event extraction and text level event extraction. Then, the event extraction methods are compared and analyzed from three aspects: traditional event extraction methods, deep learning based event extraction methods, and Pre-training model-based event extraction methods. Finally, some typical application scenarios of event extraction are introduced, and the future development of event extraction topics is prospected according to the development status of event extraction.

**Keywords** Event extraction, Argument, Trigger word, Entity extraction, Temporal extraction, Pre-training

随着互联网进入 Web 3.0 时代,大量典型、热点事件很快就能引爆全网络,各类事件信息呈现出过载现象。如何从大量非结构化文本中抽取决策者感兴趣的事件类型、事件要素、事件因果和时序关系,构建时序事理图谱,辅助社会安全治理、战略形势研判、冲突威胁预警,是当前人工智能领域信息融合处理的前沿课题。

事件抽取(Event Extraction)是由信息抽取发展而来的,是信息抽取中实体识别、指代消解、关系抽取和事件抽取的一部分。20世纪60年代,耶鲁大学的FRUMP项目<sup>[1]</sup>以及纽约大学的Linguistic String项目<sup>[2]</sup>等催生了信息抽取工作;80年代,消息理解系列会议(Message Understanding Conference, MUC)<sup>[3]</sup>的召开推动了事件抽取的发展;到了90年代,另一个由美国国家标准技术研究所主导的自动内容抽取会议(Automatic Content Extraction, ACE)举行。作为MUC会议的延伸,ACE将事件抽取的研究推向了繁荣。ACE会议将

事件定义为:发生在某个特定时间点或时间段,某个特定地域范围内,由一个或者多个角色参与的一个或者多个动作组成的事情或者状态的改变<sup>[4]</sup>。而事件抽取就是从含有事件信息的非结构化文本中抽取事件并以结构化的形式展现出来<sup>[5]</sup>。现在的信息社会,每天都会产生海量的信息,事件抽取可以帮助我们将事件从纷繁复杂的信息中抽取出来,对于构建知识图谱<sup>[6]</sup>和事件检索<sup>[7]</sup>等任务发挥了重要作用。

事件抽取一直是信息处理领域的核心课题。Ma等<sup>[8]</sup>主要从事件抽取的评价方法、数据集以及事件表示等几个方面进行了总结;Zhu等<sup>[9]</sup>主要对事件抽取的方法和数据进行了汇总;Li等<sup>[10]</sup>从回顾事件抽取的先进方法开始,为基于深度学习模型的通用领域事件抽取引入了一种新的分类方式,较全面地总结了各种基于深度学习的事件抽取模型。本文以事件抽取为关键词,从知网、SCI/EI论文数据库中检索近年来的相关文献,并对其进行对比分析。首先,对事件抽取进行了

概述,对事件抽取的范式和层级进行了概括总结;其次,对近年来的抽取方法进行了对比分析,突出论述了基于预训练

模型的事件抽取方法;最后,探索了典型应用场景,展望了未来研究方向。所提模型框架如图 1 所示。

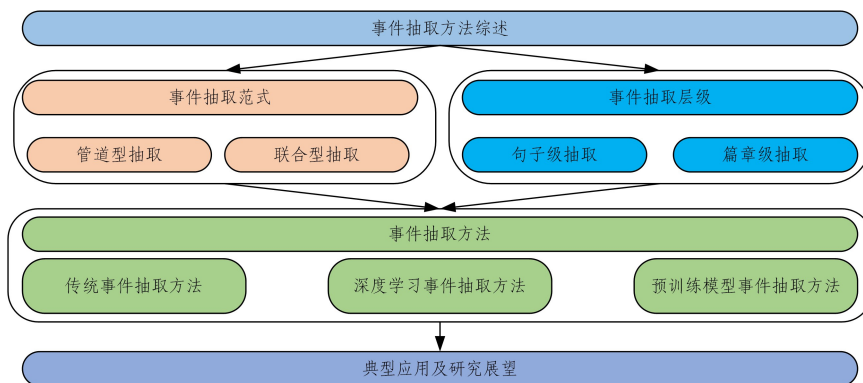


图 1 事件抽取的整体架构

Fig. 1 Overall framework structure of event extraction

## 1 事件抽取

### 1.1 事件抽取简介

事件抽取结构一般是由事件类型、事件元素、元素角色和事件触发词构成。

事件类型是对事件进行分类和归类的方式。ACE2005 确定了 8 种事件类型和 33 种子类型<sup>[11]</sup>。在事件抽取中,大多数采用 33 种事件类型。事件识别是基于词的 34 类(33 类事件类型+None)多元分类任务;角色分类是基于词对的 36 类(35 类角色类型+None)多元分类任务。

事件元素是指参与一个具体事件的元素提及,包括概念、实体、值、时间等。值是一种非实体的事件参与者,例如工作岗位。

元素角色是指元素与其参与事件的关系。ACE2005 确定共有 35 类角色,如攻击者、受害者等。

触发词是指最清晰准确表达事件类型的词语,通常是动词或名词。

### 1.2 事件抽取的范式

事件抽取包含 4 个子任务,分别是触发词识别、事件类型分类、论元识别和论元角色分类。基于这 4 个子任务,早期的事件抽取采用串行式的管道型抽取范式;随着机器学习技术的发展,逐渐发展出了并行的联合型抽取范式。管道型抽取和联合型抽取示意图如图 2 所示。

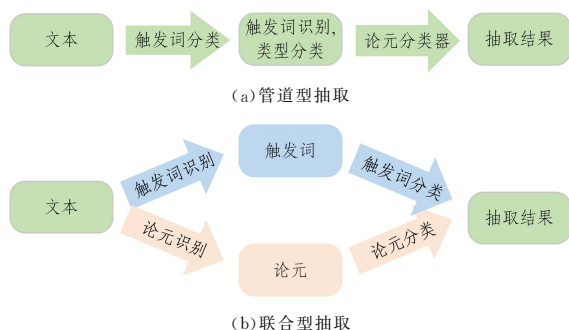


图 2 管道型抽取和联合型抽取

Fig. 2 Pipeline extraction and joint extraction

#### 1.2.1 管道型抽取

将事件抽取的子任务看成单独的分类问题,在不同的

阶段分别设置不同的分类器。常用的分类器类型有:根据触发词的事件类型分类器、基于单词的轮元分类器、基于轮元的角色分类器等。根据不同的场景,将这些分类器串联起来进行事件抽取,其中比较典型的是 Chen 等<sup>[12]</sup>设计的动态多池化卷积神经网络(Dynamic Multi-Pooling Convolutional Neural Network, DMCNN)模型。该模型将事件抽取分为两部分,首先通过动态多池化卷积神经网络学习句子语义特征,对句子的每个词进行分类来识别触发词,对于识别出来的触发词,在第二阶段应用类似的 DMCNN 识别论元。Du 等<sup>[13]</sup>也是采用管道型抽取范式,将事件抽取任务转换为机器阅读理解,采用双 BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)<sup>[14]</sup>模型,将第一个 BERT 模型用于对触发词的检测进行类型分类,而第二个 BERT 模型用于根据检测到的触发词类型设计回答问题,然后根据对论元角色进行识别抽取。这也有一个好处,即不需要使用标注好的训练集进行训练。Yang 等<sup>[15]</sup>设计基于预训练语言模型的(Pre-trained Language Model based Event Extractor, PLMEE)模型,该模型也将事件抽取分成两阶段任务,包含触发词提取和参数提取,参数提取依靠触发词提取的结果进行推理。从上述例子可以看出,管道型抽取范式后一个阶段的抽取结果依靠前一阶段触发词的抽取结果,如果触发词抽取错误,很容易将错误后传,产生级联,扩大结果错误。因此,后来发展出了联合型抽取范式。

#### 1.2.2 联合型抽取

将论元的抽取与触发词的抽取结果分割开,第一阶段将根据实体和候选触发词来识别出触发词和论元,第二阶段将根据触发词和论元分别进行分类。2013 年, Li 等<sup>[16]</sup>率先提出了具有丰富局部和全局特征的结构化预测联合架构,该框架同时提取触发器和参数,从而可以相互改进局部预测;新的联合事件提取算法同时预测触发器和参数,并使用结构化感知器<sup>[17]</sup>来训练联合模型,以柱搜索策略搜索得到最优结果。联合模型对于事件抽取任务的提升较为明显。论文显示,该模型优于当时最先进的句子级事件提取模型。2016 年, Nguyen 等<sup>[18]</sup>基于循环神经网络提出了在具有双向递归神经网络的联合框架中进行事件抽取。该框架引入内存矩阵,捕获参数角色和触发器子类型之间的依赖关系,使得在 ACE2005 数据

集上产生最先进的性能。联合型抽取范式虽然克服了触发词错误对论元抽取的影响,但忽视了对触发词信息的使用,且其并不能避免事件类型预测错误对抽取结果的影响。

### 1.3 事件抽取的层级

#### 1.3.1 句子级抽取

在事件抽取的方法中,一直以句子级事件抽取的研究为主。近年来的句子级事件抽取研究几乎全部采用了深度学习的方法,这也得力于深度学习模型能够学习到句法和句子词义等更深的句子特征。Wang 等<sup>[19]</sup>为了解决卷积神经网络只能考虑卷积窗口内的局部信息而忽略了词语的上下文联系,以及循环神经网络存在梯度消失和短期记忆,且其变体门控循环单元无法得到每个词语的特征的问题,采用了基于自注意力机制与卷积双向门控循环单元模型来进行事件检测。通过卷积操作提取不同粒度的词汇级特征,双向门控循环单元提取句子级特征,自注意力机制考虑全局信息,并将提取的词汇级特征和句子级特征拼接作为联合特征,通过 Softmax 分类器<sup>[20]</sup>进行候选词分类,从而完成事件检测任务。Ren 等<sup>[21]</sup>通过 BERT 预训练模型来进行词向量的嵌入,并利用其双向训练的 Transformer 机制<sup>[22]</sup>来提取序列的状态特征;使用不同尺度的卷积核在多个卷积通道中进行卷积训练,提取不同的语义信息,最后将 BIO 机制融入条件随机场<sup>[23]</sup>来对序列进行标注,实现事件的检测。Wang 等<sup>[24]</sup>则利用 Prompt 标签语义作为提示,基于预训练模型达到事件抽取效果,在 Prompt 模式中,下游任务被重新调整成类似预训练任务的形式。通过设计不同的 Prompt 可以预测不同类型的信息,包括但不限于实体、关系和事件等抽取任务的需求。Sheng 等<sup>[25]</sup>用 BERT 作为词向量嵌入,利用 BiLSTM 学习上下文信息,用 GAT 模型加权节点的信息来进行时间检测,提出了一个基于预训练语言模型的联合事件抽取模型(Pre-training Language Graph Event Extraction, PLGEE)。Cheng 等<sup>[26]</sup>针对一词多义以及词与触发词不匹配的情况,提出了一种基于双重注意力的无触发词事件检测方法;将事件检测任务转化成二分类任务,并使用焦点损失函数解决转化后的样本不均衡与梯度消失问题。Li 等<sup>[27]</sup>则设计了事件抽取任务转化框架,将复杂的事件抽取任务巧妙地转化为相对简单的关系抽取任务。Zhao 等<sup>[28]</sup>为了解决事件抽取任务中词的模型受到分词影响存在错误的问题,提出了一种基于跨度回归的触发词抽取方法,使用 Transformer 双向编码的预训练语言模型获取句子的特征表示,生成触发词候选跨度;然后用一个分类器过滤低置信度的候选跨度,通过回归调整候选跨度的边界来准确定位触发词;最后对调整后的候选跨度进行分类,得到抽取结果。Yang 等<sup>[29]</sup>把句子的依存句法信息融入初始化向量模型中,使初始向量中包含事件结构性语法特征;之后将初始向量依次传入卷积神经网络(CNN)和 BiGRU-E-attention 中,捕获了多维度事件语义特征后进行事件触发词的抽取。Cheng 等<sup>[30]</sup>基于标签注意机制,将事件检测建模为不依赖于事件触发器的文本多标签分类任务来重新检查,将事件分类的 F1 分数增加到 95.8%。相对来说,针对句子级的事件抽取研究比较完善,事件抽取正确率已经能够达到甚至超过人类的水平。

#### 1.3.2 篇章级抽取

近年来,针对篇章级事件抽取的研究速度也在加快。伴随着预训练语言模型的不开发,新的篇章级事件抽取方法不断涌现。Xu 等<sup>[31]</sup>通过 TextRank 算法<sup>[32]</sup>提取整篇新闻的主旨句,使用 Stanford Parser 工具处理语料,获取词性标注、依存句法解析等信息,运用词向量训练工具对事件文本进行词向量的学习,将得到的词向量结合词性标记向量输入到 BiLSTM 网络中强化特征,把得到的依存句法树引入图注意力网络中进行特征学习,用以对新闻事件分类。Chen 等<sup>[33]</sup>为了使用论元角色的先验知识,基于 BERT 阅读理解框架,将论元抽取视为完型填空式的机器阅读理解。Zhu 等<sup>[34]</sup>针对以往事件抽取未充分利用句法关系及论元角色缺失的情况,提出了基于双重注意力机制的事件抽取(Event Extraction Based on Dual Attention Mechanism, EEDAM)方法。Gao 等<sup>[35]</sup>则使用基于长短期记忆网络——条件随机场的序列标注模型进行句子级事件抽取;然后构造全局语义匹配方法进行事件共指判断,融合句子级事件信息完成篇章级事件信息的抽取。Liu 等<sup>[36]</sup>使用以词向量作为输入特征、用 BiLSTM 网络来捕捉句子内序列的特征、用 CNN 网络捕捉句子间的特征的模型来抽取新闻事件,并使用深度神经网络方式和 Softmax 等方式实现部分确定事件的预测。Yan 等<sup>[37]</sup>提出了一种基于双向长短期记忆模型(LSTM)的端到端的中文紧急事件提取模型 EmergEventMine,使用异构深度联合模型同步执行触发词识别和事件抽取,并将 FreeAT 对抗训练集成到联合模型中,减轻小训练数据集引起的模型过度拟合问题。Yang 等<sup>[38]</sup>同样基于机器阅读理解(Machine Reading Comprehension, MRC)框架,构建了用于文档级事件提取的多轮多粒度阅读器(Multi-Turn and Multi-Granularity Reader, MMR)。Zhang 等<sup>[39]</sup>提出了基于多粒度异构图的事件提取模型(Multi-granularity Heterogeneous Graph-based Event Extraction, MHGEE),通过 R-GCN 捕获节点之间的交互,加强语义和区分触发器的歧义,使用异构神经网络聚合相关信息,捕获事件之间的相互依赖关系,进而实现篇章级事件抽取。Sun 等<sup>[40]</sup>提出了另一种事件提取模型 Seq2EG,它将事件提取制定为事件图解析问题,然后利用预训练的序列到序列(seq2seq)模型将输入句子转换为准确的事件图,无需触发词。基于生成事件图解析公式,Seq2EG 可以显式建模多个事件相关性和参数共享,并结合一些图结构特征和事件类型及参数角色标签传达的丰富语义信息。

由于篇章级事件文本信息复杂度高,论元可能分散在不同的句段中,甚至论元信息杂糅在一起,因此对其进行事件抽取较为困难,但各种方法在不断地涌现。

## 2 事件抽取方法对比分析

事件抽取从传统的基于模式匹配方法开始,随着数据、算力、算法相关技术的发展,逐渐出现了机器学习、深度学习,以及基于预训练语言模型的方法。相关典型事件抽取方法的优缺点对比如表 1 所列。

表1 典型事件抽取方法的对比

Table 1 Comparison of typical event extraction methods

类别	方法	典型模型框架示例	优点	缺点	
传统抽取方法	基于模版匹配的事件抽取方法	AutoSlog <sup>[41]</sup>	自动构建特定领域的概念词典进行中文信息抽取,相比手动构建有了质的提高	依赖于文本和目标信息的训练语料库	
		PALKA 系统	将输入文本中的短语与短语模式中的元素进行匹配,激活 FP 结构 <sup>[42]</sup> ,使用激活的含义框架提取相关信息	只能获取面向动词的从句的模式,提取模式结构单一的模式	
		模式扩展系统	模式扩展技术导入从外部语料库中提取的频繁模式,以提高事件检测性能	提高了当时事件检测能力,但并未运用到事件抽取上	
	基于机器学习的事件抽取方法	马尔科夫模型	使用马尔科夫模型构建问答对	偶尔会将不良预测插入到其他正确处理的段中,缺乏顺序依赖关系的表示	
		最大熵模型	使用最大熵模型构建分类器	为了使输出模板被认为是正确的,模板的所有槽都必须手动注释的模板中匹配关键模板	
基于深度学习的抽取方法	卷积神经网络	SVM 方法框架	使用聚类技术 (CLUTO 工具包) 将语料库划分为不同的内聚子类型,使用支持向量机 (SVM) 作为触发词等分类器分类	可以通过简单的文本和基于单词的特征来处理识别简单的事件,对事件的语义识别能力较弱	
		DMCNN	使用了动态多池化卷积神经网络提取句子更深层次的语义和结构特征	对文章的上下文信息特征提取不足	
	循环神经网络	S-CNNs	使用 S-CNNs 网络自动提取全局结构化特征,通过 RNNs 同时预测触发器和自变量,并使用波束搜索来寻找输入句子的最佳配置	虽然能够提取全句的结构化特征,但是对于词义等特征并不能很好地理解	
		dbRNN	利用双向 LSTM 网络提取词特征,将词间的依赖设置为向量桥,加强模型对句意的理解,以此来改善事件抽取效果	将提高重点放置在词特征提取上,对全句的句意特征关注较少	
		LSTM	使用 LSTM 来获取文档的序列信息	对于英文提取效果较好,中文效果一般	
	图卷积神经网络	EEGCN	将句法依赖和标签依赖集成到图神经网络中进行事件抽取	引入依赖标签,需要对依赖标签另外建模	
		TBGCN	通过 Transformer 网络迁移学习获得通用领域语义编码特征,通过 Bi-GRU 解码特定领域语义特征;最后,使用 CRF 算法实现抽取事件的识别	在领域事件抽取识别上表现一般	
	基于预训练语言模型的抽取方法	注意力机制	PLMEE	基于两个预训练语言模型 bert 分别来提取文本特征和生成事件要素,实现事件提取	语义可能会因重写一些附加标记而有很大差异,导致角色偏离
			CNN-BiGRU	通过预训练语言模型获得的词向量表示与词性向量和位置向量相结合,分别输入到卷积神经网络和双向门控循环单元 (BiGRU) 中,获得句子的局部和全局特征表示,使用注意力机制整合特征表示	只用于生物医学事件的提取,在特定领域表现较好,并未泛化使用
		下游任务微调	EDTD	使用两次预训练 BERT 模型,分别获得不同等级拼接句的特征	需要分别对问句和文章段落、问句和答案语句进行拼接
DLEMC			使用 BERT 对文档进行编码,通过端到端方式进行联合学习	对于拥有相似元素特征的事件分类效果较差	
架构改进		EABERT	将事件注释合并到模型输入中来将额外的事件知识注入到模型中,使用双边分支 BERT 网络来训练事件类型分类器	依赖于事件注释,需要进行编写	
		MABERT	基于掩码注意的转换器,用两个掩码矩阵增强替换 BERT 中的原始转换器的中文事件提取	模型参数多、计算效率稍差、收敛速度较慢	

## 2.1 传统事件抽取方法

### 2.1.1 基于模式匹配的方法

早期的事件抽取都是基于模版匹配的方法,专家提前运用专家知识来编写事件抽取模版,然后根据模版进行模式匹配。1993年,Riloff等<sup>[41]</sup>构建了 AutoSlog 系统,该系统能够自动构建特定领域的概念词典,然后进行文本中信息的抽取。1995年,Kim等<sup>[43]</sup>提出了自动语言知识获取 (Parallel Automatic Linguistic Knowledge Acquisition, PALKA) 系统,该系统从一组特定领域的训练文本及其期望的输出中获取语言模式,即从文本中获取短语模式(句法信息),并且从模板中获取到框架的映射(语义信息),进而将其用于构建抽取模版。2005年,Jiang等<sup>[44]</sup>采用编写的特例模版来泛化模式库,实现对事件的抽取。2015年,Cao等<sup>[45]</sup>使用模式扩展技术导入从外部语料库中提取的频繁模式,以提高事件检测的有效性。对比最先进系统,具有扩展模式的系统可以达到 70.4% (绝对改进为 1.6%) 的 F 度量值。

但是总的来说,基于模式匹配的方法抽取的效果比较依赖于专家知识,泛化能力较差,并且对语义的理解停留在句法层面,这就催生了机器学习的事件抽取方法。

### 2.1.2 基于机器学习的方法

机器学习的事件抽取方法本质上就是将事件抽取转化为分类问题,然后运用最大熵模型<sup>[46]</sup>、隐马尔可夫模型<sup>[47]</sup>、条件随机场模型和支持向量机模型<sup>[48]</sup>等机器学习方法,根据分类特征构建分类器进行事件类型和论元的分类。2000年,McCallum等<sup>[49]</sup>使用最大熵马尔可夫模型在常见问题 (Frequently Asked Questions, FAQ) 列表中提取问答对。2002年,Chieu等<sup>[50]</sup>使用最大熵模型构建分类器,实现了对半结构化和自由文本的信息提取,并达到了更高的精度。2006年,Ahn等<sup>[5]</sup>将提取事件的任务分解为一系列分类子任务,每个子任务都由机器学习分类器处理,并对子任务设置分别采用最大熵分类与最临近分类对比实验;同年,Bethard等<sup>[51]</sup>使用形态句法特征,基于 SVM 的方法,实现了识别准确率达到 82%、召回率达到 71% 的事件识别任务系统。基于 SVM 的事件检测架构如图 3 所示。

2010年,Llorens等<sup>[52]</sup>开发出了使用各种形态句法特征加上语义角色特征的条件随机场的方法进行 TimeM L<sup>[53]</sup> 事件识别和分类,与当时最先进的系统效果相当;2011年,Hong等<sup>[54]</sup>使用支持向量机、聚类等方法,利用跨实体推理将

实体类型一致性视为预测事件提及的关键特征进行事件提取,改进传统的句子级事件提取系统;2016年, Yang等<sup>[55]</sup>使用词性标签、预训练词嵌入方法等,开发概率模型来学习每个

单独事件提及的依赖结构,该模型对所有事件触发器、事件语义角色和整个文档中的实体进行联合推理,进而实现文档中事件和实体的自动提取。

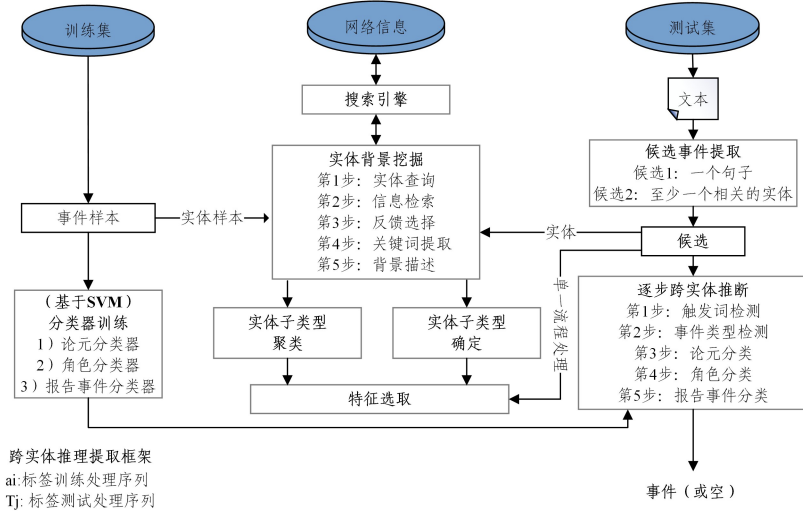


图3 基于SVM的事件检测框架

Fig. 3 SVM-based event detection framework

上述方法虽然对事件提取的准确率有了明显的提高,但抽取效果还要依靠模型的训练,即依靠大规模的标注质量好的数据。

2.2 深度学习事件抽取方法

传统的事件抽取方法对深度特征的学习较为困难,这使得依赖于复杂语义关系的事件抽取任务难以改进。近年来,神经网络的发展,以及CNN、循环神经网络(RNN)、图卷积(GNN)神经网络、注意力机制的兴起,为事件抽取提供了全新的方法。

2.2.1 卷积神经网络方法

2015年Chen等<sup>[12]</sup>设计的DMCNN就是利用了两个动态多池化卷积神经网络学习句子更深层次的特征,实现对事件的抽取,相关架构如图4所示。2016年,Zhang等<sup>[56]</sup>提出了跳窗卷积神经网络(Skip-window Convolution Neural Networks, S-CNNs)自动提取全局结构化特征,通过RNNs同时预测触发器和自变量,并使用波束搜索来寻找输入句子的最佳配置,将触发器识别任务的最佳F1值提高了1.3%。

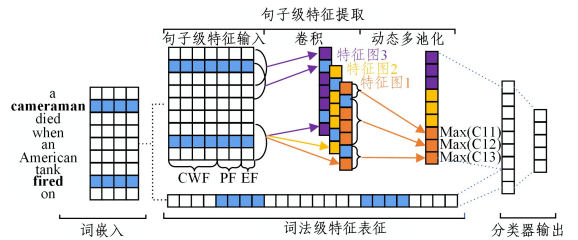


图4 DMCNN框架

Fig. 4 DMCNN framework

2.2.2 循环神经网络方法

2022年,Sha等<sup>[57]</sup>依赖桥对循环神经网络的增强,构建了桥循环神经网络(Dependency Bridge Recurrent Neural Network, dbRNN)来进行事件提取,也取得了具有竞争力的结果。dbRNN架构如图5所示。Feng等<sup>[58]</sup>使用LSTM来获取文档的序列信息,并用于识别;然后利用卷积神经网络获取文档中的短语片段信息;将这两种信息结合起来,最终识别出触发词。

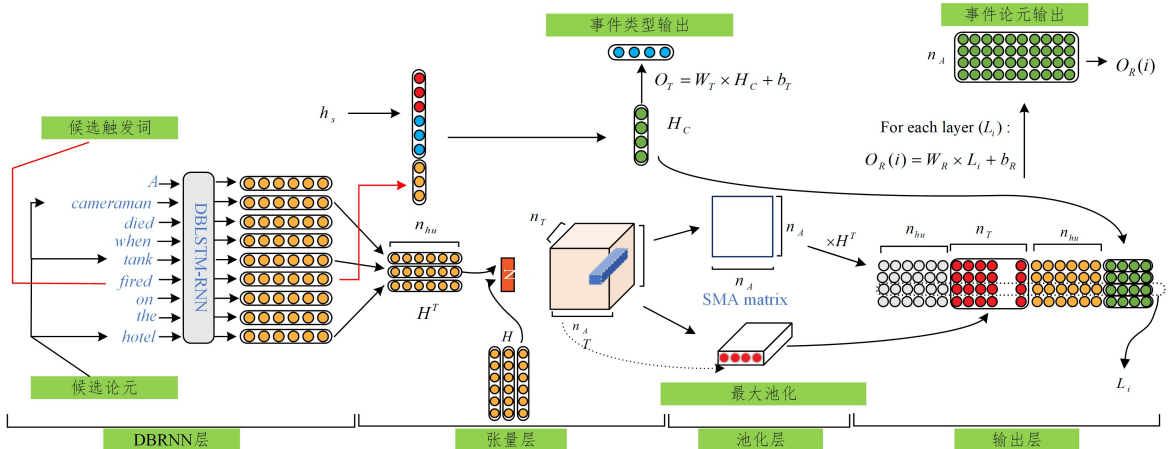


图5 dbRNN框架

Fig. 5 dbRNN framework

2.2.3 图卷积神经网络方法

2020年,Cui等<sup>[59]</sup>将句法依赖和标签依赖集成到图神经网络中来进行事件检测,形成边缘增强的图卷积网络架构(Edge Enhanced Graph Convolution Networks,EEGCN),相关框架如图6所示。Nguyen等<sup>[60]</sup>研究了一个基于依赖树的

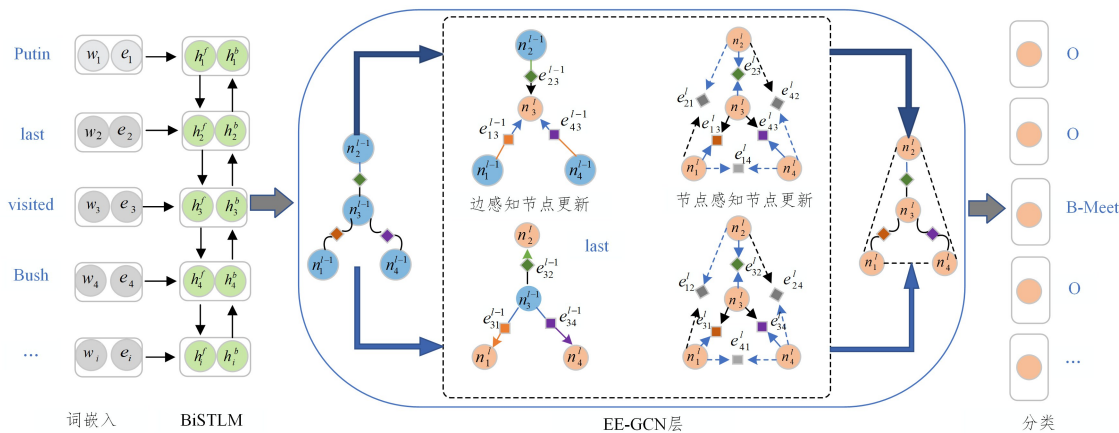


图6 EEGCN网络

Fig.6 EEGCN network

卷积神经网络来执行事件检测,并提出了一种新的池化方法,该方法依赖于实体提及来聚合卷积向量。其对当前单词和句子中提到的实体的基于图的卷积向量进行池化,并聚合卷积向量以生成用于事件类型预测的单个向量表示。该模型在广泛使用的数据集上取得了最先进的性能。

2.2.4 注意力机制方法

随着注意力机制和预训练语言模型的发展,Liu等<sup>[61]</sup>引入句法快捷弧来增强信息流和基于注意力的图卷积网络对图信息进行建模,从而联合提取多个事件触发器和参数。Ma等<sup>[62]</sup>针对特定领域事件抽取时标注文本不足的问题,设计了基于Transformer、双向门控循环单元(Bi-GRU)神经网络和条件随机场(CRF)的领域事件联合抽取识别框架Transformer-Bi-GRU-CRF-Union(TBGCU)来提高事件抽取准确率,相关架构如图7所示。

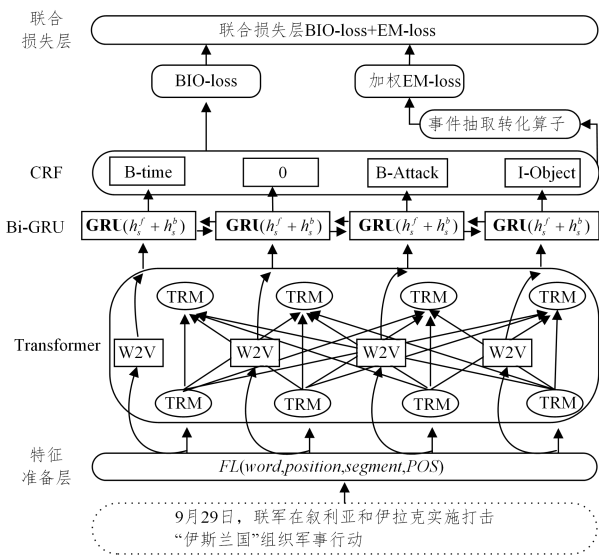


图7 TBGCU框架

Fig.7 TBGCU framework

总的来说,深度学习的发展大大加强了事件抽取模型对句子句法和词语语义的理解能力,能够进行更深层特征的学习,是现今事件抽取的主流方法。

2.3 预训练模型事件抽取方法

自预训练语言模型发布以来,由于其在词义理解、词向量

构建和句法理解等方面的优势,基于预训练语言模型的事件抽取方法也得到了快速发展。

2.3.1 预训练模型嵌入提取

Shen等<sup>[63]</sup>设计出了一种基于CNN-BiGRU和注意力机制的联合事件提取方法,通过预训练语言模型获得的词向量表示与词性向量和位置向量相结合,分别输入到RNN和BiGRU中,获得句子的局部和全局特征表示;然后使用注意力机制整合这两个特征表示并共同处理这两个子任务,有效地提取到了生物医学事件。Tian等<sup>[64]</sup>使用两个BERT预训练模型,第一个BERT模型将任务相关篇章信息融入编码中;第二个BERT使用第一阶段得到的文本特征向量,基于交叉注意力网络实现事件抽取。Zhang等<sup>[65]</sup>提出了一种基于多粒度实体异构图的篇章级事件抽取方法,采用Transformer和RoBERTa两个独立的编码器进行句子级和段落级实体抽取;使用多粒度实体选择策略,选择更可能是论元的实体,构造融入多粒度实体的异构图;Hu等<sup>[66]</sup>针对图神经网络的事件抽取模型无法很好地解决长距离依赖和图的构造中没有考虑实体间关系的问题,使用预训练模型RoBERTa对文档进行编码,使用图神经网络加强文档和与实体信息之间的联系,应用图卷积网络捕获交互信息,得到实体级图,利用改进的路径推理机制完成金融领域事件的抽取工作。Zhang等<sup>[67]</sup>采用预训练语言模型BERT对文档进行编码,使其以端到端的方式进行联合学习,实现金融领域的事件抽取。

2.3.2 预训练模型下游任务微调

Liu等<sup>[68]</sup>针对以往机器阅读理解事件抽取模型局限于单轮问答、问答对之间缺少依赖关系、未充分利用句子中的实体信息等不足,基于预训练语言模型BERT设计了会话式机器阅读理解框架用于事件抽取。He等<sup>[69]</sup>为解决阅读理解事件抽取方法没有充分利用先验信息和问答层次相关性的缺点,提出了基于预训练语言模型BERT的多轮问答框架,通过构建多轮抽取问题框架,有效地利用参数元素之间的层次依赖

关系;问答框架填充历史答案信息编码槽后集成到多轮问答过程中,以帮助推理;并将 FreeAT 对抗训练集成到联合模型中,减轻小训练数据集引起的模型过度拟合问题。Xi 等<sup>[70]</sup>设计了一个基于 BERT 并依赖于事件注释的事件抽取框架(Event Annotation Bidirectional Encoder Representations From Transformers, EABERT),通过将事件注释合并到模型

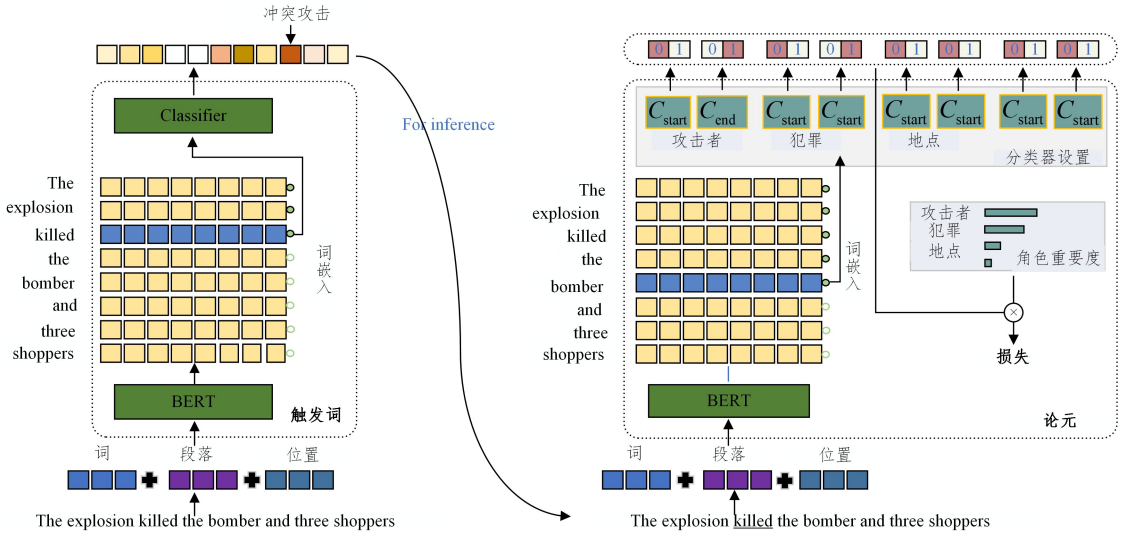


图 8 PLMEE 网络

Fig. 8 PLMEE framework

### 2.3.3 预训练模型架构改进

Ding 等<sup>[71]</sup>针对 BERT 用于中文事件提取时涉及到的没有自然分隔符的语言中的触发词不匹配问题,以及句子包含多个事件时固有的多角色噪声限制方法性能问题,设计了基于掩码注意的转换器(Mask-Attention-based BERT, MABERT, BERT)框架,用两个掩码增强矩阵替换 BERT 中的原始转换器进行中文事件提取。

预训练模型由于在词编码向量、语义理解和词义理解等方面表现良好,因此受到越来越多的关注。结合 RNN 和 LSTM 等神经网络模型构造事件抽取模型,在未来将成为主流。

### 2.4 事件抽取评测分析

一般采用精度(P)、召回率(R)和 F1 这 3 个指标来评测事件抽取模型的性能,具体计算式如式(1)~式(3)所示:

$$P = TP / (TP + FP) \quad (1)$$

$$R = TP / (TP + FN) \quad (2)$$

$$F1 = 2 * P * R / (P + R) \quad (3)$$

其中,TP 表示正类判定为正类的量,TN 表示负类判定为负类的量,FP 表示把负类判定为正类即“存伪”的量,FN 表示把正类判定为负类即“去真”的量。

经典的评测语料库有 ACE 事件语料库<sup>[11]</sup>和 RichERE<sup>[72]</sup>等。典型事件抽取模型在 ACE2005 数据集上的评测效果如表 2 所列。表 2 中前 4 个使用深度学习方法,后 4 个使用预训练语言模型方法。对比各事件抽取模型的效果,采用预训练语言模型方法的效果总体上稍好于未采用预训练语言模型方法的效果,并且在 3 个评测指标上也表现得更为均衡,表明了预训练语言模型在事件抽取中对词义和句义的理解有着更大的优势,在上下文感知方面也更灵敏。

输入中来将额外的事件知识注入到模型中,使用双边分支 BERT 网络来训练事件类型分类器,在 ACE2005 数据集上获得了良好的效果。Yang 等<sup>[15]</sup>基于 Transformer 的特征表示,结合 BERT 的自生成方法构造抽取模型(Pre-trained Language Model based Event Extractor, PLMEE),实现了更优秀的事件抽取能力。相关架构如图 8 所示。

表 2 典型事件抽取模型评测

Table 2 Review of typical event extraction models

典型模型	P	R	F1
DMCNN <sup>[12]</sup>	75.60	63.60	69.10
S-CNNs <sup>[56]</sup>	74.10	64.80	69.10
dbRNN <sup>[57]</sup>	74.10	69.80	71.90
EEGCN <sup>[59]</sup>	76.70	78.60	77.60
PLMEE <sup>[15]</sup>	81.00	80.40	80.70
EDTD <sup>[64]</sup>	68.44	78.53	73.13
EABERT <sup>[70]</sup>	75.40	80.10	77.70
MABERT <sup>[71]</sup>	70.78	72.43	71.59

但是最近的一些研究<sup>[73]</sup>也指出,由于在事件抽取评估过程中存在各种陷阱和问题,以前工作中报告的分值可能无法反映实际应用中的真实性能。为了解决这个问题,Huang 等<sup>[74]</sup>提供了一个公平、标准、可重复的测试平台 TEXTEE,并对最新的一些模型进行了评测。对比发现,现有的触发词 F1 值评分标准并不能准确地评估预测论元的质量,并提出增加另外两个评估分数 Arg-I+ 和 ArgC+ 更为合理,这为事件抽取模型的评估给出了更为公平的标准。

## 3 典型应用探索及研究展望

### 3.1 典型应用探索

#### 3.1.1 社会经济领域事件分析

在经济金融方向,事件抽取可以为金融机构及时提取金融事件,帮助金融分析师开展与金融相关的研究<sup>[7]</sup>。在暴力预测和灾害检测方面,事件抽取帮助政策制定者从新闻信息中抽取暴恐线索和灾害数据用于暴力冲突和自然灾害的预测等<sup>[75]</sup>。在公共管理领域,事件抽取可以运用在政府的管理上,比如基于位置的和上下文感知的服务帮助通勤者避免

拥堵,并使交通机构能够更好地理解、预测和管理交通流量等<sup>[76]</sup>。在医药研究方面,事件抽取帮助科学家从科学文本中自动提取生物分子事件等<sup>[77]</sup>。在智能问答系统<sup>[78]</sup>和机器翻译<sup>[79]</sup>等方向,事件抽取同样也发挥着基础性的作用。

### 3.1.2 国防安全与冲突事件分析

在军事方向,用于构建高层信息融合的态势感知的事件抽取在军事决策系统中发挥着关键作用<sup>[80]</sup>;情报工作中,事件抽取可以帮助决策系统从海量的信息中提取情报信息,有助于情报分析<sup>[81]</sup>。当前国际社会领域围绕国防安全与冲突事件分析,构建了多个典型数据集,相关数据集情况描述如表3所列。不同的组织或者个人利用这些数据集进行不同方面的分析和发现,或者预测地区可能出现的冲突事件。

表3 常用事件预警数据集

Table 3 Common events datasets for early warning

名称	简要介绍
GDELT <sup>[82]</sup>	全球事件,语言音调数据库
ICEWS <sup>[83]</sup>	综合危机预警系统
ACLED <sup>[84]</sup>	武装冲突地点和事件数据库
GTD <sup>[85]</sup>	全球恐怖主义数据库
COPDAB <sup>[86]</sup>	冲突与和平数据库
UCDP <sup>[87]</sup>	乌普萨拉冲突数据库

## 3.2 研究展望

### 3.2.1 中文预训练语言模型

近年来,篇章级事件抽取大部分都是基于BERT模型进行的下游任务的微调训练和任务转化,或者是加入了GNN、RNN、双向LSTM或者图神经网络等来增强语义等信息,提高抽取效果。但目前测试的数据集均以英文为主,相比英文,中文具有语义结构复杂、单字符很难表示语义的特点,而基于中文训练的中文BERT或者现在国内的中文预训练语言模型<sup>[28]</sup>可以被用来进行中文事件抽取模型的研究。

### 3.2.2 篇章级事件抽取

深度学习以及预训练语言模型的发展为事件抽取能够使用更多更深层次的特征提供了可能,促使句子级事件抽取技术发展较为成熟。但是对于篇章级事件抽取,由于事件论元分散在整个文章中,并且篇章中同时有多个事件存在等,因此,事件抽取模型还存在较大的提升空间。在篇章级事件抽取方面,至今除了在金融和新闻领域<sup>[71]</sup>构建了效果相对较好的领域内篇章级事件抽取模型外,其余领域内篇章级事件抽取模型还有待设计。在开放域的篇章级事件抽取还有待于获得更丰富的特征来实现准确率的提高。

### 3.2.3 事件抽取新方法

预训练语言模型的训练参数达到数亿,对运算资源提出了更高的要求。基于BERT等预训练语言模型的研究将迁移学习运用到事件抽取中<sup>[88]</sup>,减少训练参数的同时提高事件抽取的准确率也是一个待研究的事项。在因果抽取<sup>[89]</sup>抽取上,所用抽取方法与事件抽取方法相似甚至一样,将更先进的事件抽取方法运用到因果关系抽取中也是一种不错的尝试。由于数据标注需要消耗大量的人力和物力,并且对于一些领域内的数据获取不一定能取得理想的结果,因此,低资源事件抽取也是新探索的方向<sup>[90]</sup>。Yang等<sup>[91]</sup>尝试了利用远程监督的方法来增强数据,Ferguson等<sup>[92]</sup>尝试了利用半监督的方法

增强数据。未来,低资源的事件抽取方法或将是一个焦点。

**结束语** 本文从事件抽取范式、事件抽取层次、事件抽取方法3个方面分别对事件抽取技术进行了对比分析,对每个方面的不同方向进行了具体的描述,并对每个方向的特征进行了对比分析。针对社会经济领域与国防安全领域,简要概述了事件抽取的典型应用,并对未来的发展方向进行了展望。总体上,事件抽取在句子级层面已经发展地较完善,但对开放域或篇章级事件抽取方法的研究还需进一步探索。

## 参考文献

- [1] DEJONG G. An overview of the FRUMP system[J]. Strategies for Natural Language Processing, 1982, 113: 149-176.
- [2] SAGER N. Natural language information processing, reading [M]. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1981.
- [3] GRISHMAN R, SUNDHEIM B M. Message understanding conference-6: A brief history[C]// Proceedings of the 16th Conference on Computational Linguistics-Volume 1. 1996: 466-471.
- [4] DODDINGTON G R, MITCHELL A, PRZYBOCKI M A, et al. The automatic content extraction(ace) program-tasks, data, and evaluation[C]// Proc. 4th Int. Conf. on Language Resources and Evaluation (LREC-2004). 2004: 837-840.
- [5] AHN D. The stages of event extraction[C]// Proceedings of the Workshop on Annotating and Reasoning about Time and Events. 2006: 1-8.
- [6] RUDNIK C, EHRHART T, FERRET O, et al. Searching news articles using an event knowledge graph leveraged by wikidata [C]// Companion Proceedings of the 2019 World Wide Web Conference. 2019: 1232-1239.
- [7] EIN-DOR L, GERA A, TOLEDO-RONEN O, et al. Financial event extraction using Wikipedia-based weak supervision [J]. arXiv:1911.10783, 2019.
- [8] MA C M, LI X H, LI Z, et al. A review of event extraction [J]. Computer Applications, 2022, 42(10): 2975-2989.
- [9] ZHU Y N, CAO Y, ZHONG J Y, et al. A review of event extraction techniques [J]. Computer Science, 2022, 49(12): 264-273.
- [10] LI Q, LI J, SHENG J, et al. A survey on deep learning event extraction: Approaches and applications [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2022, 35(5): 1-21.
- [11] LINGUISTIC DATA CONSORTIUM. ACE(Automatic Content Extraction) Chinese annotation guidelines for events [OL]. [2023-10-11]. <http://www.ldc.upenn.edu/Projects/ACE>, 2005.
- [12] CHEN Y, XU L, LIU K, 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. 2015: 167-176.
- [13] DU X, CARDIE C. Event extraction by answering (almost) natural questions [J]. arXiv:2004.13625, 2020.
- [14] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [J]. arXiv:1810.04805, 2018.

- [15] YANG S, FENG D, QIAO L, et al. Exploring Pre-trained Language Models for Event Extraction and Generation[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019;5284-5294.
- [16] LI Q, JI H, HUANG L. Joint event extraction via structured prediction with global features[C]// Proceedings of the 51st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2013;73-82.
- [17] COLLINS M. Discriminative training methods for hidden Markov models: Theory and experiments with perceptron algorithms [C]// Proceedings of the 2002 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP 2002), 2002;1-8.
- [18] 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, 2016;300-309.
- [19] WANG K, WANG M Y, LIU X, et al. Incorporating self-attention mechanism and CNN-BiGRU for event detection[J]. Journal of Xi'an Electronic Science and Technology University, 2022,49(5);181-188.
- [20] JOULIN A, CISSE M, GRANGIER D, et al. Efficient Softmax approximation for GPUs[C]// International Conference on Machine Learning. PMLR, 2017;1302-1310.
- [21] REN Y G, YAN G, HE X Y. Generalised fine-grained event detection by fusing multi-scale CNN and CRF [J/OL]. [http://kns.cnki.net.libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/21.1106.tp.20230216.1653.003.html](http://kns.cnki.net/libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/21.1106.tp.20230216.1653.003.html).
- [22] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, 2017; 6000-6010.
- [23] LAFFERTY J, MCCALLUM A, PEREIRA F C N. Conditional random fields; Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data [C]// International Conference on Machine Learning. Williamstown, 2001;282-289.
- [24] WANG Y Q, ZHOU Q S. A study on the application of Internet open source information extraction and intelligence analysis based on pre-trained language models-an example of conference activities such as "academic, lectures, and forums" [J/OL]. [http://kns.cnki.net.libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/11.1762.G3.20230905.1925.008.html](http://kns.cnki.net/libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/11.1762.G3.20230905.1925.008.html).
- [25] SHENG B. Research on event extraction model based on pre-training and GAT [D]. Wuhan; South Central University of Economics and Law, 2022.
- [26] CHENG Y, MAO Y C, WAN X, et al. Dual-attention based Chinese event detection without trigger words [J]. Computer Science, 2023,50(1);276-284.
- [27] LI J, HU R J, ZHANG K L, et al. A generic framework for event extraction based on task transformation [J/OL]. [http://kns.cnki.net.libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/11.2127.TP.20230818.0954.004.html](http://kns.cnki.net/libyc.nudt.edu.cn;80/kcms/detail/11.2127.TP.20230818.0954.004.html).
- [28] ZHAO Y H, CHEN Y P, HUANG R Z, et al. Chinese event trigger word extraction based on spanning regression [J]. Journal of Applied Science, 2023,41(1);95-106.
- [29] YANG H, ZHAO G, WANG X F. Event-triggered word extraction based on hybrid model [J]. Computer Engineering and Science, 2023,45(1);171-180.
- [30] CHENG Q, FU Y, HUANG J, et al. Event detection based on the label attention mechanism [J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2023;633-641.
- [31] XU Z L, ZHU R S, YU D H, et al. Joint extraction of unexpected hotspot events for graph attention networks [J]. Small Microcomputer Systems, 2023,44(5);902-909.
- [32] MIHALCEA R, TARAU P. TextRANK: Bringing order into text [C]// Proceedings of the 2004 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2004;404-411.
- [33] CHEN M, WU F, LI P F, et al. Chinese event theory meta-extraction based on reading comprehension framework [J]. Journal of Chinese Information, 2022,36(10);107-115.
- [34] ZHU M, MAO Y C, CHENG Y, et al. An event extraction method based on dual attention mechanism [J]. Journal of Software, 2023,34(7);3226-3240.
- [35] GAO B, HUANG F N, ZOU Q J, et al. A chapter-level event extraction method based on global semantic matching [J]. Computer Technology and Development, 2023,33(7);154-159.
- [36] LIU J W. Research on prediction model based on news event extraction [D]. Shanghai; Shanghai University of Finance and Economics, 2022.
- [37] YAN J, CHEN L, YU Y, et al. EmergEventMine; End-to-End Chinese Emergency Event Extraction Using a Deep Adversarial Network [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2022,11(6);345.
- [38] YANG H, CHEN Y, LIU K, et al. Multi-Turn and Multi-Granularity Reader for Document-Level Event Extraction [J]. ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing, 2022,22(2);1-16.
- [39] ZHANG M, FANG F, LI H, et al. MHGEE: Event Extraction via Multi-granularity Heterogeneous Graph [C]// International Conference on Computational Science. Cham; Springer International Publishing, 2022;473-487.
- [40] SUN H, ZHOU J, KONG L, et al. Seq2EG: a novel and effective event graph parsing approach for event extraction [J]. Knowledge and Information Systems, 2023(10);65.
- [41] RILOFF E. Automatically constructing a dictionary for information extraction tasks [C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 1993.
- [42] KIM J T, MOLDOVAN D I. Acquisition of semantic patterns for information extraction from corpora [C]// Proceedings of 9th IEEE Conference on Artificial Intelligence for Applications, IEEE, 1993;171-176.
- [43] KIM J T, MOLDOVAN D I. Acquisition of linguistic patterns for knowledge-based information extraction [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1995(5);713-724.
- [44] JIANG J F. Research on Information Extraction Pattern Acquisition of Free Text [D]. Beijing; Graduate School of Chinese

- Academy of Sciences (Institute of Computing Technology), 2004.
- [45] CAO K, LI X, FAN M, et al. Improving event detection with active learning[C]// Proceedings of the International Conference Recent Advances in Natural Language Processing. 2015:72-77.
- [46] GOODMAN J. Classes for fast maximum entropy training[C]// IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings. IEEE, 2001:561-564.
- [47] RABINER L R. A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1989, 77(2):257-286.
- [48] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20:273-297.
- [49] MCCALLUM A, FREITAG D, PEREIRA F C N. Maximum entropy Markov models for information extraction and segmentation[C]// International Conference on Machine Learning. 2000:591-598.
- [50] CHIEU H L, NG H T. A maximum entropy approach to information extraction from semi-structured and free text[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2002:786-791.
- [51] BETHARD S, MARTIN J H. Identification of event mentions and their semantic class[C]// Proceedings of the 2006 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2006:146-154.
- [52] LLORENS H, SAQUETE E, NAVARRO B. TimeML events recognition and classification: learning CRF models with semantic roles[C]// Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics (Coling 2010). 2010:725-733.
- [53] PUSTEJOVSKY J, CASTANO J M, INGRIA R, et al. TimeML: Robust specification of event and temporal expressions in text [J]. New Directions in Question Answering, 2003, 3:28-34.
- [54] HONG Y, ZHANG J, MA B, 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. 2011:1127-1136.
- [55] YANG B, MITCHELL T. Joint extraction of events and entities within a document context[J]. arXiv:1609.03632, 2016.
- [56] ZHANG Z, XU W, CHEN Q. Joint Event Extraction Based on Skip-Window Convolutional Neural Networks [C] // Natural Language Understanding and Intelligent Applications; 5th CCF Conference on Natural Language Processing and Chinese Computing (NLPPC). 2016:324-334.
- [57] SHA L, QIAN F, CHANG B, et al. Jointly extracting event triggers and arguments by dependency-bridge RNN and tensor-based argument interaction[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018:5916-5923.
- [58] FENG X, QIN B, LIU T. A language-independent neural network for event detection [J]. Science China Information Sciences, 2018, 61:1-12.
- [59] CUI S, YU B, LIU T, et al. Edge-enhanced graph convolution networks for event detection with syntactic relation [J]. arXiv: 2002.10757, 2020.
- [60] NGUYEN T, GRISHMAN R. Graph convolutional networks with argument-aware pooling for event detection[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018:5900-5907.
- [61] LIU X, LUO Z, HUANG H. Jointly multiple events extraction via attention-based graph information aggregation [J]. arXiv: 1809.09078, 2018.
- [62] MA J, HUANG Y, LIU W P. A joint extraction recognition method for domain events based on attention mechanism [J]. Command Information Systems and Technology, 2022, 13(1):90-98.
- [63] SHEN C, TAO J, LI P, et al. Joint Event Extraction Based on CNN-BiGRU and Attention Mechanism [C]// Asia Conference on Algorithms, Computing and Machine Learning (CACML). 2022:492-497.
- [64] TIAN S C. Research on Chinese Event Extraction Based on Q&A [D]. Suzhou: Soochow University, 2022.
- [65] ZHANG H, ZHANG G J. A chapter-level event extraction method based on multi-granularity entity heterogeneous graph [J]. Computer Science, 2023, 50(5):255-261.
- [66] HU J, HE W, ZENG Z F. Global graph neural network document-level Chinese financial event extraction based on RoBERTa [J]. Journal of Chinese Information, 2023, 37(2):107-118.
- [67] ZHANG H K, SONG H, XU B, et al. End-to-end Chinese chapter event extraction based on BERT [J]. Journal of Chinese Information, 2022, 36(10):97-106.
- [68] LIU L P, ZHOU X, CHENG J J, et al. An event extraction method based on conversational machine reading comprehension model [J]. Computer Science, 2023, 50(2):275-284.
- [69] HE L, ZHAO X, ZHAO L, et al. An Event Extraction Approach Based on a Multi-Round Q&A Framework [J]. Applied Sciences, 2023, 13(10):6308.
- [70] XI Q, REN Y, KOU L, et al. EABERT: An Event Annotation Enhanced BERT Framework for Event Extraction [J/OL]. <https://doi.org/10.1007/s11036-023-022203-w>.
- [71] DING L, CHEN X J, WEI J, et al. MABERT: Mask-Attention-Based BERT for Chinese Event Extraction [J]. ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing, 2023, 22(7):1-21.
- [72] SONG Z, BIES A, STRASSEL S, et al. From light to rich ere: annotation of entities, relations, and events [C]// Proceedings of the the 3rd Workshop on EVENTS: Definition, Detection, Coreference, and Representation. 2015:89-98.
- [73] PENG H, WANG X, YAO F, et al. OmniEvent: A comprehensive, fair, and easy-to-use toolkit for event understanding [J]. arXiv:2309.14258, 2023.
- [74] HUANG K H, HSU I, PAREKH T, et al. A Reevaluation of Event Extraction: Past, Present, and Future Challenges [J]. arXiv:2311.09562, 2023.
- [75] TANEV H, PISKORSKI J, ATKINSON M. Real-Time News Event Extraction for Global Crisis Monitoring [C]// Natural Language and Information Systems. 2008:207-218.
- [76] ADAM N R, SHAFIQ B, STAFFIN R. Spatial computing and

- social media in the context of disaster management[J]. IEEE Intelligent Systems, 2012, 27(6):90-96.
- [77] VANEGAS J A, MATOS S, GONZÁLEZ F, et al. An Overview of Biomolecular Event Extraction from Scientific Documents[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2015, 2015:1-19.
- [78] SOUZA COSTA T, GOTTSCHALK S, DEMIDOVA E. EventQA: A dataset for event-centric question answering over knowledge graphs[C]// Proceedings of the 29th ACM International Conference on Information & Knowledge Management. 2020: 3157-3164.
- [79] PAOLINI G, ATHIWARATKUN B, KRONE J, et al. Structured prediction as translation between augmented natural languages[J]. arXiv:2101.05779, 2021.
- [80] CHAI H, DU Y. A framework of situation awareness based on event extraction and correlation for military decision support [C]// 2012 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation. IEEE, 2012:192-196.
- [81] GAO H B. Military event extraction for encyclopaedic data [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021.
- [82] LEETARU K, SCHRODT P A. GDELT: Global data on events, location, and tone, 1979-2012 [C]// ISA Annual Convention. Citeseer, 2013:1-49.
- [83] WARD M D, BEGER A, CUTLER J, et al. Comparing GDELT and ICEWS event data[J]. Analysis, 2013, 21(1):267-297.
- [84] RALEIGH C, LINKE, HEGRE H, et al. Introducing ACLED: An armed conflict location and event dataset [J]. Journal of Peace Research, 2010, 47(5):651-660.
- [85] LAFREE G. The global terrorism database (GTD) accomplishments and challenges [J]. Perspectives on Terrorism, 2010, 4(1):24-46.
- [86] AZAR E E. The conflict and peace data bank (COPDAB) project [J]. Journal of Conflict Resolution, 1980, 24(1):143-152.
- [87] SUNDBERG R, MELANDER E. Introducing the UCDP geo-referenced event dataset [J]. Journal of Peace Research, 2013, 50(4):523-532.
- [88] ZHOU S, WANG X, YANG Z. Monitoring and early warning of new cyber-telecom crime platform based on BERT migration learning [J]. China Communications, 2020, 17(3):140-148.
- [89] WANG Z J, WANG S, LI X Q, et al. A review of event causality extraction based on deep learning [J]. Computer Applications, 2021, 41(5):1247.
- [90] LAI V D. Event Extraction: A Survey [J]. arXiv:2210.03419, 2022.
- [91] YANG H, CHEN Y, LIU K, et al. DCFEE: A document-level Chinese financial event extraction system based on automatically labeled training data [C]// Proceedings of ACL 2018, System Demonstrations. 2018:50-55.
- [92] FERGUSON J, LOCKARD C, WELD D S, et al. Semi-supervised event extraction with paraphrase clusters [J]. arXiv:1808.08622, 2018.



**WANG Jiabin**, born in 1995, postgraduate. His main research interests include event extraction and temporal knowledge graph forecasting.



**ZHANG Wanpeng**, born in 1981, Ph.D., researcher. His main research interests include big data intelligence and intelligent evolution.

(责任编辑:柯颖)