



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 事件抽取技术研究综述

朱艺娜, 曹阳, 钟靖越, 郑泳智

### 引用本文

朱艺娜, 曹阳, 钟靖越, 郑泳智. 事件抽取技术研究综述[J]. 计算机科学, 2022, 49(12): 264-273.

ZHU Yi-na, CAO Yang, ZHONG Jing-yue, ZHENG Yong-zhi. [Survey on Event Extraction Technology](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(12): 264-273.

---

## 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GAN和中文词汇网的文本摘要技术](#)

GAN and Chinese WordNet Based Text Summarization Technology

计算机科学, 2022, 49(12): 301-304. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210600166>

#### [软件需求工程技术综述](#)

Review on Technologies of Requirement Engineering of Software

计算机科学, 2022, 49(11A): 210900132-14. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900132>

#### [结合情感信息的个性化对话生成](#)

Personalized Dialogue Generation Integrating Sentimental Information

计算机科学, 2022, 49(11A): 211100019-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211100019>

#### [预训练语言模型的扩展模型研究综述](#)

Survey of Research on Extended Models of Pre-trained Language Models

计算机科学, 2022, 49(11A): 210800125-12. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800125>

#### [基于深度学习的社交网络舆情信息抽取方法综述](#)

Survey of Social Network Public Opinion Information Extraction Based on Deep Learning

计算机科学, 2022, 49(8): 279-293. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220300099>

# 事件抽取技术研究综述

朱艺娜 曹阳 钟靖越 郑泳智

华南师范大学计算机学院 广州 510631

(zhuyina@m.scnu.edu.cn)

**摘要** 事件抽取技术主要研究如何从非结构化自然语言文本中抽取用户感兴趣的事件信息。它是信息抽取领域的一个重要分支,近年来被广泛应用于情报分析、智能问答、信息检索和推荐系统等领域。文中从事件抽取技术概念和任务出发,对事件抽取技术的数据集和方法进行了全面综述,分析了事件抽取任务的技术研究进展,归纳总结了基于模式匹配、机器学习和深度学习的事件抽取方法;根据模型学习方式的不同和使用特征范围大小的差异,侧重介绍了基于深度学习的方法,探讨和分析了不同方法的优缺点;最后对现阶段研究面临的挑战和未来研究趋势进行归纳,针对现阶段事件抽取面临的低资源场景、模型可移植性低和篇章级事件抽取建模难度大等问题总结了当前的研究趋势。

**关键词:** 自然语言处理;信息抽取;事件抽取;事件检测;论元抽取

**中图法分类号** TP391

## Survey on Event Extraction Technology

ZHU Yi-na, CAO Yang, ZHONG Jing-yue and ZHENG Yong-zhi

School of Computer Science, South China Normal University, Guangzhou 510631, China

**Abstract** Event extraction technology mainly studies how to extract event information that users are interested in from unstructured natural language text. It is an important branch in the field of information extraction and has been widely used in intelligence analysis, intelligent question answering, information retrieval, and recommendation systems in recent years. Beginning with the concept and task of event extraction technology, this paper comprehensively reviews the data sets and methods of event extraction technology, analyzes the technical research progress of event extraction tasks, and summarizes event extraction methods based on pattern matching, machine learning, and deep learning. According to the different learning methods of the model and the difference in the size of feature range, it focuses on the introduction of deep learning-based methods, discussing and analyzing both the advantages and disadvantages of different methods. Finally, the challenges and future research trends of event extraction are summarized, and the current research trends are summarized in view of the low resource scenarios, poor generalization ability and difficult modeling of document-level event extraction.

**Keywords** Natural language processing, Information extraction, Event extraction, Event detection, Argument extraction

## 1 引言

随着计算机和互联网等信息技术的快速发展,网络上的信息量与日俱增,如何从海量信息数据中获取有价值的信息成为了人们关注的焦点,信息抽取(Information Extraction, IE)技术应运而生。IE指结构化处理文本中包含的信息,使之转换为特定结构的组织形式<sup>[1]</sup>,具体包括命名实体识别(Named Entity Recognition, NER)、共指消解(Coreference Resolution)、事件抽取(Event Extraction, EE)和关系抽取(Relation Extraction, RE)等技术<sup>[2-3]</sup>。

事件指在特定的时间和地点,由特定的人、对象和行为构成的客观事实<sup>[4]</sup>。作为信息抽取技术的重要分支,事件抽取的关键在于从非结构化的文本中提取人们感兴趣的事件信息,并将其以结构化的方式储存<sup>[5]</sup>。其在情报分析<sup>[6]</sup>、智能问答<sup>[7]</sup>、信息检索<sup>[8-9]</sup>和推荐系统<sup>[10]</sup>等领域有着重要的应用价值。事件抽取技术的快速发展,得益于ACE评测会议<sup>[11]</sup>的推动。ACE评测会议是由美国国家标准技术研究所于1999年至2008年组织的抽取技术研究项目,是事件抽取领域最具影响力的评测会议,主要研究自动抽取新闻数据中的实体、事件和关系等内容。TAC KBP评测会议<sup>[12]</sup>作为ACE

到稿日期:2021-11-22 返修日期:2022-05-12

基金项目:国防科技重点实验室稳定支持经费项目(WDZC20205250410);广东省重点领域研发计划项目(2019B111101001);华南师范大学党建理论研究项目(202101)

This work was supported by the Science and Technology on Information System Engineering Laboratory(WDZC20205250410), Key-Area Research and Development Program of Guangdong Province(2019B111101001) and Research on Party Building Theory of South China Normal University(202101).

通信作者:曹阳(yangcao@scnu.edu.cn)

评测会议的延伸,始于2008年,在事件抽取领域也有一定的影响力,它为自然语言处理领域提供了大量的语料库。

本文首先在第2节、第3节介绍事件抽取的概念、任务和事件抽取的常用数据集;然后在第4节总结基于模式匹配、机器学习、神经网络的事件抽取研究进展,并重点介绍基于神经网络的方法;最后在第5节给出当前研究面临的挑战和趋势。

## 2 事件抽取的概念和任务

### 2.1 事件抽取的概念和定义

事件抽取技术涉及触发词(Trigger)、事件论元(Event Arguments)和论元角色(Argument Roles)等概念。ACE和TAC KBP评测会议对这些概念给出了不同的定义描述,如表1所列。

表1 事件抽取相关概念的定义

Table 1 Definitions of related terms for event extraction

概念	定义	
	ACE 评测会议	TAC KBP 评测会议
触发词	触发事件的词,通常是一个动词或代表动作的名词和短语	触发事件的核心词
事件论元	与事件相关的实体和实体属性,包括时间、地点、人物等	事件的参与者,主要由实体和时间等信息组成
论元角色	事件论元在事件中充当的角色,即事件论元与事件的关系	实体在事件中扮演的角色的信息

### 2.2 事件抽取的任务

事件抽取的目的是确定事件类型,并由机器自动从非结构化文本中提取具有不同角色的论元<sup>[13]</sup>。根据ACE 2005评测会议的定义,事件抽取任务分为事件检测(Event Detection, ED)和论元抽取(Event Argument Extraction, EAE)两个部分。其中,事件检测旨在从给定的文本中识别特定类型的

事件触发词,是事件抽取的关键步骤<sup>[14-15]</sup>。事件论元抽取则是识别特定事件<sup>[16]</sup>的论元,并标记其角色<sup>[16]</sup>。

如图1所示,在例句“拜登于1月20日在国会大厦宣誓就职”中,事件抽取任务具体为检测触发词“就职”,判断事件类型为“任职”,确定“拜登”“1月20日”和“国会大厦”为事件论元,并确定它们对应的角色分别为“人物”“时间”和“地点”。

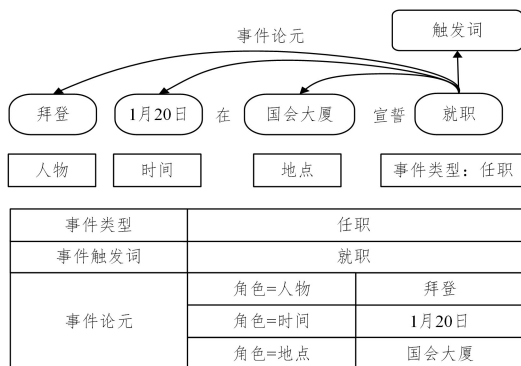


图1 事件抽取样例

Fig. 1 Example of event extraction

上述事件抽取任务的实现建立在分词、词性标注及命名实体识别等技术基础<sup>[17-18]</sup>上,抽取出来的结构化信息可以进一步支持后续的信息抽取任务,例如因果<sup>[19]</sup>、共指<sup>[20]</sup>、时序<sup>[21-22]</sup>等事件关系的抽取,从而实现了对非结构化文本更加深入的挖掘和理解。

## 3 相关数据集

事件抽取的研究任务离不开数据集。表2列举了近年来事件抽取常用的数据集信息,其中ACE 2005<sup>[11]</sup>, TAC KBP 2017<sup>[12]</sup>和MUC-4<sup>[23]</sup>等数据集是通用领域常用的数据集。

表2 事件抽取相关数据集

Table 2 Data sets for event extraction

数据集	年份	标注方式	类别	领域	语言	描述
MUC-4 <sup>[23]</sup>	1996	人工标注	篇章级	通用	英文	包含1700篇文档
ACE 2005 <sup>[11]</sup>	2005	人工标注	句子级	通用	英文、中文和阿拉伯语	包含实体、关系和事件等数据,含8种事件大类,33种子类
CEC <sup>[24]</sup>	2009	人工标注	句子级	灾害	中文	包含地震、火灾、交通事故、恐怖袭击和食物中毒突发事件数据,合计322篇文档
TAC KBP 2017 <sup>[12]</sup>	2017	人工标注	句子级	通用	英文、中文和西班牙语	数据来源于新闻和论坛,包含202篇文档
文献 <sup>[25]</sup>	2017	自动标注	句子级	通用	英文	包含33种事件类型和421602个有标记的句子
DCFEE <sup>[26]</sup>	2018	自动标注	篇章级	金融	中文	包含金融领域的事件数据,含9种常见的金融事件类型
Doc2EDAG <sup>[27]</sup>	2019	人工标注	篇章级	金融	中文	数据来源于2008—2018年中国金融领域的事件数据,包含股权冻结、股权回购、股权减持、股权增持和股权质押5种重大金融事件类型
WIKIEVENTS <sup>[28]</sup>	2020	人工标注	篇章级	通用	英文	数据来源于Wikipedia,包含246篇文档,6132个句子和3951个事件
RAMS <sup>[29]</sup>	2020	人工标注	篇章级	通用	英文	包含9124篇新闻文档,139种事件类型和65种论元角色
CySecED <sup>[30]</sup>	2020	人工标注	篇章级	网络安全	英文	包含292篇THN黑客新闻文档,30种重要网络安全事件类型
M <sup>2</sup> E <sup>2</sup> <sup>[31]</sup>	2020	人工标注	句子级	通用	英文	数据来源于美国之音网站,涵盖了军事、经济和健康等领域,包含245篇多媒体新闻文档,1105个纯文本事件提及、188个纯图像事件提及和395个多媒体事件提及
MAVEN <sup>[32]</sup>	2020	自动标注	句子级	通用	英文	包含4480个维基百科文档、118732个事件提及实例和168个事件类型
CN-Fin <sup>[33]</sup>	2020	人工标注	句子级	金融	中文	数据来源于中国主要的金融网站,包含35000篇高质量中文金融事件新闻文档
FewEvent <sup>[34]</sup>	2020	人工标注	句子级	通用	英文	扩展了ACE 2005和TACKBP 2017,从FreeBase和Wikipedia中导入了新的事件类型,包含音乐、电影、体育、教育等领域

事件抽取的数据集一般通过人工标注和自动标注的方式构建,但人工标注的成本高、事件类型覆盖率低、规模有限。针对这些问题,文献[25]提出引入 Freebase 语义知识库、Wikipedia 和语言资源库 FrameNet 自动检测每个事件类型的关键触发词和论元来构建数据集。金融、医疗和司法等特定领域缺乏足够的标注数据,而人工标注数据的成本较高,因此 DCFEE<sup>[26]</sup> 使用远程监督方法,基于结构化的金融事件知识库和非结构化数据自动生成大规模的数据集。

文本中事件信息的描述可能跨越多个句子,为了提取更全面的事件信息,研究者们提出了篇章级的事件抽取。然而,篇章级的事件数据集相对较少,目前有新闻事件数据集 WIKIEVENTS<sup>[28]</sup> 和 RAMS<sup>[29]</sup>、网络安全事件数据集 CySecED<sup>[30]</sup>,以及金融领域事件数据集 Doc2EDAG<sup>[27]</sup>等。

此外,大数据环境下各类网络信息资源呈现出多模态特征,而基于多模态信息的事件抽取方法可以补充文本事件抽取的信息损失。 $M^2E$ <sup>[31]</sup>人工标注了包含军事、经济和健康等话题的多模态事件数据集。

## 4 事件抽取的主要方法

早期的事件抽取通常使用基于模式匹配的方法;近年来由于大规模语料库的推动构建和机器学习的兴起,研究者们纷纷开始探索基于机器学习的方法;在 ACE 评测会议的极力推动下,深度学习在自然语言处理领域取得显著进步,促使基于深度学习的方法成为事件抽取的研究热点和主流方向。本节将阐述这 3 种方法的研究现状,并总结其特点,如表 3 所列。

表 3 事件抽取方法的总结

Table 3 Summary of event extraction methods

方法类型	特点	文献
基于模式匹配的方法	在特定领域效果更佳,但流程繁琐,易产生级联错误,且依赖于特定领域的具体文本形式	[35-39]
基于机器学习的方法	依赖于复杂特征工程与自然语言处理工具	[40-43]
管道模型方法	各个子任务依次执行,各阶段产生的误差积累容易造成性能衰减	[44-65]
基于深度学习的联合模型方法	联合学习多个任务,缓解错误传播的影响	[66-72]
篇章级方法	包含了跨句、跨文档的特征信息,在整篇文档中抽取事件	[73-79]

### 4.1 基于模式匹配的方法

如图 2 所示,基于模式匹配的方法包含模式获取和事件抽取两个步骤。首先,通过词法分析和句法分析等局部文本分析得到事件模式抽取库;然后,在事件模式的指导下,将待抽取的事件句子与相应的模式进行匹配,从而对某种事件类型进行检测和抽取。

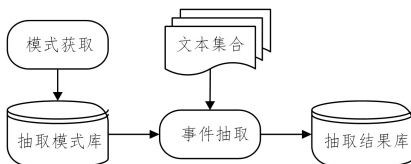


图 2 基于模式匹配的事件抽取流程

Fig. 2 Event extraction method based on pattern matching

有监督模式匹配方法依赖于人工标注的语料,而人工标注语料的质量会影响模式学习的效果。因此,文献[35]提及了事件论元附近的语句中往往包含事件论元在事件中的角色描述,通过监督学习结合人工审核的方法构建一个特定领域的模式用于事件抽取。为了高效利用特定领域数据集中出现频率较高的语言表达形式,文献[36]通过引入 WordNet 的语义信息,利用语义框架和短语模式结构表示特定领域中的模式进行事件抽取,在 MUC 数据集中表现优异。

针对有监督模式匹配方法严重依赖标注语料的问题,有研究者提出了基于弱监督的方法。该方法只需要人工对语料进行一定的预分类或者定义少量的人工种子模式,由计算机根据预分类语料或者种子模式自动学习事件模式。文献[37]在文献[35]的基础上,结合预分类训练语料库与统计方法自动构建事件模式,该过程仅需要标注事件类型,而不需要标注语料中的所有事件元素,减少了创建语料库所需的工作量。文献[38]构造种子模式集将未标注的语料库划分为相关文本集和不相关文本集,再对相关文本集的相关模式进行探索性搜索,从而增量地学习新的模式。文献[37]和文献[38]的方法虽然无须进行人工语料标注,但是它们引入的预分类标注和构造种子模式集的工作量依然较大,且仅适用于特定领域。为解决该问题,文献[39]提出一种领域无关的模式表示方法,其融入 WordNet 概念知识库,在进行模式获取时,只需定义事件抽取任务,即可从原始语料中自动学习相应事件抽取模式,最大限度地减少人工标注对模式匹配事件抽取的干预。

虽然基于模式匹配的方法在特定领域中的效果更优,但该方法流程繁琐,容易产生级联错误,且依赖于特定领域文本的具体形式,在获取模式的过程中还要求参与人员具有很强的专业性,因此它的成本较高,制定的模式很难覆盖所有事件类型,当语料变化时,模式也需要随之更新,导致系统泛化性差,召回率低。

### 4.2 基于机器学习的方法

与模式匹配方法相比,机器学习方法对不同领域的适应性更强,可移植性更佳。如图 3 所示,基于机器学习的方法是在统计学习的基础上,将事件抽取任务转化为分类问题,选择合适的特征输入到分类器完成抽取任务。通常,这些分类器包括:事件触发词分类器、论元分类器和论元角色分类器。这些分类器可采用机器学习中的最大熵、支持向量机等分类模型。

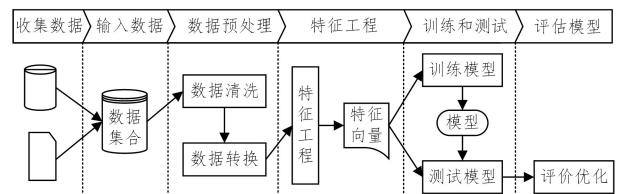


图 3 基于机器学习的事件抽取流程

Fig. 3 Process of event extraction based on machine learning

表 4 列举出了在事件抽取过程中,触发词分类和论元分类的常用特征。

表4 事件抽取分类器的常用特征

Table 4 Common features of event extraction classifier

分类	特征	特征说明
触发词	词汇	触发词和上下单词的词块和词性标签
	字典	触发词列表、同义词字典
	句法	触发词在句法树中的深度、触发词到句法树根节点的路径、由触发词的父节点展开的词组结构、触发词的词组类型
	实体	句法上距离触发词最近的实体的类型、句子中距离触发词物理距离最近的实体的类型
论元	事件类型和触发词	触发词的词块、事件类型和子类型
	实体	实体类型和子类型、实体提及的词干
	上下文	候选论元的上下文单词
	句法	扩展触发词父节点的词组结构、实体和触发词的相对位置、实体到触发词的最短路径、句法树中实体到触发词的最短长度

文献[40]首次应用了最大熵模型进行论元抽取,通过定义命名实体、句中首个单词、词汇小写形式和时间表达式等简单特征,构建分类器实现了讲座通告的事件抽取。为了在特征工程阶段提取更多的特征,从而提升性能,文献[41]另外引入语义角色特征,使用条件随机场模型实现事件抽取,在TimeML事件数据集上取得了不错的效果。文献[42]在文献[41]的基础上进一步引入全局特征来提升性能,利用触发词和多个论元之间的依赖关系进行事件抽取。

不同机器学习算法往往有不同的优缺点,结合多种机器学习方法有时能提高事件抽取效果。文献[43]结合基于记忆的最近邻学习器和最大熵学习器两种机器学习模型,提出了一种简单的模块化事件抽取方法,并分别为每个模块构建多分类器,利用词汇特征、词典特征、上下文特征、依存关系特征和实体特征完成各个子任务。

使用机器学习的事件抽取方法往往依赖于复杂的特征工程和自然语言处理工具,其过程通常需要先对语料上进行深度探索性数据分析,然后再进行降维处理,最后需仔细选择最佳特征表示以传递给模型。这一过程的繁琐冗杂,以及各类特征抽取过程造成的误差积累和传播,或多或少会影响抽取结果。

### 4.3 基于深度学习的方法

深度学习是机器学习中一种对数据进行表征学习的方法。与传统机器学习方法相比,该方法避免了人工设计特征工程的繁琐工作,不需要丰富的领域专家知识,只需要将数据直接传递到构建好的网络中,就能取得不错的效果。它拥有可移植性强、灵活性高等诸多优点,促使越来越多研究者致力于研究基于深度学习的方法。近年来,事件抽取研究普遍是基于深度学习方法进行的。

基于深度学习的事件抽取方法,根据模型学习方式的不同,可以分为管道模型的方法和联合模型的方法;根据所使用特征范围的不同,可以分为句子级的方法和篇章级的方法。

#### 4.3.1 基于管道模型的方法

基于管道模型的事件抽取方法如图4所示,子任务顺序执行,且后续任务依赖于前者的结果。

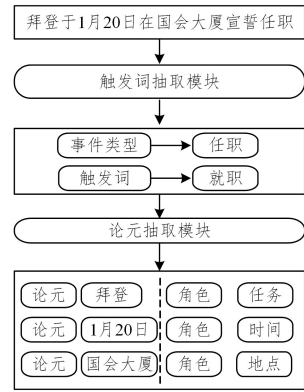


图4 基于管道模型的事件抽取流程

Fig. 4 Process of event extraction based on pipeline model

文献[44]将事件抽取描述为两个阶段的多分类任务,提出了动态多池卷积网络。在第一阶段,对句子中的每个单词进行分类识别触发词,若句子中包含了触发词,则执行第二阶段——为触发词分配论元和识别论元角色。文献[45]提出了一个基于预训练模型BERT(Bidirectional Encoder Representations from Transformers)<sup>[46]</sup>的框架,它包括一个触发词分类器和一个论元分类器,论元分类器通过引用前者的结果推理得到结果。

各阶段分类器也可采用不同的分类器。例如,文献[47]在事件检测阶段应用LSTM(Long Short-Term Memory)<sup>[48]</sup>构建了一个触发感知特征抽取器动态地学习字符级、词级和语义级的语义特征,实现在中文语料上的事件检测。与LSTM模型相比,Bi-LSTM(Bi-directional Long Short-Term Memory)<sup>[49]</sup>在序列标注任务中能更有效地学习长期依赖信息,因此文献[50]使用Bi-LSTM模型来捕获句子的语义特征和结构特征,在事件检测阶段取得了不错的效果。文献[51]在事件检测阶段使用预训练模型BERT对Bi-LSTM进行微调以用于触发词分类,而论元抽取阶段参考文献[52]的方法在Bi-LSTM层后另外添加了注意力机制<sup>[53]</sup>进行论元识别,最后通过完全连接层组成的神经网络分配论元角色,实现网络安全事件抽取。

上述方法仅考虑了句子的顺序表示,而句法表征可以直接将单词与其信息上下文联系起来,从而检测句子中的事件。基于依存树的句法关系表示能更好地反映候选触发词与实体间的依赖关系。文献[54]将每个依存树视为一个图,并采用图卷积网络抽取触发词。为了捕获更高阶的句法关系,文献[55]提出一种基于多阶图注意力网络方法,其应用图形注意力网络<sup>[56]</sup>对其相邻单词在不同阶句法图中的重要性进行加权,显式地建模候选触发词的多阶表示,用于事件检测。

图卷积网络中的隐藏向量可能包含与候选触发词无关的噪声信息,因此文献[57]在每个图卷积层中加入了门机制,用于过滤隐藏向量中的噪声信息,但该方法忽略了依赖标签信息。文献[58]提出的边缘增强图卷积网络,通过结合句法结构和类型依赖标签改进事件检测,在ACE2005数据集上取得了较好的效果。为了捕获句子的中间结构信息,文献[59]通过应用图转换器网络<sup>[60]</sup>合并句法和语义结构,从不同输入

视角捕获句子的中间结构,再将中间结构相乘以生成最终结构。该方法可以在论元抽取任务中学习更有效的句子结构。除此之外,为了增强复杂事件的推断能力,文献[61]更在预训练模型的基础上,结合来自层次知识图和图神经网络的知识。

上述抽取方法都是通过触发词分类为预定义的事件类型,并将事件论元进一步分类为预定义的论元角色,在整体上将事件抽取任务定义为分类任务。这种基于分类的方法通常不能显式地建模语义信息,也很难捕捉语义信息之间丰富的交互信息,且泛化能力较差,在没有新增标注数据的情况下,难以将模型推广到新的事件类型。为了解决这些问题,文献[62]引入基于阅读理解的方法把事件抽取转换为触发词识别、触发词分类和论元抽取的多轮问答任务,引入了问答历史嵌入策略,充分利用了论元和事件之间的依赖关系。文献[63]和文献[64]使用规则的问题生成策略,为触发词抽取和论元抽取设计模板生成问题,以阅读理解的方式识别触发词和论元,可以有效泛化到新事件类型。文献[65]提出双重问答策略,通过构建两个问答模型询问“扮演什么角色”和“角色是什么”,并相互验证,实现论元抽取,减小错误传播的影响。

目前,基于管道模型的事件抽取方法主要以研究事件抽取子任务拆分方案为目标,增强各个子任务的识别效果。其优点在于易于实现;但每个子任务阶段往往存在误差,这些误差会从前面的环节逐步传播到后续环节,从而导致误差累计,使得事件抽取性能急剧衰减。

4.3.2 联合模型的事件抽取方法

为了解决传播误差问题,一些研究者提出事件的联合抽取方法,它将事件抽取子任务构建成一个联合学习模型,如图5所示。相比管道模型,联合抽取方法更容易利用触发词、论元和论元角色之间的交互信息,能在一定程度上缓解错误传播的影响;而且在联合抽取的过程中,可能根据论元抽取的结果反过来纠正事件检测的结果。

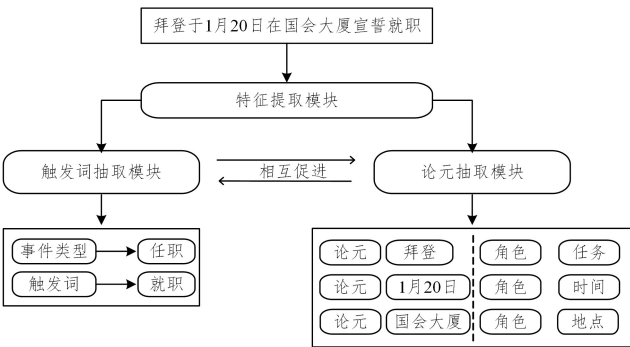


图5 基于联合模型的事件抽取流程

Fig. 5 Process of event extraction based on union model

文献[66]使用了一种基于RNN(Recurrent Neural Networks)的模型——实现事件检测和论元抽取的联合模型,并引入了内存矩阵储存标记过程中的识别信息,以此捕获触发词和论元之间的依赖关系。文献[67]在文献[66]的循环神经网络基础上提出依赖桥(Dependency-Bridge)以增强信息表示,该方案同时利用张量层捕获论元交互信息,实现联合抽取。为了更好地处理多事件抽取,文献[68]设计了一个包含事件检测和论元抽取的两级分层策略网络来执行事件抽取,通过在分层结构中传递状态表示和奖励,实现子任务之间的深度信息交互。联合模型在特定领域中也有相关应用,文献[69]针对法律领域中的句子远距离依赖问题,提出了一种踏板注意力机制,通过建模相邻单词间的依赖关系,设计并实现了联合抽取模型用于抽取法律事件。

现实生活中的句子可能会出现重叠事件的情况,即一个词可以作为多个事件的触发词,一个论元在不同事件中可以扮演不同的角色。例如,句子“字节跳动完成互动百科的全资收购”中“收购”一词分别触发了“投资”事件和“股份转让”事件,论元“互动百科”在这两个事件中分别扮演“主体”和“客体”角色。而上述联合模型都是假设在没有重叠事件的情况下,通过统一的解码器同时抽取触发词和论元。为了解决这个问题,文献[70]提出了级联解码联合学习框架,它通过在同一个框架中联合学习子任务实现重叠事件抽取,并应用于金融领域事件抽取。

除了联合事件检测和论元抽取任务外,还有研究者提出额外联合实体识别的方法,这种方法能减少实体识别产生的错误被传播到后续的事件检测和论元抽取任务。例如,文献[71]使用了双向递归神经网络,通过共享隐藏表示方式联合执行实体提及、事件触发词和论元等任务的检测。文献[72]使用基于转换的神经网络对输入句子进行依存性分析,以状态转换的过程,实现实体、事件的联合解码。

目前,基于联合模型的事件抽取方法,不仅缓解了错误传播问题,还适用于特定领域,但主要缺点在于可解释性较差。目前该类方法的研究者较多,因此基于联合模型的事件抽取方法依然是研究的热点之一。

4.3.3 篇章级的方法

现阶段大多数事件抽取任务都是基于句子级的方法进行的,但现实生活中往往会单文档多事件和跨句论元问题。如图6所示,图中包含了“转移”“购买”和“劫持”等多个事件,其中第二句中“劫持”事件的隐含跨句论元“19名劫机者”出现在第一句中,而第三句“袭击”事件的论元“9月11日”在第二句中出現。

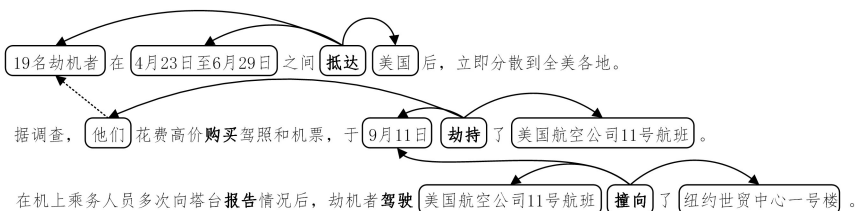


图6 文档多事件和跨句论元示例

Fig. 6 Example of document multi-event and cross-clause arguments

因此,如果仅仅抽取句子级别的事件信息,会导致事件信息不全面。近年来,越来越多的研究者开始探索篇章级的事件抽取。

在整篇文档的上下文中识别事件是一项有挑战性的任务,需要进行触发词提取和实体共指消解,捕获跨越不同句子的论元。文档中往往会有一个中心句能概括事件最多的信息,包含更多论元,因此文献[26]通过寻找文档的中心句,对基于句子级方法抽取得到的论元进行进一步补充,实现篇章级的论元抽取。但其中心句检测模块无法有效区分重复的论元,会产生冗余。为了解决这个问题,文献[73]通过在预训练模型 BERT 的解码器中添加指针选择模块访问整个输入文档,并添加生成头模拟篇章级事件抽取决策,进行实体共指消解,实现跨句论元抽取。跨句候选论元的加入增加了建模的难度。为了减少候选词的数量,文献[74]参考了文献[75]中实体识别的方法,将问题分解为

论元首部检测和论元跨度扩展两个子问题,通过检测论元头部,再进行论元头部到论元跨度的扩展工作,实现跨句的隐含事件论元检测。

篇章级事件抽取需要更大的上下文视图确定事件角色的跨度,而不同的上下文长度对模型性能有着不同的影响,文献[76]提出了如图 7 所示的多粒度阅读器,应用 Bi-LSTM 分别学习句子级和段落级的表示信息,再动态地融合这两种不同粒度的表示信息,并使用 CRF(Constant Rate Factor)捕获标签间存在的依赖关系,更巧妙地利用句子级和篇章级别的信息。文献[76]中的 CRF 仅适用于线性依赖的建模,并且其计算成本随着标签数量的增长呈二次增长。文献[77]提出了深度价值网络(Deep Value Networks, DVN),这种结构化预测算法的计算成本随标签数量的增长呈线性增长,不需要预先定义解码顺序,相比基于 CRF 的模型能更有效捕获跨事件依赖关系,实现篇章级的事件抽取。

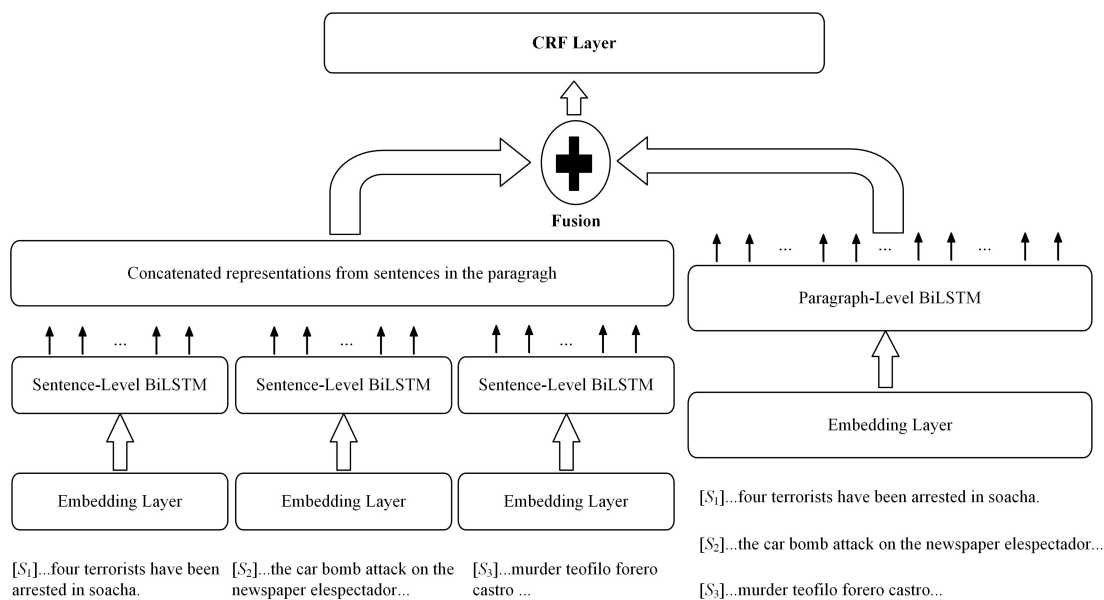


图 7 篇章级事件抽取<sup>[76]</sup>

Fig. 7 Document-level event extraction<sup>[76]</sup>

以上方法虽然解决了论元分散的问题,但未考虑现实中一个文档通常会包含多个事件的情况。为了解决这个问题,文献[30]使用无触发词的模式重新设计了事件抽取任务,通过识别文档中所有的实体,再遍历事件类型,对每个特定的事件类型生成基于实体的有向无环图,从而融合篇章级的信息以解决跨句论元和多事件问题。解决多事件问题,需要更好地建模事件间的依赖关系,因此文献[78]构建了基于异构图的交互网络建模句子和实体间的交互,并引入追踪器模块记录它们的全局交互和全局相关性,用于多事件抽取。另外,文献[27]结合少样本事件检测方法<sup>[79]</sup>进行触发词识别,再将对应事件的论元抽取任务定义为给定模板的条件生成,根据未填充的模板和给定的上下文,生成带论元的填充模板,用于提取论元。该方法在解决跨句论元和多事件问题的基础上还提升了模型的可移植性,且与基于问答的方法<sup>[62-65]</sup>相比,无须调整阈值即可处理同一角色多论元或缺论元的情况。

篇章级事件抽取方法主要以研究解决单文档多事件和跨句论元问题为目标。相比句子级事件抽取方法,篇章级方法提取的事件信息更全面,因此近几年越来越多的研究者开始致力于篇章级事件抽取。但目前针对篇章级事件抽取的研究仍然不够成熟,准确率较低,还有很大的探索空间,因此篇章级事件抽取仍然是研究的热点之一。

## 5 当前挑战与研究趋势

目前,大多数事件抽取研究工作基于深度学习模型自动提取特征,避免了手工设计特征的繁琐工作。但这一领域依然存在许多挑战,例如,现有的模型大多依赖于人工标注数据,而现实中常常面临低资源场景问题;模型的可移植性差,难以泛化到别的领域或语言;篇章级事件抽取存在跨句论元和单文档多事件问题,建模难度大。根据事件抽取任务的特点和研究现状,总结了以下技术挑战和研究方向,如表 5 所列。

表5 事件抽取研究面临的挑战及研究方向

Table 5 Challenges and research direction of event extraction research

挑战	挑战描述	研究方向	研究方法描述	文献
低资源场景	当前大部分事件抽取方法都非常依赖人工标注的数据,而人工标注数据成本高,且有大小规模的限制,现有的数据集通常只有几百、几千的数据量;训练数据不足会阻碍模型的学习过程,在有监督的训练中会导致过拟合;新的事件类不断出现,而新出现的事件类没有已经标注好的数据	链接更多数据	引入外部语义数据集	[15,25]
		多任务学习	引入其他任务的数据进行联合学习,使得两个任务相互学习	[80]
		多语言学习	将一种语言翻译成另一种语言,利用不同语言间的互补作用,使训练数据加倍	[81-83]
		引入多模态	增加图片、视频、音频等信息,促进消歧	[31]
可移植性差	事件抽取的应用领域非常广泛,但特定领域的数据集构造困难、成本高;当前大多数事件抽取模型都是基于英文进行研究的,不适用于小语种。因此,训练一个具有良好泛化能力的事件抽取模型是一个严峻的挑战	利用图注意力网络	利用自注意力机制,融合结构信息来学习具有不同句法距离的单词之间的依赖关系,提升跨语言的可移植性	[55]
		基于阅读理解方法	为触发词检测和论元抽取设计模板生成问题,以问答的形式实现事件抽取,可以有效泛化到新事件类型	[62-65]
篇章级事件抽取	篇章级事件抽取更接近现实应用,但句子级事件抽取已经有很多研究,而篇章级的研究仍处于探索阶段;文档中一个事件的论元往往跨越多个句子,论元候选词增多;文档中通常包含多个事件类型,且篇章级数据中上下文长度更长,建模难度更大	检测论元首部后扩展整体	将论元检测分为论元首部检测和论元跨度扩展两个步骤,减少论元候选词数量	[74]
		动态融合多粒度信息	分别学习句子级和段落级的表示信息,再动态地融合这两种不同粒度的表示信息	[76]
		构造图	为实体、事件、句子间的依赖关系构建图,捕获它们的全局交互	[78]
		使用无触发词模式	识别文档中所有实体,遍历事件类型,找到每个特定事件类型的论元,解决单文档多事件问题	[30]

**结束语** 事件抽取作为信息抽取的重要分支,近年来在众多学者的推动下得到了飞速发展。本文对现有事件抽取方法进行了研究综述,整理了相关数据集情况,介绍了模式匹配方法、机器学习方法和深度学习方法,并根据模型的学习方式和使用的特征范围对深度学习方法进行分类阐述,最后讨论了事件抽取面临的挑战与未来的研究方向。

目前,事件抽取技术面临着低资源场景、模型的可移植性低和篇章级事件抽取建模难度大等挑战。引入多模态、多任务外部语义数据集以及少样本学习可以解决低资源场景问题;使用图注意力网络和基于阅读理解的方法能更好地提升模型的可移植性;篇章级事件抽取更接近现实应用,但仍处于探索阶段,是事件抽取技术研究的趋势。

## 参考文献

- [1] SARAWAGI S. Information Extraction [J]. Foundations & Trends in Databases, 2008, 1(3): 261-377.
- [2] GRISHMAN R, SUNDHEIM B M. Message understanding conference-6: A brief history [C] // Proceedings of the 16th Conference on Computational Linguistics, 1996: 466-471.
- [3] LIN Y. Multilingual multitask joint neural information extraction [D]. Illinois: University of Illinois at Urbana-Champaign, 2020.
- [4] ZHU D, GUO Q, ZHANG D, et al. Information Extraction Research Review [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1769(1): 4-12.
- [5] GUO X, HE T. Survey about Research on information extraction [J]. Computer Science, 2015, 42(2): 14-17.
- [6] LI M, ZAREIAN A, LIN Y, et al. GAIA: A fine-grained multimedia knowledge extraction system [C] // Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Lin-

- guistics: System Demonstrations, 2020: 77-86.
- [7] 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.
- [8] LI M, ZHU Y, WANG R. An Empirical Study on Utilizing Neural Network for Event Information Retrieval [J]. Proceedings of the 2020 International Conference on Computer Science and Communication Technology, 2020, 1621(1): 51-56.
- [9] SHEN S, MURZINTCEV N, SONG C, et al. Information retrieval of a disaster event from cross-platform social media [J]. Information Discovery and Delivery, 2017, 45(4): 220-226.
- [10] HOROWITZ D, CONTRERAS D, SALAMÓ M. Event Aware: A mobile recommender system for events [J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 105(C): 121-134.
- [11] DODDINGTON G R, MITCHELL A, PRZYBOCKI M A, et al. The automatic content extraction (ace) program—tasks, data, and evaluation [J]. Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources and Evaluation, 2004, 2(1): 837-840.
- [12] ITAMURA T, LIU Z, HOVY E H. Events Detection, Coreference and Sequencing: What's next? Overview of the TAC KBP 2017 Event Track [C] // Proceedings of the 2017 Text Analysis Conference, 2017: 1-10.
- [13] KAN Z, QIAO L, YANG S, et al. Event arguments extraction via dilate gated convolutional neural network with enhanced local features [J]. IEEE Access, 2020, 8: 123483-123491.
- [14] LIU J, CHEN Y, LIU K, et al. How Does Context Matter? On the Robustness of Event Detection with Context-Selective Mask Generalization [C] // Proceedings of the 2020 Conference on Em-

- irical Methods in Natural Language Processing: Findings. 2020;2523-2532.
- [15] LIU S, CHEN Y, HE S, et al. Leveraging FrameNet to improve automatic event detection[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2016: 2134-2143.
- [16] ZHANG Y, XU G, WANG Y, et al. A question answering-based framework for one-step event argument extraction[J]. IEEE Access, 2020, 8: 65420-65431.
- [17] TIAN Y, SONG Y, AO X, et al. Joint Chinese word segmentation and part-of-speech tagging via two-way attentions of auto-analyzed knowledge[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020: 8286-8296.
- [18] ALY R, VLACHOS A, MCDONALD R. Leveraging Type Descriptions for Zero-shot Named Entity Recognition and Classification[C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2021: 1516-1528.
- [19] CAO P, ZUO X, CHEN Y, et al. Knowledge-Enriched Event Causality Identification via Latent Structure Induction Networks [C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing. 2021: 4862-4872.
- [20] LU J, NG V. Span-Based Event Coreference Resolution[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021:13489-13497.
- [21] HAN R, REN X, PENG N. ECONET: Effective Continual Pre-training of Language Models for Event Temporal Reasoning [C]//Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2021: 5367-5380.
- [22] TAN X, PERGOLA G, HE Y. Extracting Event Temporal Relations via Hyperbolic Geometry[C]// Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2021: 8065-8077.
- [23] SUNDHEIM B M. Overview of the Fourth Message Understanding Evaluation and Conference[C]// Proceedings of the Fourth Message Understanding Conference. 1992: 3-21.
- [24] FU J. Research on event-oriented knowledge processing[D]. Shanghai: Shanghai University, 2010: 1-2.
- [25] CHEN Y, LIU S, ZHANG X, et al. Automatically labeled data generation for large scale event extraction[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2017: 409-419.
- [26] 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 the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. System Demonstrations, 2018: 50-55.
- [27] ZHENG S, CAO W, XU W, 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. 2019: 337-346.
- [28] LI S, JI H, HAN J. Document-Level Event Argument Extraction by Conditional Generation[C]//Proceedings of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2021: 894-908.
- [29] EBNER S, XIA P, CULKIN R, et al. Multi-sentence argument linking[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020: 8057-8077.
- [30] TRONG H M D, LE D T, VEYSEH A P B, et al. Introducing a new dataset for event detection in cybersecurity texts[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020: 5381-5390.
- [31] LI M, ZAREIAN A, ZENG Q, et al. Cross-media Structured Common Space for Multimedia Event Extraction[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2020: 2557-2568.
- [32] WANG X, WANG Z, HAN X, et al. MAVEN: A Massive General Domain Event Detection Dataset[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020: 1652-1671.
- [33] LIANG X, CHENG D, YANG F, et al. F-HMTC: Detecting Financial Events for Investment Decisions Based on Neural Hierarchical Multi-Label Text Classification[C]// Proceedings of the Twenty-Ninth International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2020: 4490-4496.
- [34] DENG S, ZHANG N, KANG J, et al. Meta-learning with dynamic-memory-based prototypical network for few-shot event detection[C]//Proceedings of the 13th International Conference on Web Search and Data Mining. 2020: 151-159.
- [35] RILOFF E. Automatically constructing a dictionary for information extraction tasks[C]//Proceedings of the Eleventh National Conference on Artificial Intelligence. 1993: 811-816.
- [36] KIM J T, MOLDOVAN D I. Acquisition of linguistic patterns for knowledge-based information extraction[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1995, 7(5): 713-724.
- [37] RILOFF E, SHOEN J. Automatically acquiring conceptual patterns without an annotated corpus[C]// Proceedings of the Third Workshop on Very Large Corpora. 1995: 148-161.
- [38] YANG ARBER R. Scenario customization for information extraction[M]. New York: New York University, 2000: 95-98.
- [39] JIANG J. An event IE pattern acquisition method[J]. Computer Engineering, 2005(15): 96-98.
- [40] CHIEU H L, NG H T. A maximum entropy approach to information extraction from semi-structured and free text[C]// Proceedings of the Eighteenth National Conference on Artificial Intelligence. 2002: 786-791.
- [41] 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. 2010: 725-733.
- [42] 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.
- [43] AHN D. The stages of event extraction[C]//Proceedings of the Workshop on Annotating and Reasoning about Time and Events. 2006;1-8.
- [44] 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.
- [45] 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.
- [46] DEVLIN J, CHANG M W, LEE K, et al. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding [C]//Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. 2019;4171-4186.
- [47] DING N, LI Z, LIU Z, 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. 2019;347-356.
- [48] SHI X J, CHEN Z, WANG H, et al. Convolutional LSTM network: A machine learning approach for precipitation nowcasting [C]//Proceedings of the Conference and Workshop on Neural Information Processing Systems. 2015;802-810.
- [49] HUANG Z, XU W, YU K. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging [EB/OL]. (2015-08-09). <https://arxiv.org/abs/1508.01991>.
- [50] HUANG Z, XU W, YU K, et al. A convolution Bi-LSTM neural network model for Chinese event extraction[M]// Natural Language Understanding and Intelligent Applications. Springer, 2016;275-287.
- [51] SATYAPANICH T, FERRARO F, FININ T. Casie: Extracting cybersecurity event information from text[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2020; 8749-8757.
- [52] ZHENG G, MUKHERJEE S, DONG X L, et al. Opentag: Open attribute value extraction from product profiles [C] // Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2018;1049-1058.
- [53] LUONG M T, PHAM H, MANNING C D. Effective approaches to attention-based neural machine translation[C]// Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2015;1412-1421.
- [54] NGUYEN T H, GRISHMAN R. Graph convolutional networks with argument-aware pooling for event detection[C]// Thirty-second AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018;5900-5907.
- [55] YAN H, JIN X, MENG X, 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. 2019;5766-5770.
- [56] VELIČKOVIĆ P, CUCURULL G, CASANOVA A, et al. Graph attention networks[C]// Proceedings of the International Conference on Learning Representations. 2018;1-12.
- [57] LAI V D, NGUYEN T N, NGUYEN T H. Event Detection: Gate Diversity and Syntactic Importance Scores for Graph Convolution Neural Networks[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020;5405-5411.
- [58] CUI S, YU B, LIU T, et al. Edge-Enhanced Graph Convolution Networks for Event Detection with Syntactic Relation[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Findings. 2020;2329-2339.
- [59] VEYSEH A P B, NGUYEN T N, NGUYEN T H. Graph Transformer Networks with Syntactic and Semantic Structures for Event Argument Extraction[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Findings. 2020;3651-3661.
- [60] YUN S, JEONG M, KIM R, et al. Graph transformer networks [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2019, 32;11983-11993.
- [61] HUANG K H, YANG M, PENG N. Biomedical Event Extraction on Graph Edge-conditioned Attention Networks with Hierarchical Knowledge Graphs[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Findings. 2020;1277-1285.
- [62] LI F, PENG W, CHEN Y, et al. Event extraction as multi-turn question answering[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: Findings. 2020;829-838.
- [63] DU X, CARDIE C. Event Extraction by Answering(Almost) Natural Questions[C]//Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020;671-683.
- [64] LIU J, CHEN Y, LIU K, et al. Event extraction as machine reading comprehension[C]// Proceedings of the 2020 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2020;1641-1651.
- [65] CHEN Y, CHEN T, EBNER S, et al. Reading the Manual: Event Extraction as Definition Comprehension[C]//Proceedings of the Fourth Workshop on Structured Prediction for NLP. 2020; 74-83.
- [66] 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.
- [67] 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 Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018; 5916-5923.
- [68] HUANG P, ZHAO X, TAKANOBU R, et al. Joint Event Extraction with Hierarchical Policy Network[C]// Proceedings of

- the 28th International Conference on Computational Linguistics, 2020;2653-2664.
- [69] SHEN S, QI G, LI Z, et al. Hierarchical Chinese legal event extraction via pedal attention mechanism[C]// Proceedings of the 28th International Conference on Computational Linguistics, 2020;100-113.
- [70] SHENG J, GUO S, YU B, et al. CasEE: A Joint Learning Framework with Cascade Decoding for Overlapping Event Extraction[C]// The Joint Conference of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing, 2021;164-174.
- [71] NGUYEN T M, NGUYEN T H. One for all: Neural joint modeling of entities and events[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019;6851-6858.
- [72] ZHANG J, QIN Y, ZHANG Y, et al. Extracting Entities and Events as a Single Task Using a Transition-Based Neural Model [C]// Proceedings of the Twenty-Eighth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2019;5422-5428.
- [73] DU X, RUSH A M, CARDIE C. GRIT: Generative Role-filler Transformers for Document-level Event Entity Extraction[C]// Proceedings of the 16th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2021;634-644.
- [74] ZHANG Z, KONG X, LIU Z, et al. A two-step approach for implicit event argument detection[C]// Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2020;7479-7485.
- [75] LIN H, LU Y, HAN X, et al. Sequence-to-Nuggets: Nested Entity Mention Detection via Anchor-Region Networks[C]// Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019;5182-5192.
- [76] DU X, 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, 2020;8010-8020.
- [77] HUANG K H, PENG N. Document-level Event Extraction with Efficient End-to-end Learning of Cross-event Dependencies [C]// Proceedings of the Third Workshop on Narrative Understanding, 2021;36-47.
- [78] XU R, LIU T, LI L, et al. Document-level Event Extraction via Heterogeneous Graph-based Interaction Model with a Tracker [C]// The Joint Conference of the 59th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 11th International Joint Conference on Natural Language Processing, 2021; 1024-1036.
- [79] HUANG L, JI H, CHO K, et al. Zero-Shot Transfer Learning for Event Extraction [C]// Proceedings of the 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2018; 2160-2170.
- [80] WADDEN D, WENNERBERG U, LUAN Y, et al. Entity, Relation, and Event Extraction with Contextualized Span Representations[C]// Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and the 9th International Joint Conference on Natural Language Processing, 2019; 5784-5789.
- [81] HSI A, YANG Y, CARBONELL J G, et al. Leveraging multilingual training for limited resource event extraction[C]// Proceedings of COLING 2016 and the 26th International Conference on Computational Linguistics, 2016;1201-1210.
- [82] AHMAD W U, PENG N, CHANG K W. GATE: Graph Attention Transformer Encoder for Cross-lingual Relation and Event Extraction[C]// Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021;12462-12470.
- [83] LIU J, CHEN Y, LIU K, et al. Event detection via gated multilingual attention mechanism[C]// Proceedings of the Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018;4865-4872.
- [84] LAI V D, DERNONCOURT F, NGUYEN T H. Extensively matching for few-shot learning event detection [C]// Proceedings of the First Joint Workshop on Narrative Understanding, Storylines, and Events, 2020;38-45.
- [85] ZHENG J, CAI F, CHEN W, et al. Taxonomy-aware Learning for Few-Shot Event Detection [C]// Proceedings of the Web Conference 2021, 2021;3546-3557.



**ZHU Yi-na**, born in 1997, postgraduate, is a member of China Computer Federation. Her main research interests include event detection and so on.



**CAO Yang**, born in 1975, Ph.D, associate professor. Her main research interests include spatio-temporal data mining, pattern recognition and event detection.

(责任编辑:柯颖)