



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于复合语义特征的事件图谱构建技术研究进展

翟立志, 李睿祥, 杨佳贝, 饶元, 张岐坦, 周云

引用本文

翟立志, 李睿祥, 杨佳贝, 饶元, 张岐坦, 周云. 基于复合语义特征的事件图谱构建技术研究进展[J]. 计算机科学, 2023, 50(9): 242-259.

ZHAI Lizhi, LI Ruixiang, YANG Jiabei, RAO Yuan, ZHANG Qitan, ZHOU Yun. [Overview About Composite Semantic-based Event Graph Construction](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(9): 242-259.

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)

[面向流程工业控制的双安融合知识图谱研究](#)

Study on Dual-security Knowledge Graph for Process Industrial Control

计算机科学, 2023, 50(9): 68-74. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230500233>

[基于增强序列标注策略的单阶段联合实体关系抽取方法](#)

Single-stage Joint Entity and Relation Extraction Method Based on Enhanced Sequence Annotation Strategy

计算机科学, 2023, 50(8): 184-192. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700082>

[邻域双向聚合与全局感知的TKG链接预测模型](#)

Link Prediction Model on Temporal Knowledge Graph Based on Bidirectionally Aggregating Neighborhoods and Global Aware

计算机科学, 2023, 50(8): 177-183. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220900061>

[一种文本-图像增强的多模态知识图谱嵌入方法](#)

Multimodal Knowledge Graph Embedding with Text-Image Enhancement

计算机科学, 2023, 50(8): 163-169. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700216>

[增强实体表示的文档级关系抽取方法研究](#)

Study on Enhanced Entity Representation for Document-level Relation Extraction

计算机科学, 2023, 50(8): 157-162. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.220700161>

基于复合语义特征的事件图谱构建技术研究进展

翟立志^{1,2} 李睿祥³ 杨佳贝^{1,2} 饶元³ 张岐坦^{1,2} 周云⁴

1 中国电子科技集团公司第五十四研究所 石家庄 050081

2 河北省智能化信息感知与处理重点实验室 石家庄 050081

3 西安交通大学软件学院 西安 710049

4 陆装驻石家庄地区第一军代室 石家庄 050000

摘要 世界是由无数相互关联的事件组成的,人们的社会活动也往往是由不同的事件来触发和驱动的。针对事件与事件之间关系的演化规律进行研究,不仅有助于人们认识和了解社会事件的演化规律与模式,同时也为基于人工智能的机器推理与思考提供了重要的决策支撑,并且已成为目前人们关注的研究前沿和新焦点。与传统的知识图谱不同,事件图谱是以现实世界中的抽象事件为节点,以不同事件之间的状态变化或动作序列等形成的逻辑关系来构建复合语义特征的知识网络,并在更高层语义条件下,通过抽象复杂的事件与事件间隐含的逻辑关系,刻画出事物发展演化的行为规律。在事件图谱构建方法的基础上,围绕开放域事件抽取、建立通用的事件标准、事件间关系抽取、事件图谱的融合与加工,以及事件图谱的表示学习等关键技术问题展开深入分析,并对目前相关领域中存在的核心技术、常见的评测数据集以及相关指标进行综述与总结,并对未来发展的新方向进行了展望。

关键词: 知识图谱;事件抽取;关系抽取;事件图谱;表示学习

中图法分类号 TP391

Overview About Composite Semantic-based Event Graph Construction

ZHAI Lizhi^{1,2}, LI Ruixiang³, YANG Jiabei^{1,2}, RAO Yuan³, ZHANG Qitan^{1,2} and ZHOU Yun⁴

1 The 54th Research Institute of CETC, Shijiazhuang 050081, China

2 Hebei Key Laboratory of Intelligent Information Perception and Processing, Shijiazhuang 050081, China

3 School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China

4 PLA army Equipment Department Shijiazhuang 15th region military representative office, Shijiazhuang 050000, China

Abstract The world is made up of countless interconnected events and the social activities of human beings are often driven by these various events. Research on the process of evolution and influence of events can not only helps us understand the evolution laws of human behaviors and social activities, but also provide a strategy for reasoning and thinking about artificial intelligence techniques, which has been paid a lot attention and becomes one of the new hottest research field. Unlike traditional knowledge graph, event graphs can abstract various events from the real world as nodes and recognize the logical relationships between events, such as state transforms or action sequences between different events, to form an innovation knowledge network with some composite semantic features. From the higher-level semantic viewpoints, the evolution of the complex events reflects the process of social activity with a certain of hidden logical relationships behind of them. In this paper, some critical challenges in the process of event graph construction have been analyzed, i. e., how to extract the event in open domain, to establish a common event standards, to extract the relationship between events, to fusion and optimize the event graph, and to build a strategy for event graph representation learning. In addition, this paper also overviews and summarizes some core technologies, public evaluation data sets, related measure indicators, and then some research directions in future have been illustrated.

Keywords Knowledge graph, Event extraction, Relation extraction, Event graph, Representation learning

事件是描述客观世界复杂现象以及人类社会行为的核心概念之一,人们通过事件以及不同事件之间的关系来认识和

到稿日期:2023-04-07 返修日期:2023-05-18

基金项目:河北省智能化信息感知与处理重点实验室发展基金项目(SXX22138X002)

This work was supported by the Development Fund Project of Hebei Key Laboratory of Intelligent Information Perception and Processing (SXX22138X002).

通信作者:翟立志(lzhaicetc@163.com)

了解世界。Schank 等^[1-2]针对知识的本质以及如何利用知识等核心问题,结合心理学、语言学和人工智能等多学科的理论及模型,首次提出了脚本事件的概念,即用来表示人们记忆中标准化的一种广义情节,并进一步认为人们是通过记忆中的脚本事件来填补当前场景中的理解与认知空白。例如,当有人问我们要一杯水时,我们不必问他为什么要水,因为当我们脑海中存储着喝水这一常见的动作序列后,很容易理解他的目的以及后续的计划行为。随后,手工编写的脚本事件也一度成为在当时条件下知识表示的核心任务,并被用于支持知识推理、预测等 NLP 任务。但手工编写脚本事件只能涵盖有限的场景,无法满足广泛场景下的真实需求。因此,利用机器学习来自动抽取事件及构建脚本事件链成为目前研究的主要方向之一。在知识图谱^[3]的概念基础上,Liu 等^[4]首次提出事理图谱的概念,事理图谱是以事件为核心、反映出事物的演化规律与行为模式的新一代知识库。特别是在金融、司法、交通等领域的业务场景中,构建特定领域的事件图谱,能够为知识挖掘与推理等任务提供有效的辅助决策依据,从而引起了业界的极大兴趣与广泛关注,并成为目前知识表示领域中的研究热点之一^[5]。

本文在事件抽取以及事件图谱基本概念的基础上,针对开放域与限定域不同条件下的事件图谱构建过程中,事件抽取、事件之间因果、顺承等富语义关系的抽取、事件图谱的加工与补全机制、图谱质量评价、表示学习过程中所存在的一些亟需解决的关键性问题与挑战进行了系统的梳理与分析,对该领域最新的研究成果进行总结与综述,并指出了该领域未来的重点研究方向与应用领域。

1 事件图谱的定义

1.1 事件的基本概念

虽然事件是人们认知和理解世界的重要知识资源这一概念早已深入人心,但关于事件的概念、事件的表示方式等基础问题在人工智能领域中始终没有统一的答案。Schank 等^[1]将事件表示为最简化形式下的动词和具有类型依赖表示的参与者组合的多元组。Li 等^[5]将事件定义为由一个抽象的、广义的和语义的完整动词短语表示,且每个事件必须包含一个触发词用来指示事件的发生,同时还包括一些其他的必要属性特征,如主体与客体对象或修饰词等以确保语义完整性,例如“吃火锅”“看电影”“去机场”等。上海大学语义智能实验室构建的中文突发事件语料库(Chinese Event Corpus, CEC)将事件定义为^[6]:在某个特定的时间和地点环境下发生的、由若干角色参与、表现出若干动作特征的行为序列,包含了时间、地点、主体、客体和触发词这个 5 个特征所形成的五元组。

国际上最具影响力的事件抽取公开评测会议——自动内容抽取国际评测会议(Automatic Content Extraction, ACE)在事件抽取任务中将事件定义为^[7]: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变化。

从 ACE 对事件的定义中可以看到,事件包括时间、地址、角色、行为动作、对象状态以及迁移这 6 种抽象的核心要素。

在此基础上,针对文本中描述事件的短语或句子,可以将事件进一步进行形式化定义,如下所示:

$$Event = \langle ET, EA, AR, ET \rangle$$

其中,ET 表示事件触发词(Event Trigger),指能够清晰准确表达某类事件发生的关键词,通常是动词或名词;EA 表示事件元素(Event Arguments),也称事件论元,指参与一个具体事件所涉及的核心要素,包括事件相关概念、不同人名、地名、组织机构、交通工具等事件实体(Entity)、数值以及时间等所形成的集合;AR 表示元素角色(Argument Roles),也称论元角色,指在事件中不同事件元素以及事件元素之间的关系;ET 表示事件类型(Event Type),指某一特定的事件类别,ACE 测评定义了 8 种事件类型,33 种子事件类型,并且构建了相应的事件表示框架。

为了进一步衡量事件抽取的准确性与有效性,ACE 进一步定义了以下几种评测规则标准:

- 1) 如果一个事件触发词的位置偏移和事件类型与标注内容匹配,则表示正确识别该事件触发词。
- 2) 如果一个事件元素词的位置偏移和对应事件与标注内容匹配,则表示正确识别该事件元素。
- 3) 如果一个事件元素词的位置偏移、对应事件及元素角色与标注内容匹配,则表示正确识别并分类。

1.2 事件图谱

事件图谱,也称事理图谱,是一个描述事件之间顺承、因果关系的事理演化逻辑的有向图。类比知识图谱的定义,事件图谱可形式化定义为:

$$Event\ Graph = (E, R, S) \quad (1)$$

其中, $E = \{e_1, e_2, \dots, e_{|E|}\}$ 表示事件图谱中的事件所构成的集合; $R = \{r_1, r_2, \dots, r_{|R|}\}$ 表示事件图谱中代表事件之间的顺承、因果、条件和上下位等逻辑关系的关系集合;S 包含于 $E \times R \times E$,表示事件图谱中三元组的集合。

根据上述定义,构建一个完整的事件图谱需要完成以下步骤:1)在原始的结构化与非结构化数据进行事件抽取以及事件间关系抽取的基础上,一方面形成事件的结构化特征表示,另一方面形成事件关系三元组,并生成初步的事件图谱框架;2)通过事件泛化、本体构建、质量评估来生成一个完整的事件图谱;3)通过知识推理来完成事件的属性与关系补全,最终形成一个可持续优化的优化事件图谱,为智能化的推理与应用提供事理的基础。

因此,事件图谱的构建与知识图谱构建相似,均具有较高的复杂性。为了降低事件图谱构建与处理应用过程的复杂性,特别是事件抽取的复杂性,事件抽取也可以进一步减化并采用抽象、泛化、语义完备的谓词短语来表示,通过事件触发词以及明确的事件元素来保持该事件的语义完备性。例如“吃火锅”“看电影”“去机场”表达了明确的事件语义,而“去地方”“做事情”“吃东西”则是不合理或不完整的事件表达^[5]。

考虑到事件的类型以及数据来源不同,事件图谱的构建也可以分为数据获取、事件抽取、事件关系抽取、知识融合与加工 4 部分,事件图谱构建框架如图 1 所示。

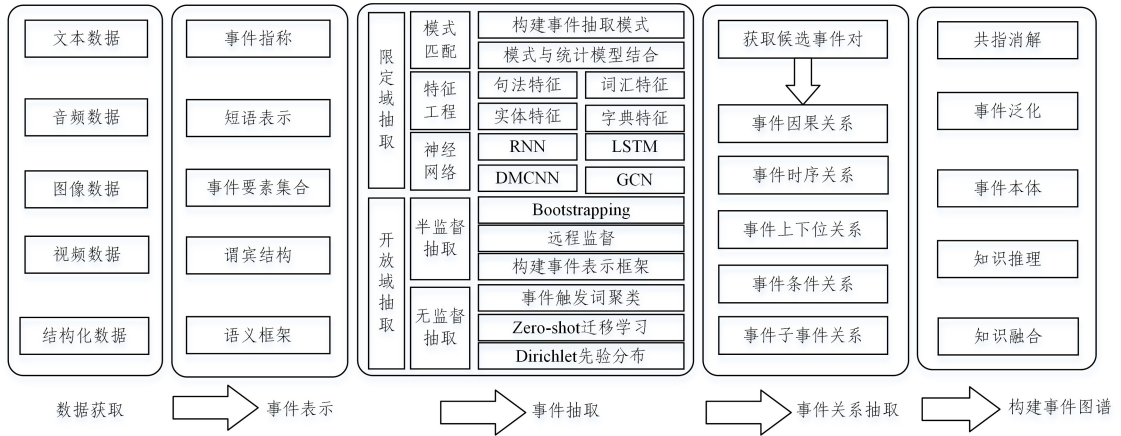


图1 事件图谱构建框架

Fig. 1 Event mapping construction framework

1.3 存在的关键技术挑战

根据事件图谱的形式化定义中所包括的3个核心要素,目前事件图谱生成领域仍然面临着以下3方面的关键问题与挑战。

挑战1 事件的分类描述与准确抽取。事件抽取不同于实体抽取,为了准确识别事件类别以及抽取其所包含的事件各要素,首先需要对事件以及事件类别的特征进行定义和描述,而现有的ACE, MUC, KBP等公开评测数据集均是针对特定领域的有限标注语料及事件表示。由于目前缺乏统一、通用的事件定义与表示框架标准,例如,在金融、医学以及司法等不同领域与任务场景中,对于已标注好的事件数据,在事理逻辑与表达上存在着明显的差异,导致大量的事件抽取成果仅仅只能局限在特定任务的事件处理中,从而限制了应用的推广。因此,如何建立标准和通用的事件表示学习框架,在开放领域下实现完备性语义的复杂事件抽取,是目前面临的重大挑战之一。

此外,由于手工标注的训练数据生产成本昂贵,事件类型覆盖率低,且标注的数据量有限,因此传统的有监督学习方法难以应用于开放域大规模语料的事件抽取任务中。如何通过大规模、高质量的标注语料进行训练与学习,实现事件的准确抽取,也是目前迫切需要解决的关键性问题。

挑战2 复合语义特征条件下的事件关系抽取。一般地,事件间关系可分为局部关系与全局关系。其中,局部关系指不同事件中各要素之间存在的相关关系,如空间关系与主题关系等;全局关系则指以事件作为基本语义逻辑单元的不同事件之间所存在的时序、因果、共指、子事件等语义逻辑关系。事件间的全局逻辑关系在文档中的表现形式通常具有隐蔽性和多样性,导致事件间的全局关系相对不容易获取。目前,广泛采用的因果关系抽取方法往往通过识别和挖掘表示事件关系的连接词来确定事件关系。而对于复杂且隐含的事件关系而言,如何能够对事件关系进行准确抽取,不仅需要考虑文本内容的语法逻辑结构特征,也需要考虑文本内容的深度语义理解。因此,如何对事件关系进行准确抽取具有重要的研究价值并且是一项具有挑战性的任务。

挑战3 事件图谱构建与补全。如何将获取到的事件和

事件关系所蕴含的知识系统地组织起来,形成事件图谱也面临着许多挑战。首先,事件抽取任务中,事件的表示形式常根据目标应用的差异而有所不同,因此一些已构建的事件图谱的构建中往往具有不同类型和含义的事件节点,难以将事件知识进行广泛的应用与融合。其次,对于已构建的事件图谱的知识体系的构建目前还处于研究的初步阶段,为使构建的事件图谱具有一定的体系结构,对于获取到的事件应进行分类与抽象,但是如何进行事件的抽象,目前的研究还尚显不足。与知识图谱的构建相似,从结构化或半结构化的原始数据中抽取出来的事件以及事件间的关系往往具有大量的冗余、语义冲突甚至是错误。为了保证所构建事件图谱的质量,一方面,需要对所构建的事件图谱中的事件特征与链接特征进行清洗与融合处理,消除事件冗余与冲突;另一方面,需要通过事件图谱中的知识挖掘与推理,对事件与关系抽取时所缺失的属性特征与关系特征进行补全,从而提高事件图谱构建的质量。此外,在构建与补全任务的基础上,如何针对所构建的事件图谱的质量进行客观、标准化的评价,并建立标准化的评价指标体系,这也是目前迫切需要解决的关键性问题。

本文的贡献在于,根据已有的事件图谱构建技术研究现状以及工程应用中面临的实际问题,总结归纳了3个亟待突破的关键性技术挑战,并以此作为本文综述的分类体系,对已有工作进行了回顾和梳理。具体而言,针对挑战1——事件的分类描述与准确抽取,本文梳理了复杂场景下的事件表示与抽取技术,分别从复杂事件的表示、限定域条件下的复杂事件抽取、开放域条件下的复杂事件抽取3个方面进行分类综述;针对挑战2——复合语义特征条件下的事件关系抽取,本文梳理了复杂事件关系抽取技术,分别从事件时序关系抽取和事件因果关系抽取两个方面进行分类综述;针对挑战3——事件图谱构建与补全,本文从事件图谱体系结构、事件共指与融合、知识补全与事件推理3个方面进行分类综述。同时,总结归纳了事件图谱构造相关基准数据集,从针对事件抽取领域的公共数据集和事件关系抽取公共数据集进行分类综述。最后,根据已有工作的研究现状,探讨了事件图谱未来的发展方向。本文总结归纳的关键技术体系如图2所示。

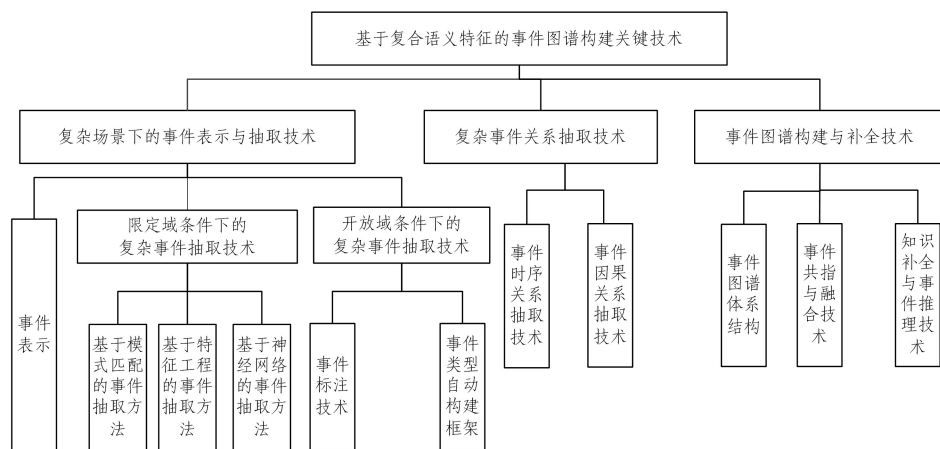


Fig. 2 Key technology system

2 复杂场景下的事件表示与抽取技术

事件作为一种涉及多要素的、动态的复杂知识单元,会因为事件类型、事件载体、具体应用的不同而具有不同的事件表示^[8],这不利于事件知识的广泛应用与融合。因此,复杂场景下的事件表示与抽取任务是事件图谱构建的核心基础,其任务是从自然语言文本中抽取用户感兴趣的结构化的事件,并通过事件类型所对应的事件元素语义角色框架来抽取相应的事件元素,从而更加准确地概括和区分出不同的事件。下面针对复杂场景下的事件表示、限定域以及开放域环境下的复杂事件抽取过程中存在的关键问题和挑战进行分析与综述。

2.1 复杂事件的表示

事件作为一种人们所共识的知识形式,由于其自身的复杂性以及人们需求的不同,目前尚未形成不同领域中的统一定义。Schank等^[1]提出的脚本事件(Scripts)可用来表示人类记忆中的事件情节知识,这些脚本事件由一系列顺序发生的包含元动作的子事件链组成,分为主线场景和分支场景。其中,元动作指每个子事件的核心,Schank进一步定义了11种元动作,每个元动作均表示一种类型的动作,例如,类似“go”“put”等表示物体位置改变的动作都属于“PTRANS”类型;“see”等表示感官参与或感受某种刺激的动作属于“ATTEND”类型。Ding等^[4]提出的事理图谱中,将事件表示为抽象、泛化和语义完备的三元组 $\langle S, P, O \rangle$,其中 P 表示动作, S 和 O 分别表示动作的主体和客体。Li等^[9]用事件主体、事件谓词以及能够代表文章主旨的句子来表示每篇金融报道中的事件。自动内容抽取评测会议(Automatic Content Extraction, ACE)则将事件定义为一个动作的发生或状态的改变,并将事件划分为8种细分的事件类型,进一步细分为33种子事件类型,针对每一种事件类型都定义了不同的事件表示框架。因此,事件的语义表示结构受到事件类型、呈现载体和具体应用3个层面的影响。

不同的事件类型所关注的焦点不同,导致其具有不同的事件语义表示结构。在金融领域, Yang等^[10]为不同类型的金融事件定义了一个包含关键事件元素的表示框架,例如为股权质押事件定义了包含股东名称、质押机构、质押股票

数量、质押起始日期和质押结束日期的事件表示结构。在音乐领域中, Ding等^[11]通过聚类事件种子,自动学习音乐领域无标注文本的事件模式,抽取了包含歌手、专辑和发布日期等要素的音乐事件。在生物医学领域中, BioNLP^[12]定义了生物医学文献中有关NF- κ B蛋白的相关事件,这些事件可分为简单事件和调控事件,其中,简单事件只有一个事件元素,即主体(Theme),调控事件则由主体(Theme)和原因(Cause)组成。而在突发事件的新闻报道中,中文突发事件语料库(Chinese Emergency Corpus, CEC)将事件定义为五元组 $\langle P, O, T, L, D \rangle$,分别定义了事件的主体、客体、时间、地点、触发词5个核心的事件要素。Wang等^[13]考虑到以主体、谓语、客体三元组的形式来表示事件会造成信息丢失,因此采用主体与主体的修饰成分、触发词与相关修饰词,以及客体和客体的修饰成分共同来表示空难事件。

另外,事件表达的载体具有多样性,它不仅可以通过借助文本、图像、音频等不同载体或模态的方式来表达,也可以采用混合模态的组合方式来表达。由于不同的载体对事件的表示能力以及表示方式存在着很大的差别^[8],特别是针对多模态条件下的事件表示成为了目前一个关键的技术挑战。例如, Li等^[14]针对视频语义在表示框架中涵盖了不同层次的语义信息,并能够根据不同的用户背景和需求从不同角度解读和生成事件语义,从而对视频中的深度语义进行扩展。而音频数据事件不同于文本或是视频中的事件,在许多方面都表现出了可变性的特点,即声音事件可能来自各种源头,且声音来源可能是移动的、短暂的、连续的或间歇的,可能具有明显的声音特性,也可能是类似于噪音的背景声音。因此,音频事件检测通常包含两个子任务:分类和定位。其中分类任务指确定音频记录中发生的声音事件的类型,而定位指确定每个声音事件发生的准确的开始和结束时间。Wang等^[15]基于多实例学习框架,对比了5种类型的池化函数用于音频事件检测,发现线性softmax池化函数效果优于其他方法。Cakir等^[16]提出了使用多标签神经网络来检测现实环境中时间重叠的声音事件,逐帧采用频谱域特征作为输入来训练多标签分类的深度神经网络,并利用现实日常环境下的音频记录对模型进行评估,获得的总体准确性达到63.8%。

图像、视频数据能够记录更加详细、丰富的事件动作信息与场景信息,而对于非结构化的文本事件,在写作时常会将事件中的不同元素分散地表述在篇章中不同的地方,文本事件信息的表示与抽取则更加复杂,且不同的研究应用对最终事件表示的影响也不相同。例如,哈工大社会计算与信息检索研究中心构建了一个面向金融领域的事理图谱,其中包括超过 150 万个事件节点和 180 万条有向边,且在事理图谱中常用谓词短语的形式来表示事件。另外, Yu 等^[17]针对智能化交通场景中动态事件的语义表达方法不具有通用性的问题,提出了一种描述交通场景中动态事件的本体结构,该本体结构以分层的形式由下至上分别定义了对象本体、场景本体、对象间的相互关系、对象与场景的相互关系、场景间的相互关系等概念。

2.2 限定域条件下的复杂事件抽取

一般地,针对限定域的复杂事件抽取技术可分为 3 种类型:模式匹配方法、基于特征工程的方法和基于神经网络的方法。

1) 基于模式匹配的事件抽取方法:常应用于工业应用中,它将待抽取的句子和已定义的模板进行匹配^[18-21],因此,该方法准确率较高,但往往依赖于具体领域,可移植性较差,召回率低。而针对召回率低的问题通常有两个解决方案:一是使用半自动方法来构建触发词字典^[22-24],二是将统计方法和模式匹配方法^[25]进行混合形成新方法。Qin 等^[22]进一步提出了基于自动触发词扩展的事件类型识别方法,并在哈工大 TongYiCiLin 语料库的基础上扩展事件的触发词,以解决数据不平衡问题,然后结合词汇特征、上下文特征和语料库信息来抽取事件,提高了小规模语料库的分类精度。Ding 等^[23]提出了一个自动构建事件类型范式的 ETD(Event Type Discovery)算法,将具有相似含义或用法的一组触发词视为相同的事件类型,进而通过触发词集群来发现事件类型。Chen 等^[24]则采用触发候选词频率(TCF)和触发事件类型频率(TETF)来估计动词作为触发词的概率,进而过滤和扩充已检测出的触发词库。Liao 等^[26]将模式匹配与统计模型结合在一起进行模型训练,通过构造一个基于最大熵的分类器,实现了将 ACE 训练语料库中的事件的触发词和参数组成序列特征来构建事件模式。

2) 基于特征工程的事件抽取方法:特征工程是机器学习的一种经典方法^[10, 26-32],它将事件抽取任务转化成一个多分类问题,通过将文本的语义特征输入到分类器中进行训练,从而抽取相关事件的特征要素。Ahn^[27]将事件抽取任务分解为 4 个阶段的多分类子任务,其中包括:(1)事件触发词分类,判断词语是否为事件触发词和事件类型;(2)事件元素分类,判断实体词语是否为事件元素;(3)事件属性分类,判断事件属性;(4)事件共指消解,判断两个事件实例是否属于同一事件。随后, Ahn 将语句中的句法特征、实体特征、词汇特征和字典特征作为模型的输入,采用 Timbl 和 MegaM 模型进行分类,从而实现了触发词的分类子任务;进而利用事件类型、触发词特征、实体特征以及句法特征完成了事件元素分类子任务。

在此基础上,一些基于特征工程的事件分类方法纷纷被提出,例如, Li 等^[31-32]提出了一个基于结构预测的事件抽取联合模型,从全局特征和整体结构中同时抽取所有的事件

信息,避免了误差传递导致的性能下降。Yang 等^[10]综合利用句子级特征和文档级特征抽取事件,其中,句子级特征采用 BiLSTM+CRF 模型抽取事件触发词和事件元素,文档级特征通过一个卷积神经网络得到表达文档核心事件的触发词。Ji 等^[28]利用相关文档集中具有相同类型事件的相似触发词的分布特征,对每个触发词模板和事件元素模板进行扩充和过滤。Björne 等^[25]建立了一个基于手动注释的训练数据自动学习模型,有关句子的信息都被转换为多个描述文本中特定方面的特征,并构造分类器将所有这些特征之间的关联关系进行分类,进而抽取事件。

3) 基于神经网络的事件抽取方法:自然语言处理工具容易造成误差,因此,如何利用深度神经网络直接从文本中获取事件的富语义特征并进行事件的自动化抽取成为了目前的研究热点^[33-35]。

卷积神经网络能有效捕捉输入序列的局部特征。Nguyen 等^[36]构造了包含 3 种特征信息的词嵌入向量表,即捕获语义和句法特征的词嵌入表、捕获当前词相对位置特征的位置嵌入表、捕获实体和实体类型特征的实体类型嵌入表,然后将构造的词嵌入表拼接输入多尺寸卷积神经网络中得到当前词的隐藏表示,并最终预测事件触发词和事件类型。Chen 等^[34]提出传统 CNN 可能会在池化过程中损失针对事件不同要素的有用信息,因此提出了一种动态多池化的卷积神经网络(Dynamic Multi-pooling Convolutional Neural Network, DMCNN),如图 3 所示。

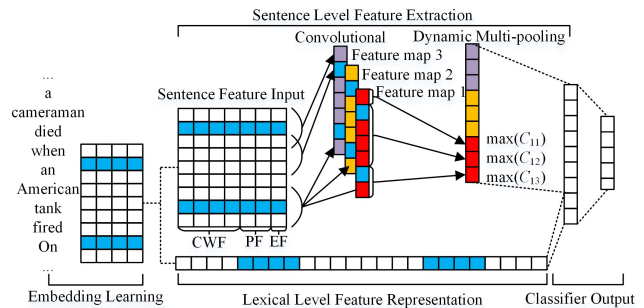


图 3 动态多池化卷积神经网络抽取事件元素^[34]

Fig. 3 Dynamic multi-pooling convolutional neural network to extract event elements^[34]

与传统 CNN 不同, DMCNN 按当前词的位置或当前词与触发词的位置,将卷积后得到的特征向量分成两部分或三部分分别池化,从而更最大限度地保留了有用信息。

Feng 等^[37]提出利用循环神经网络(Recurrent Neural Networks, RNN)进行事件检测,取得了较好的性能,但并没有充分考虑到循环神经网络在事件元素抽取阶段的效果。为了更好地考虑事件内部结构和各个元素间的关系, Nguyen 等^[38]将联合抽取模型与 RNN 相结合,利用带记忆的双向 RNN 抽取句子中的特征,并联合预测事件触发词和事件元素,进一步提升了抽取效果。Lai 等^[38]则进一步将事件检测公式化为多次学习问题,从而将事件检测扩展到新的事件类型。同时,其通过所提出的两个新颖的损耗因子,与支持集中的示例相匹配,从而为模型提供了更多的训练特征,这些训练结果也可以应用到基于度量的学习模型之中。相关工作总结如表 1 所列。

表1 限定域事件抽取工作总结

Table 1 Summary of work on restricted domain event extraction

(单位:%)

参考文献	方法/模型	针对的问题	数据集	评测任务	模型表现		
					Precision	Recall	F1
Feng et al. [37]	HNN	BiLSTM 和 CNN 为句子中的每个单词提供连续表示,用于检测句子中的事件触发词并指明事件类别	ACE 2005	触发词识别	80.8	71.50	75.90
			English	触发词分类	84.6	64.90	73.40
			ACE 2005	触发词识别	74.2	63.10	68.20
			Chinese	触发词分类	77.1	53.10	63.00
			ERE Spanish	触发词识别	81.4	65.20	71.60
				触发词分类	66.3	47.80	55.50
Chen et al. [34]	DMCNN	提出了一种动态多池卷积神经网络(DMCNN),它根据事件触发器和参数使用动态多池层来保留更多的关键信息	ACE2005	触发词识别	80.4	67.70	73.50
				触发词识别及分类	75.6	63.60	69.10
				事件元素识别	68.8	51.90	59.10
				事件元素识别及角色分类	62.2	46.90	53.50
Yang et al. [39]	PLMEE	通过编辑原型自动生成标记数据并通过对质量进行分级来筛选出生成的样本的方法	ACE2005	触发词识别	84.8	83.70	84.20
				触发词识别及分类	81.0	80.40	80.70
				事件元素识别	71.4	60.10	65.30
				事件元素识别及角色分类	62.3	54.20	58.00
Lu et al. [40]	Delta Learning	提出了一种 Delta 学习方法,它可以抽取知识和泛化知识用于事件检测	ACE2005	触发词识别及分类	76.3	71.90	74.00
			KBP2017	触发词识别及分类	62.3	53.77	57.72

2.3 开放域条件下的复杂事件抽取

由于限定域事件抽取任务受限于人工标注训练数据昂贵的生产成本、覆盖事件类型有限以及样本数据量不足等,其很难被用于大规模知识库的构建,因此越来越多的学者开始关注开放域条件下的复杂事件抽取。开放域事件抽取指不限定事件类型的事件抽取任务,此类任务试图解决以下两个方面的问题:1)需要为事件生成或寻找现有知识库中的事件类型框架;2)需要自动化标注生成大规模和高质量的训练数据集。考虑到利用远程监督算法来实现关系抽取任务中的训练数据自动标注已被多项研究工作证明有效^[41-44],借鉴相同的思想,许多研究也试图采用远程监督的方法为事件抽取任务标注训练数据。

但是,采用远程监督方法自动标注事件数据也存在两方面的问题:1)事件信息通常分布在一篇文档的多个句子中,导致要在一句话中找到结构化知识库中所对应的一个事件的全部事件元素十分困难;2)结构化知识库中通常采用某种抽象结构来表示事件,例如 Freebase 中采用复合值类型 CVT 来代表事件,所有的事件元素都与 CVT 类型的编号相关联,这与关系抽取任务中的标注策略存在明显差异,即可以在文本中直接找到一个事件的实体用来关联其他的事件元素。为了解决上述问题,Chen 等^[24]提出了一种包含 4 个模块的自动标注训练数据方法,如图 4 所示。

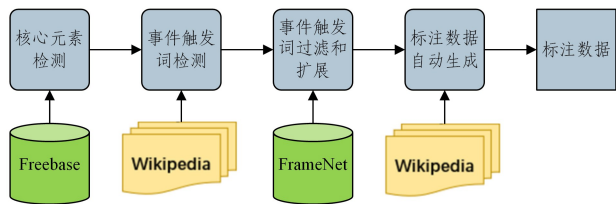
图4 大规模事件抽取自动标记数据生成^[24]

Fig. 4 Automatic tagging data generation for large scale event extraction

每种事件类型的论元排序,并从中选出每种事件类型的关键论元;触发词检测模块(Trigger Word Detection)采用不同类型事件中所对应的关键论元来标记 Wikipedia 中可以用来表达事件的文本,并选出包含某一类事件中所有关键论元的句子作为表示该类事件的句子,然后用这些句子来选择触发词;触发词过滤和扩展模块(Trigger Word Filtering and Expansion)使用词嵌入将 Freebase 中的事件映射到 FrameNet 框架中,并过滤掉那些在相应框架中不存在但在上一步选出的候选触发词和动词,并利用框架中具有高置信度的名词触发词来扩展相应事件的触发词词典;自动标记的数据生成模块(Auto Labeled Data Generation)采用软远程监督的 SDS 方法来自动生成训练数据,即找出包含触发词和所有关键论元的句子,并将该句子中出现的其他论元根据相应事件类别选择性地标记为相应角色,从而实现标记数据的自动生成。

Yang 等^[10]通过远程监督方法对大量的金融事件数据进行了自动标注,并从中抽取出了股权冻结、股权质押、股权回购和股权增持 4 类金融事件。该研究首先从知识库中获得结构化数据,然后通过匹配的方式来实现文档数据的标注,其中包含对应事件元素最多的句子被视为文档表达事件的正样例,并将该事件中出现的元素标记为相应的角色值。Yang 等将事件抽取分为句子级事件抽取和文档级事件抽取两个阶段。在前一阶段中,将每条句子的字向量序列通过一个由双向 LSTM 网络和 CRF 组成的标注器,从而获取到包含触发词和相应事件元素的标注序列,然后将每篇文档中所有的句子通过一个卷积神经网络来判断当前句子是否为关键事件,如果是,则从包含关键事件的上下文事件中寻找缺失的事件元素用于事件补全。

另外,目前一些研究关注自动构建事件模板生成策略,即对于给定的事件类型抽取包含指定事件元素槽的事件模板^[45-51]。Nguyen 等^[47]于 2015 年提出了一个生成模型用于归纳事件模板,该模型的指导思想是在同一种事件类型中,相同角色对应的实体具有相似性。例如在恐怖袭击事件中,作为“kill”或“attack”这类动词的宾语实体通常扮演受害者的

其中关键论元检测模块(Key Argument Detection)为

角色。因此,将具有相同主题事件的文档进行聚类后,抽取符合特定句法依赖条件的集合,且生成槽的分布满足所抽取到的实体概率分布所得到的自动生成的槽。具体地,该模型将每个实体视为一个三元组,包含主词 h 、属性词列表 A 和触发词列表 T 。其中,主词 h 为句子中的名词短语,触发词列表 T 由与主词形成动宾依赖关系的动词组成,属性词列表由修饰主词或触发词的形容词或副词组成。针对构成实体 e 的每一个三元组,模型首先依据均匀分布 $uni(1, K)$ 为实体分配槽 s ,主词 h 由多项式分布 π 生成,每个触发词由多项式分布 φ 生成,每个属性词由多项式分布 θ 生成。 π, φ, θ 分布分别由满足 Dirichlet 先验分布的 $dir(\pi), dir(\varphi), dir(\theta)$ 生成,模型的平面示意如图 5 所示。在此基础上,Liu 等^[52]进一步提出了一种改进的隐变量神经网络模型,最终得到的实体集 E 的概率分布如下:

$$P_{\pi, \varphi, \theta}(E) = \prod_{e \in E} P_{\pi, \varphi, \theta}(e) \quad (2)$$

$$P_{\pi, \varphi, \theta}(e) = P(s) \times P(h|s) \times \prod_{t \in T_e} P(t|s) \times \prod_{a \in A_e} P(a|s) \quad (3)$$

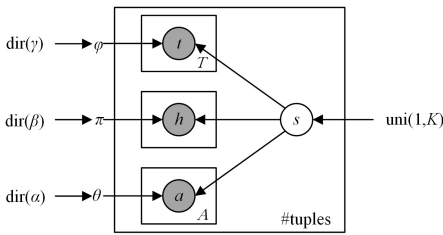


图5 模型平面符号示意图

Fig. 5 Schematic diagram of model plane symbols

另外,Ding 等^[23]基于触发词聚类提出了一个事件类型自动构建框架。根据谓词-元素模型^[53]抽取句子中的语法依赖关系,当主语谓词关系和动词宾语关系中的动词一致时,将该动词抽取为触发词。同时,模型采用一些启发式规则和排序算法来过滤掉一些噪声词。首先细分动词,将中文动词的语法角色分成 8 个子类。然后根据候选触发词在相应领域中的分布,计算在不同语料条件下的关联程度得分,并保留前 N 个候选触发词。最后,进行触发词的聚类以及事件类型的范例构建。具体操作如下:首先,根据 HowNet 提供的语义原信息计算触发词间的相似度;其次,为了解决词的语义依赖与多义性问题,模型根据触发词所在句子中的上下文信息来计算相似度;最后,根据触发词的语义距离来聚类触发词,将每一个触发词聚类为一种触发词类型后,利用所有的事件类型来构建事件类型范例。在此基础上,Ding 等进一步构建了一个从海量无标记文档中抽取事件,再构建事件类型框架的自底向上的事件抽取系统^[11],利用事件触发词聚类来自动地构建事件类型模板。该方法首先找到少量指定类型事件下的文档,利用哈工大 Chen 等提出的依赖解析器^[54]抽取候选事件触发词和候选事件种子实例,之后根据种子间的语义距离来聚类事件种子,并采用启发式规则和排序算法来滤掉一些包含信息量较少的种子,从而通过搜索引擎找到并识别大量包含种子词的文档。而在模式学习部分,通过依赖解析器对搜索到的事件实例进行词性标注和命名实体标注,并将所有命名实体都替换为槽标记,将所有的事件实例都转化为事件实例模式,随后依据改进的最长公共序列算法,将事件实例转化

为更为通用的泛化模式。

最后,在聚类事件触发词构建事件类型的表示框架中,该模型采用基于谓词和其他元素的直接句法关系的谓词元素模型表示事件,当主谓结构和谓宾结构的动词相同时,将该动词的主谓宾三元组结构抽取作为一个候选事件种子实例,并将事件种子根据它们的语义距离聚类,每个聚类代表一类事件。此外,该模型将中文动词根据语法角色分为 8 个子类,由于过滤掉了那些不作为事件触发词的动词,例如时态动词或系动词等;同时,通过搜索得到大量包含事件种子词的文档,通过词性标注和命名实体标注,替换句中的命名实体为槽构建事件实例模式,再将事件实例模式集合通过一个软模式学习算法得到泛化的事件模式,从而实现了模式的模糊匹配。

Huang 等^[55]针对无标注信息的事件提及(含有表示事件信息的句子),提出了一个基于零样本迁移学习的神经网络框架,用来识别事件并对事件进行分类。该模型将知识库中的事件本体结构化信息投影到一个统一的语义空间中,再将未知类型事件提及的结构化表示投影到一个统一的语义空间中,将具有高相似性的事件类型表示作为一个未知事件提及的类型。该框架的理论依据是一个事件结构的语义,采用系统可预测的方式来将其概括和映射到相应事件提及的结构中。

另外,考虑到有监督方法存在的不足,基于无监督策略从大量无标记数据中抽取事件的方法也受到了广泛关注^[46,48,56]。例如,Cheung 等^[46]考虑到相关事件通过彼此靠近的倾向来描述更大的场景,根据框架的形式化概念描述,提出了一种基于概率的框架归纳方法,将框架、事件和参与者作为潜在的主题对象,从中学习到可解释的文本框架和事件事实,实现了相关事件参与者与不同事件间的转换,从而减少了工程的工作量。Huang 等^[48]结合符号和分布语义来检测和表示事件结构,并提出了一种全新的“自由”事件提取范例,采用联合框架来同时提取事件类型和参数角色并挖掘事件模式,从而实现事件提取,并从不同输入语料库中发现潜在的事件模式。Qin 等^[22]将训练语料中的事件触发词称为种子触发词,从而提出了一种触发词扩充算法来扩充训练数据。每一个种子触发词对应一种事件类型,但由于训练数据有限,每种事件类型下的种子触发词不足,因此采用同义词词林,并设定阈值来扩充种子触发词。并且在事件检测阶段,采用基于最大熵模型的二分类器来判断包含种子触发词的事件提及是否为该种子触发词对应的事件类型。

针对开放域文本来抽取结构化事件,Ding 等^[57]将事件表示为如下四元组: $E = (O_1, P, O_2, T)$ 。其中, P 表示动作; O_1 表示动作的参与者; O_2 表示执行动作的对象; T 是时间戳,用来进行数据对齐。根据上述定义,进一步采用文献^[58]提出的 ReVerb 方法来抽取事件候选元组 (O_1', P', O_2') ,再根据文献^[59]提出的 Zpar 方法来解析句子,抽取句子中的主语、谓语和宾语,然后筛选出分别包含主语、谓语和宾语的候选元组 (O_1', P', O_2') 。该方法可用于处理存在大量冗余报道的新闻大数据,并从中抽取具有高召回率的重大事件。

Li 等^[60]针对单语言和双语言的文本语句,将其构造为句子排名和语义角色标记任务,通过文本对齐的方式,采用半自动方式生成事件的参数注释,并利用事件触发器来挖掘新的

事件类型。Liu 等^[52]将开放域事件抽取任务定义为不限定事件类型的事件抽取任务,且该任务由模式归纳和事件抽取两个子任务组成,前者生成给定的事件类型框架,后者从一组文

本中识别事件。综上,本文对开放域复杂事件抽取,以及自动标注数据和事件框架生成的主要方法和性能进行总结,如表 2、表 3 所列。

表 2 开放域事件抽取任务与性能对比分析

Table 2 Open domain event extraction task and performance comparison analysis

参考文献	方法/模型	针对的问题	数据集	评测任务与模型表现					
				事件类型识别/%			事件元素识别/%		
				P	R	F1	P	R	F1
Qin et al. ^[22]	自动扩展触发词的事件类型识别方法	基于同义词词林知识库识别事件类型	ACE2005	69.29	54.86	61.24	—	—	—
Chen et al. ^[24]	混合方法	(1)关键论元检测;(2)触发词检测;(3)触发词过滤和扩展;(4)自动标记的数据生成	selected 21 Freebase events	88.90	—	—	85.40	—	—
Huang et al. ^[55]	Transfer 方法	将零样本学习框架用于未知事件类型事件抽取	ACE2005	75.50	36.30	49.10	16.10	15.60	15.80
Yang et al. ^[10]	远程监督方法	(1)数据生成:通过远程监督的方式标记数据,生成句子级和文档级的标注数据 (2)事件抽取:先后进行句子级别以及文档级的事件抽取	2976 篇上市公司公告,句子级抽取	—	—	—	91.22	92.62	91.89
			2976 篇上市公司公告,篇章级抽取	—	—	—	82.66	64.32	71.78

表 3 自动标注数据及事件框架生成工作总结

Table 3 Summary of automatic annotation data and event frame generation work

参考文献	方法/模型	针对的问题	数据集	评测任务与模型表现/%		Schema Matching/%		
				F-Measure	Purity	Precision	Recall	F1
Ding et al. ^[23]	PAC	触发词聚类方法开发事件类型发现算法	ACE2005	69.57	70.24	—	—	—
			Financial News (个人数据集)	74.42	76.18	—	—	—
			MusicalNews (个人数据集)	75.08	80.28	—	—	—
Ding et al. ^[11]	BUEES	利用事件触发词聚类自动地构建事件类型模板	ACE2005	69.57	70.24	—	—	—
			Financial News(个人数据集)	74.42	76.18	72.70	50.70	59.70
Liu et al. ^[52]	ODEE-FER	针对开放域事件抽取任务,构建了一种潜在变量神经网络模型	MusicalNews(个人数据集)	75.08	80.28	51.30	45.90	48.50
			GNBusiness 数据集(从谷歌商业新闻中爬取的新闻报道,语料库作为 GNBusinessText 发布)	—	—	43.40	58.30	49.80

3 复杂事件关系抽取技术

一般地,事件不仅包含不同层次的子事件,同时,不同的事件之间还存在着时序、因果和共指等多种类型的逻辑关系,这些关系事件图谱用来构建事物演化发展规律的重要组件。由于目前业界尚未有事件关系抽取的公开评测数据集,相关研究还处于针对事件之间存在的显式或隐式关系抽取的探索阶段。为了更好地把握当前该领域研究的前沿与进展,本文对事件间存在的复杂关系抽取相关工作的研究进展进行综述。

3.1 事件时序关系抽取

事件间的时序关系是指具有语义相关性的事件之间在时间维度上的相互关系。事件时序关系在 NLP 领域的许多任务中都有重要的研究价值,例如,在问答系统中回答或预测某一事件何时发生、某一状态是否仍在保持等问题均需要事件时序关系的支持;另外,在多元文档摘要问题中,为了表示和融合不同来源的多文档对同一事件的报道,需要理清不同事件

之间发生的时间顺序。Pustejovsky 等^[61]提出了一个事件时序关系的标注体系 TimeML,并对新闻语料中的事件、发生的时间以及事件之间的序列关系进行标注。其中,TimeML 将事件发生的时间定义为时间点、时间区间或持续时间 3 种类型;同时,TimeML 定义了用于表示标注元素间的时序关系、从属关系和方面关系这 3 种类型的链接。而时序关系又进一步细分为 13 种关系类型,如之前(before)、之后(after)、包括(contains)、被包括(isincluded)、保持(holds)、同时(simultaneous)、连续之前(immediately before)、连续之后(immediately after)、标识(identity)、开始(begins)、结束(ends)、开头(begunby)、结尾(endedby)。随后,Pustejovsky 等基于 TimeML 标注了目前使用最为广泛的事件时序关系语料库 TimeBank^[62]。在此基础上,国际语义评测大会 SemEval 从 SemEval-2007 开始将事件时序关系抽取任务加入到评测比赛中,在 SemEval-2013 时序评估任务(TempEval)中,将完整的事件时序关系抽取任务定义为从文本数据中抽取事件(event)和时间表达(timex),标识具有时序

链接的标注元素对 (event-event 或 event-timex 或 timex-timex), 并对这些时序链接对进行分类。因此, 许多研究将时序关系抽取任务的重点放在时序关系的分类上, 一些传统方法基于事件时态、极性、类别等特征, 采用逻辑回归或支持向量机等机器学习模型构造时序关系分类器^[63-69]; 同时, 还有一些研究结合规则和分类器相混合的方法对时序关系分类^[70-72], 但是特征构造与人工规则定义的限制性也限制了这些研究的发展。

近年来, 基于深度学习的方法为文本的分类提供了端到端的处理能力, 特别是基于循环神经网络^[68, 73-80]以及卷积网络^[81]来构造分类器, 在降低了对外部资源的需求的同时, 提高了整体的分类性能。例如, Chambers 等^[69]提出了一种基于两阶段机器学习的框架来挖掘事件对之间的时序关系。其中, 第一阶段学习单个事件描述的时序属性, 例如时态、语法, 将其中不完善的猜测与其他语言特征相结合; 第二阶段主要对两个事件之间的时序关系进行分类。该方法在 TimeBank 语料库上对时序关系分类的准确率达到 59.43%。为了进一步提升事件时序关系分类的性能, Meng 等^[76]提出了一种基于 LSTM 的检测算法, 该算法采用语法相关性来检测文本中的各种时间关系。Cheng 等^[74]采用具有依赖路径的 Bi-LSTM 作为事件时间关系分类的输入。Zhang 等^[68]提出堆叠多层 Bi-LSTM 可以捕获不同层次的句子特征, 他们堆叠了多个 Bi-LSTM 网络, 每一层的输入为之前所有层的输出的拼接。该模型在 TimeBank^[71]语料库上对之后、之前、同时、包括、被包括、未知 5 种时序关系的分类 Macro-F1 和 Micro-F1 值分别达到了 34.8 和 54.8。

3.2 事件因果关系抽取

事件因果关系可表示为两个事件(A, B)之间存在着逻辑依赖, 且事件 A 可表示为事件 B 发生的原因, 而事件 B 则表示由于事件 A 发生而导致的结果。Zhao 等^[82]进一步将因果关系分成常识因果与本质因果两种类型, 其中, 常识因果关系可通过基于词性分析、句法分析、因果关系模板, 直接从海量的社交媒体文本中挖掘到; 而本质因果关系则是在常识因果关系的基础之上, 经过统计、推理过程才能得到的知识。目前, 获取本质因果关系的方法主要可分为随机对照实验法、准实验设计法、虚拟事实模型和图模型这 4 类。

Luo 等^[83]提出了一种基于统计的因果强度计算方法, 其中, $f(i, j_c)$ 表示单词 i 出现在原因中且单词 j 出现在结果中的频数, 从而可以利用最大似然估计得到单词 i 作为单词 j 的必要条件概率和单词 i 作为单词 j 的充分条件概率, 再将计算得到两个概率的加权几何平均数作为当前两个单词的因果强度值, 最后组合两个事件中包含的所有单词的因果强度作为最终事件间的因果强度。

此外, Zhao 等^[84]提出了一种受限隐朴素贝叶斯模型来抽取句子中的因果关系, 为了避免隐朴素贝叶斯模型的过拟合问题, 该模型将句法特征、位置特征、语境特征和因果连接词类别等特征进行了融合处理, 并提取出了多种候选关系对,

使用不同分类方法来判断这些关系对是否属于因果关系。同时, Zhao 等^[85]针对大量的新闻标题, 利用规则模板使用规则 (Pattern, Constraint) 来匹配因果事件的因果 eventmention, 同时, 采用句子中有序的 (动词, 名词) 对, 来识别语句中存在的显式因果关系。

Kruengkrai 等^[2]提出了一个多层的深度卷积神经网络 MCNN, 并从 Why-QA 语料库中的文本进行检索, 找出包含事件对的文本以及一些因果关系线索的句子输入 MCNN 模型中, 实现事件因果关系的判断, 如图 6 所示。

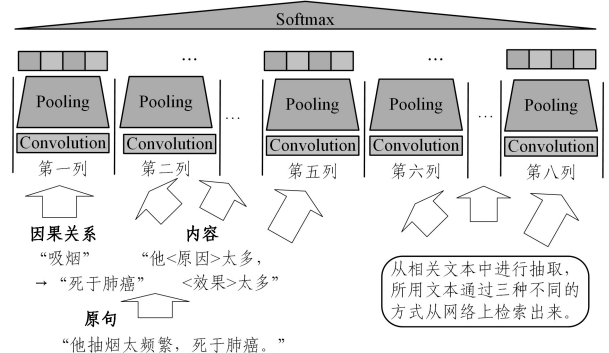


图 6 MCNN 模型的框架示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the framework of MCNN model

例如, “global warming worsens” 和 “typhoons strengthen” 两个事件, 如果需要判断二者间是否存在因果关系, 可以先构建一个 Why 的问句, 即 “typhoons strengthen” -> “Why do typhoons strengthen”, 然后, 从大规模语料库中检索出包含这两个事件的句子作为答案的线索, 但是找到的线索噪声是非常强的, 并非所有的包含这两个事件的句子中都存在表达这两个事件的因果关系, 因此利用 MCNN 模型进行降噪处理, 从而找出合理的表示事件因果关系的线索来判断因果关系的存在。

Mirza^[86]提出了一种基于注释的方法来发现事件之间存在的不同类型的因果关系, 特别是时空因果关系, 即具有时间约束的因果关系。Kadowaki 等^[87]提出了一种因果关系标注策略, 让每个分类器单独预测标签, 收集多个分类器的输出后, 由多数表决投票策略来决定最终的标签类别。Radinsky 等^[88]从维基百科中爬取了 1851 年—2010 年期间的文档作为数据集, 并采用规则策略, 利用因果连接词、因果介词、表示因果关系的动词以及句子中存在的因果连接词等特征词来抽取事件间的因果关系以及因果事件对。其中, 因果事件对可以表示为一对句子, 一个标记为原因句, 另一个标记为结果句。通过 WordNet 来获取句子中触发词的词根形式, 采用词性标注工具标明词性以及动词的类别, 再利用基于 VerbNet 的模板来标注相关的语义角色, 并利用基于维基百科对事件中的实体进行消歧, 以文章发布的时间作为事件时间, 并构建出因果事件对, 生成因果关系图。因此, 因果事件预测可分为两个主要步骤: 1) 在因果关系图中根据原因事件, 来检索与原因事件相匹配的所有相似节点; 2) 将节点规则应用于事件预测, 实现对结果事件的预测。综上, 事件因果关系抽取工作总结如表 4 所列。

表4 事件间因果关系抽取研究工作与性能对比

Table 4 Research work on inter-event causality extraction and their performance comparison

参考文献	方法/模型	针对的问题	数据集	评测任务与模型表现/%				
				Accuracy		Precision	Recall	F1
				Event-Event	Event-time	Event-Event		
Mirza ^[86]	TRelPro	提出了一种注释方案来发现事件之间因果关系的不同类型	TimeBank+ AQUAINT	48.28	73.82	—	—	—
			TimeBank+ AQUAINT + inverse relations	47.77	74.45	—	—	—
			TimeBank+ AQUAINT + inverse relations + transitive closure	46.39	74.45	—	—	—
Tian et al. ^[89]	BERT+ LSTM+ CRF	提出了一种联合模型用于发现事件自变量与两个或多个事件之间的潜在关系	ACE2005(实体)	—	—	89.46	92.88	91.14
			ACE2005(触发词)	—	—	86.93	91.24	89.03
			ACE2005(事件元素)	—	—	73.59	77.58	75.53
Radinsky et al. ^[88]	构造因果关系树数据结构	提出通过构造一种包含泛化的因果关系树的数据结构来预测指定原因的结果事件	从维基百科中爬取了1851—2010年期间的文档作为数据集	—	77.00	—	—	—
Chambers et al. ^[69]	两阶段机器学习架构	提出了一种针对时序关系分类的神经网络模型	TimeBank	—	59.43	—	—	—
Mani et al. ^[66]	GTag+ closure+ ME-C	采用语义推理来解决数据稀疏性问题	TimeBank	53.84	67.37	—	—	—

4 事件图谱构建与补全

事件图谱的构建是在扩展知识图谱的基础上来获得更大粒度的知识表示。在早期,一些学者利用词的共现关系来构建事件图辅助事件检测,如 Li 等^[90]采用 HOTSPOOT 方法来挖掘微博数据中能够描述事件的热词,并检测出有异常变化的核心词,从而构造出核心词以及核心词之间的共现图,随后利用社区检测算法检测出核心词所形成的社区来表示一个事件。还有一些学者借助其他知识源,将事件层次化并组织成树形结构。如 Ye 等^[91]借助 WikiHow 定义了 500 个事件,并应用概念自动发现方法从 YouTube 中进行查询并返回相应事件名称中的视频标签,从中发现特定的事件概念;同时,将事件及其特定概念按照 WikiHow 定义的层次结构进行组织并形成概念库 EventNet。Espinosa 等^[92]则利用 LifeNet 中的时态节点来创建事件关联网络 EventNet,在此基础上,设计一组算法对某一事件可能产生关联的前驱事件或后续事件进行预测,计算出两个不同事件之间的路径和关系推断等,并将其应用到了降低消费者电子界面的复杂性、厨房调度优化以及综合日历/待办事项优化列表中。Wang 等^[93]提出了一种构建航空事故因果事件演化图的过程和方法,该方法通过分析提取事件的主谓宾结构作为事件的表示,并在有效提取因果事件对的基础上,生成每个事故的因果链,然后,将其与领域本体映射,从而构建出因果事件的演化图。但是在事件图谱构建过程中,仍然存在着如下问题:1)目前一些研究工作构建的事件图谱是扁平化的,事件的表示与组织还没有形成一定的知识体系,不利于事件图谱的管理、维护以及图谱的应用;2)采集到的事件数据中存在着大量的冗余与冲突,需要对事件进行清洗与融合处理;3)利用已有的事件以及事件之间的关系进行知识挖掘与推理,并对事件与关系抽取时所缺失的属性特征与关系特征进行补

全,从而提高事件图谱构建的质量。本章针对上述挑战,详细介绍目前相应的研究进展和问题。

4.1 事件图谱体系结构

事件图谱体系结构指对抽取到的事件知识进行描述的本体结构,这种本体结构使得事件图谱在不同的事件之间、事件和实体之间不仅有横向的由此及彼的关联,还有纵向的由特殊到一般或由一般到特殊的关联。因此,它对事件图谱构建、管理和应用起着不可或缺的作用。由于传统的知识图谱以〈实体-关系-实体〉为单元来组织知识,知识描述的粒度是以实体为核心进行细粒度的描述;而事件图谱则是以〈事件-关系-事件〉结构来构建一个以事件为知识单元的大粒度的知识表示,且事件内部各要素之间包含着更为复杂的内在联系,传统本体所使用的概念模型难以反映出复杂事件中所具有的层次性和复杂性的语义信息。

其次,事件往往是一个动态的演化过程,其状态始终在变化的过程中,并且传统的事件只是作为概念或者关系的一种类型,采用表示概念的方法来表示事件类,则会忽视事件类的动态特性;而采用表示关系的方法来表示事件类,则会忽略事件的其他要素。类比知识图谱中本体层的构造^[94],事件图谱体系结构包括 3 个方面的核心内容:领域概念抽取、分类体系构建、概念属性和关系的抽取。其中,领域概念抽取的目标是从文本数据中抽取构建知识体系所需的关键元素,包括实体或触发词类型名、属性名和关系名等,这些关键元素被称为该领域的术语。Liu 等^[95]将事件形式化定义为一个六元组,由动作、对象、时间、环境、断言、语言表现 6 个要素组成。为定义事件本体模型,他们提出了事件类,即具有共同特征的事件的集合。事件本体模型定义为三元结构(ECS, R, Rules),其中, ECS 为所有事件类的集合, R 为事件类之间关系的集合, Rules 为逻辑语言表示的部分事件与事件间的转换与推理规则。Liu 等^[96]在对事件和事件关系进行定义的

基础上,扩展了现有的 Web 本体语言 OWL,提出了一个基于事件的描述逻辑 EDL,并将事件的构造函数和公理的语义特征直接映射到 EDL。

构建分类体系本质上是要获取不同概念之间的继承与依赖关系,语言学上也称之为上下位关系。事件间包含 3 种形态的上下位关系:

1)事件论元之间存在的上下位关系所导致的事件上下位关系。Zhao 等^[85]使用 WordNet 和 VerbNet 中的名词和动词上位词替换事件图谱中具体事件节点的事件元素,再统计初步泛化后事件中的高频共现词对作为相应事件的抽取表示,若两个具体事件中有边相连,则抽象事件间也存在一条对应的边,如图 7 所示。

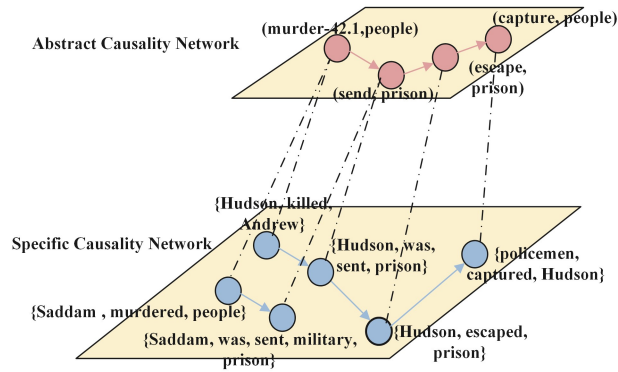


图 7 元素上下位关系导致事件上下位关系

Fig. 7 Elemental contextual relationships lead to event contextual relationships

2)事件的类型之间存在着上下位关系。例如,在 Ding 等^[4]构造的事理图谱中,事件之间存在两种上下位关系,即名词性上下位关系和动词性上下位关系。其中,动词性上下位关系以事件触发词本身在 VerbNet 中存在的从属关系为分类依据划分事件间上下位关系,由于触发词为划分元事件类型的核心要素,因此这种划分方法实际是将事件按事件类型划分为上下位关系,如图 8 所示。

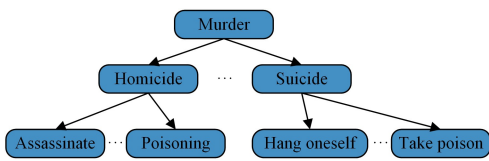


图 8 事件类型间上下位关系

Fig. 8 Subordinate relationships between event types

3)事件本身存在着层次性,事件 A 是事件 B 某个细粒度展开后的某个环节。例如,“汶川地震”事件中包括了实时灾情、各方捐助、英雄事迹等不同侧面的子事件信息。Hua 等^[97]将事件按故事线、事件类型和话题逐层细化为 3 个层次,提出了一种自动生成故事情节的有监督的层次贝叶斯模型。Zhou 等^[98]提出了一个双层故事情节生成框架,该框架第一层利用最小支配集算法和所提出的整数线性分类算法来生成具有最高故事线一致性的灾难事件故事情节,第二层结合最小支配集和斯坦纳树的方法来获取受灾害影响特定区域的故事情节。在此基础上,Zhou 等^[99]进一步提出了一个改进框架,该框架通过基于地理信息的聚类方法将文档划分为

不同的本地文档集;在第二层对每个局部文档集采用嵌入字的方法来构造多视点属性图(MVAG),并通过求解斯坦纳树来实现局部区域内故事线的生成优化。Li 等^[90]抽取微博的核心词,并依据核心词的共现关系来构建网络图,再利用社区检测将微博文本划分为多个细粒度事件,结合 DBSCAN 与 LDA 算法将含有相同主题的事件聚成簇,组装成故事,最后将事件树构成有向无环图,将该图的最大生成树作为事件脉络。

4.2 事件共指与融合

由于文本中对事件的表述通常分散在不同的位置,甚至对于同一事件的表述可能存在于多篇文档中。例如,在新闻报道中,对于同一个新闻事件可能存在有多篇相关的新闻报道,或者在同一篇新闻中通过不同维度来描述和报道同一个新闻事件^[10]。因此,为了降低事件信息存在的冗余性与不完备性,需要对所抽取到的事件进行指代消解和共指融合。目前,事件共指消解与融合任务主要分为以下两类工作:1)找出文档中的代词,并对其所指代的事件进行识别和消解;2)找出文档中所有共指事件,并将其融合归类。

针对代词指代消解任务,Zhang 等^[100]指出在事件指代中,因其候选的先行词往往是一个事件,与名词性的指代词具有完全不同的语义分类体系,因此,传统的适用于实体指代消歧的大多数特征都无法应用于事件指代消歧。为了进一步探索句法特征和语义特征对事件指代消解的影响,该文抽取了文本的平面特征、结构化特征和语义特征,并构建了一个基于机器学习的事件代词消解平台。Chen 等^[101]分析了对事件代词解析有用的各种位置、词汇和句法特征,并依据嵌入语法分析建模过程中的结构信息,使用复合内核来组合上述各种信息,并通过对负样例随机采样来提高分类器的准确率。

针对共指事件融合归类任务,ACE 将事件共指解析任务定义为:将一篇文档中的所有的事件指称聚类,从而使得每个类别中的所有事件指称都指向一个唯一的事件^[102]。Mcconky 等^[103]提出事件共指受以下 3 个主要因素的影响而变得复杂:1)需要对 n 个事件进行 n^2 次比较,导致特征组合爆炸;2)从文本中抽取事件需要复杂的自然语言处理能力;3)事件之间的相似性需要可靠度量。Zuo 等^[104]针对传统方法中依赖事件元素信息抽取而导致的误差传递问题,提出了一种多损失神经网络模型,在 ECB+^[105]语料上进行事件共指消解,并达到了 78.3% 的 F1 值。Cremisini 等^[106]提出了一种仅使用事件触发词标注识别跨文档共指事件框架,首先聚类由词袋模型表示的文档,从而获取共指事件的聚类集,之后使用标题词相似度、事件词分布、相对句相似度和标题词词性 4 个特征构造分类器,预测共指事件对。

4.3 知识补全与事件推理

自事件图谱获得广泛关注以来,利用图谱进行事件预测已成为研究热点,针对事件图谱补全则成为了实现事件图谱推理过程中迫切需要解决的关键性问题。传统知识推理方法按判断途径可以划分为演绎推理、归纳推理和默认推理。演绎推理是从一般到个别的推理。Gentzen^[107]于 1935 年提出了自然演绎推理,他将推理形式化地表示为基于经典逻辑和推理规则的数学证明过程。归纳推理是从足够多的事例中

归纳出一般性结论的推理过程。而默认推理又称为缺省推理,Reiter^[108]正式提出缺省推理逻辑,它是在知识不完全的情况下,通过假设某些条件已经具备而进行的推理。与知识图谱的推理策略相似,事件图谱的知识推理旨在基于已有的知识图谱事实,推理出新的事实或识别出错误的知识,并利用〈事件-关系-事件〉三元组,来形式化表达出事件及事件之间的语义关系。事件图谱补全本质上是根据给定三元组中的任意两个元素,结合上下文,试图推理出缺失的另外一个元素,即给定事件和关系来推断出另一个事件的能力。

Socher 等^[109]针对知识图谱的补全,提出了一种神经张量网络(Neural Tensor Network, NTN),利用双线性张量层代替传统的神经网络层,在不同的维度下,将知识图谱中的头实体和尾实体联系起来,从而刻画出不同实体之间复杂的语义联系。Chen 等^[110]也引入了类似的神经张量网络模型来预测知识图谱中出现的新关系,采用无监督方法对从文本中学到的词向量进行初始化表示,甚至可以挖掘和预测知识图谱中未出现的实体关系。Lao 等^[111]提出了路径排序算法(Path Ranking Algorithm, PRA),将路径作为特征来预测实体间是否存在指定关系。PRA 算法首先需要确定学习的目标关系,

然后找出目标关系的正例三元组,再替换头或尾实体得到负例三元组;然后构造特征集合,将这些三元组中两个实体之间的一条路径作为一个特征,并根据随机游走的思想计算路径的特征值,构成每个三元组的特征向量,且每维对应一个特征的特征值;最后利用这些正负例三元组对应的特征向量训练 logistic 回归分类器。Lao 等^[112]进一步提出了基于受限和加权随机游走的知识图谱推理方法,它与 PRA 算法的不同之处在于路径的产生过程不同,该方法提出数据导向的路径发现算法来生成有效的推理路径,并解决枚举大规模知识图谱所带来的不适用性。另外,Gu 等^[113]在 TransE 模型^[114]的基础上提出了新的组合训练目标,将知识图谱向量空间模型看成边(关系)的遍历操作,从而正则化实体向量的空间分布。

相比知识图谱,事件图谱目前还没有形成统一的定义和组成形式,因此,目前很少有工作涉及事件图谱的补全。在早期,Chambers 等^[115]为验证系统具有基于脚本事件的事理逻辑推理的能力,提出了一个叙事完形填空任务,即根据叙事事件链中的上下文事件预测缺失事件。Li 等^[116]进一步明确并简化了叙事完形填空任务,该任务要求系统从给定的候选事件中选出给定叙事事件链的最后一个事件,如图 9 所示。

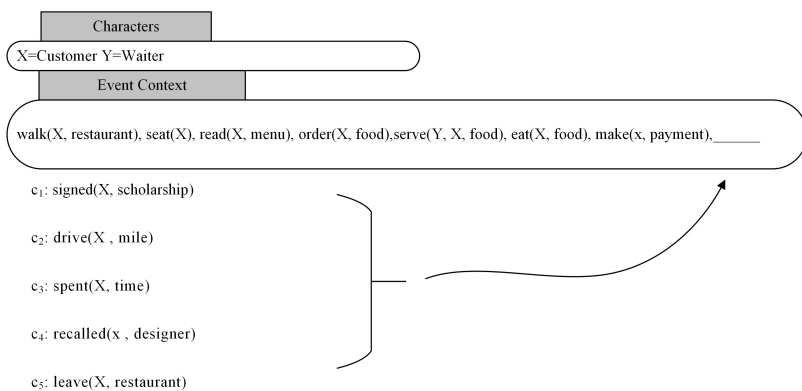


图 9 叙事完形填空任务

Fig. 9 Narrative completion task

进一步地,Li 等针对新定义的叙事完形填空任务提出了一个缩放图神经网络(Scaled Graph Neural Network, SGNN)

模型,从叙事事件的网络结构中学习包含事件和事件间交互信息的事件嵌入表示,如图 10 所示。

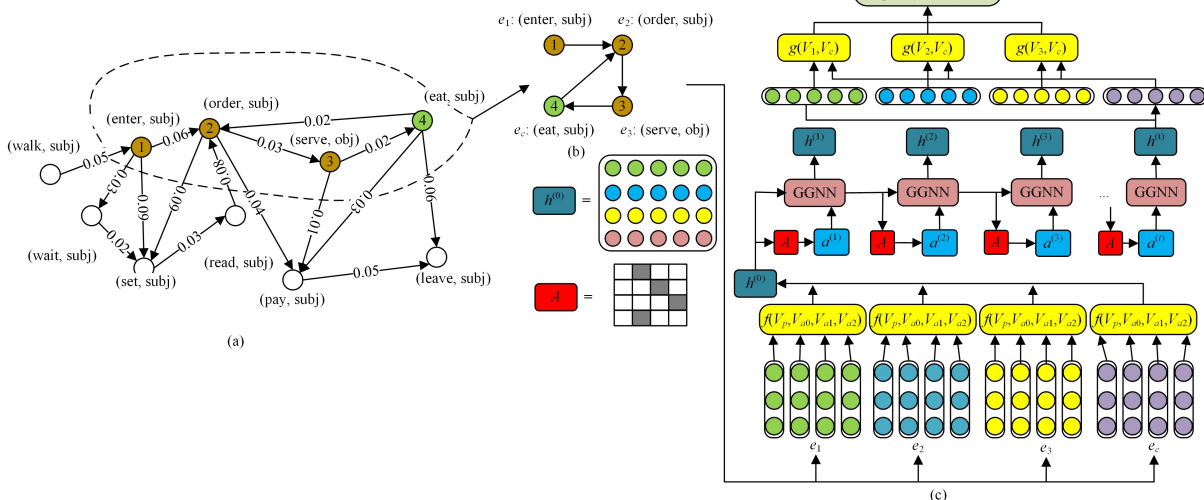


图 10 缩放图神经网络(SGNN)预测叙事事件

Fig. 10 Narrative events prediction by scaled graph neural network(SGNN)

SGNN 模型主要包括 3 个部分:1)表示层,主要用于学习事件的初始表示,初始事件的表示由组成事件的动词以及其他单词的词嵌入经过某种组合函数组合而成;2)一个基于门控的图神经网络,用于对事件间的交互进行建模,并更新事件表示;3)对所有的候选事件和其上下文事件之间的关系打分,用于选出正确的候选事件。SGNN 模型在 Gigaword 语料中 New York Times 部分针对叙事完型填空任务取得了 54.93% 的准确率。

为了使系统拥有理解自然语言故事内容的能力,Chaturvedi^[117]提出了一个故事理解模型,该模型使用一个隐藏变量来衡量故事上下文中的语义,且故事语义包括以下 3 个方面:故事中事件的叙述顺序、故事的情感轨迹以及故事的情节一致性。通过询问模型对某个特定故事接下来会产生什么的期望,来判断模型对现实故事的理解。Belyy 等^[118]基于关联规则和加权集覆盖率相结合的算法,挖掘训练数据中隐藏的模式,然后通过可靠且可解释的方式将它们组合起来以预测丢失的事件。

5 事件图谱构造相关基准数据集

由于事件图谱构造与推理已成为自然语言处理领域中新的研究热点,因此迫切需要开发出相应的公开的标准数据集,并为模型和算法的性能优化提供支持。但是,目前主要的公开数据集集中在事件抽取与关系抽取两个领域,下面对这两个领域的主流数据集进行总结。

1) 针对事件抽取领域的公共数据集

ACE2005 数据集是事件抽取领域中最受欢迎的数据集,数据集统计如表 5 所列。ACE2005 分别提供了 4 个标注阶段的标注数据版本,包含了将近 600 篇英语文档、633 篇中文文档和 403 篇阿拉伯语文档。ACE 评测定义了 8 种事件类型、33 种子事件类型,对每一种事件类型都指定了一个事件类型框架,根据定义的事件类型的框架标注了该事件下的触发词和相关事件元素^[119]。

表 5 ACE5005 数据集统计

Table 5 Statistics of ACE5005 dataset

数据集	单词数量			文档数量		
	1P	DUAL	ADJ	1P	DUAL	ADJ
英文	303833	297185	216545	666	650	535
中文	334121	325834	307991	687	671	633
阿拉伯语	112233	103504	100114	433	409	403

MUC-4 数据集标注了 1700 篇关于拉丁美洲发生恐怖袭击事件的新闻报道,其中 1300 篇为训练集文档,4 份 100 篇文档为测试集文档,数据集中标注了纵火、袭击、爆炸、绑架 4 种事件类型,在每种类型的事件中标注有位置、罪犯、工具、目标和受害者 5 种事件元素信息。

中文突发事件语料库(Chinese Emergency Corpus)是由上海大学语义智能实验室标注的包含地震、火灾、交通事故、恐怖袭击和食物中毒 5 类突发事件的中文数据集,共包含 332 篇文档,采用 XML 语言作为标注格式,标注了事件的时间、地点、主体、客体、触发词 5 个要素。

BioNLP 是一个生物医学领域的事件抽取任务和标注

数据集,收集了与“NK_kB”蛋白质相关的生物医学实体和事件。数据集统计信息如表 6 所列。

表 6 BioNLP 数据集统计

Table 6 BioNLP dataset statistics

项目	Train	Dev	Test
文献数量	10	10	14
单词数	54938	57907	75144
蛋白质数	3571	4138	4359
实体数	121	314	327
事件数	2817	3199	3348
共指关系	178	160	197

2) 事件关系抽取公共数据集

表 7 列出了事件关系标注数据集的具体信息。

表 7 事件关系标注数据集

Table 7 Event relationship annotation datasets

名称	关系类别/划分	规模(关系数量)	Agreement/%
SemEval	原因-结果	220	86.1
	工具-使用	218	69.6
	产品-生产者	233	68.5
	本体-实体	221	77.8
	题材-工具	211	47.8
	部分-整体	212	73.2
	物品-容器	214	69.1
PDTB-2.0	关系类		94.0
	关系类型 子类型	40600(tokens)	84.0
Bethard	之前	313	81.2
	之后	16	
	因果	271	77.8
	之前	609	60.9
	之前/原因	260	62.2
	之前/前提	492	59.9
	重叠	346	45.7
	重叠/原因	221	59.8
	重叠/前提	174	46.7
	包含	983	81.1
RED	子事件	729	66.7
	开始	209	64.4
	结束	138	69.2
	同时	57	43.5
	结果	994	
	动机	537	
	目的	272	70.0
	所有因果	1803	
	非因果	583	
	包含	522	
Event StoryLine Corpus	之前	52	74.4
	之后	3283	
	重叠	160	

许多研究人员为促进不同类型事件关系抽取的研究提出了公共数据集。语义评估国际研讨会 SemEval 分别在 SemEval 2007 task 4^[120] 和 SemEval 2010 task 8^[121] 上提出了识别通用名词或名词短语对间语义关系的任务,针对此任务分别提出了包含因果等事件关系类型的事件语义关系数据集。此外,许多研究人员针对自身领域或已有数据集对关系类型标注的不足,提出了新的标注语料。Bethard 等^[122] 提出以往对事件时序和因果关系的标注工作是分离的,但是直觉上人们认为事件时序关系和因果关系是存在关联关系的,为此,他们同时标注了约 1000 个事件对的因果和时序关系,分析数据

集发现超过 30% 的因果关系不存在事件间的先后关系。PDTB-2.0^[123]是 PDTB 的改进版,意图捕获文本中的词汇级话语关系,PDTB-2.0 在 Wall Street Journal (WSJ) 语料上标注了包含 4 万多个词的话语关系以及关系双方涉及的关键元素,每种话语关系按照关系表达方式的不同分为 Explicit, Implicit, AltLex, EntRel, NoRel 这 5 种类别,针对前三种类型的关系划分了包括时序、因果关系在内的语义子类别关系。Richer Event Descriptions (RED)^[124]指出以往关于共指、时序、子事件等关系的标注工作是孤立的,不利于对事件现象的研究,因此,提出了一个在 THYME 病例数据中同时标注了实体、事件、时间指称以及它们的共指、时序、因果、子事件关系等丰富关系的语料库。BeCause Corpus 2.0^[125]认为因果关系通常伴随着其他语义关系出现,因此在标注事件因果关系的同时,平行标注了同一事件对包含的多种语义关系,讨论了不同关系的重叠情况。Event StoryLine Corpus^[126]提供了构造新闻故事线的时序和因果关系的数据基准。

结束语 本文在事件图谱构建方法的基础上,围绕开放域事件抽取、建立通用的事件标准、事件间关系抽取、事件图谱的融合与加工以及事件图谱的表示学习等关键技术问题展开深入分析,并从复杂场景下的事件表示与抽取技术、复杂事件关系抽取技术以及事件图谱构建与补全技术 3 个方面,分别针对事件的分类描述与准确抽取、复合语义特征条件下的事件关系抽取以及事件图谱构建与补全 3 个公开挑战难题总结了已有研究现状。同时,深入分析了目前事件图谱构造领域的主要公开数据集,并从事件抽取与关系抽取两个领域进行归纳总结。未来研究中,如何基于复杂事件的深度语义理解与动态演化进行规律的挖掘,如何在事件图谱与知识图谱之间进行高效融合和推理,以及如何实现事件图谱的补全与质量评价将是重点突破领域。

参 考 文 献

- [1] SCHANK R C, ABELSON R P. Scripts, plans, goals, and understanding: An inquiry into human knowledge structures [M]. Psychology Press, 2013.
- [2] KRUENCKRAI C, TORISAWA K, HASHIMOTO C, et al. Improving event causality recognition with multiple background knowledge sources using multi-column convolutional neural networks[C]//Thirty-First AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2017.
- [3] CHEN X, JIA S, XIANG Y. A review: Knowledge reasoning over knowledge graph [J]. Expert Systems with Applications, 2020, 141: 1-21.
- [4] DING X, LI Z, LIU T, et al. ELG: An Event Logic Graph[J]. arXiv:1907.08015, 2019.
- [5] LI Z, ZHAO S, DING X, et al. EEG: Knowledge Base for Event Evolutionary Principles and Patterns [C] // Chinese National Conference on Social Media Processing. 2017: 40-52.
- [6] HUANG R, RILOFF E. Bootstrapped training of event extraction classifiers[C]//Proceedings of the 13th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 2012: 286-295.
- [7] XIANG W, WANG B. Survey of Chinese Event Extraction Research[J]. Computer Technology and Development, 2020, (1): 1-9.
- [8] XU L, PAN J. Research on the Way of Event Representation and Its Semantic Representation Model[J]. Journal of Intelligence, 2019, 38(6): 159-167.
- [9] LI J L, LV X Q, ZHOU J W, et al. Event sentence extraction in financial field [J]. Application Research of Computers, 2017, 34(10): 2915-2918, 2945.
- [10] 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. 2018: 50-55.
- [11] DING X, QIN B, LIU T. BUEES: a bottom-up event extraction system[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2015, 16(7): 541-552.
- [12] KIM J D, WANG Y, YASUNORI Y. The Genia Event Extraction Shared Task, 2013 Edition-Overview [C] // Proceedings of the BioNLP Shared Task 2013 Workshop. 2013: 8-15.
- [13] WANG H, ZHU H, BAI Y. Construction of Causality Event Evolutionary Graph of Aviation Accident [C] // 2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). 2019: 692-697.
- [14] LI X H, WU Q F. Research on Video Semantic Representation for Events [J]. Library and Information Service, 2020, 64(10): 99-108.
- [15] WANG Y, LI J, METZE F. A Comparison of Five Multiple Instance Learning Pooling Functions for Sound Event Detection with Weak Labeling [C] // 2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP 2019). 2019.
- [16] CAKIR E, HEITTOLA T, HUTTUNEN H, et al. Polyphonic sound event detection using multi label deep neural networks [C] // 2015 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). Piscataway: IEEE, 2015: 1-7.
- [17] YU Y, CAO K. A Method for Semantic Representation of Dynamic Events in Traffic Scenes [J]. Information and Control, 2015(1): 87-94.
- [18] LU Y, LIU Q, DAI D, et al. Unified structure generation for universal information extraction [J]. arXiv:2203.12277, 2022.
- [19] HONG T, KIM D, JI M, et al. Bros: A pre-trained language model focusing on text and layout for better key information extraction from documents [C] // AAAI. 2022: 10767-10775.
- [20] LIN J. A proposed conceptual framework for a representational approach to information retrieval [J]. ACM SIGIR Forum, 2022, 55(2): 1-29.
- [21] LEE C S, CHEN Y J, JIAN Z W. Ontology-based fuzzy event extraction agent for Chinese e-news summarization [J]. Expert Systems with Applications, 2003, 25(3): 431-447.
- [22] QIN B, ZHAO Y, DING X, et al. Event type recognition based on trigger expansion [J]. Tsinghua Science and Technology, 2010, 15(3): 251-258.
- [23] DING X, QIN B, LIU T. Building chinese event type paradigm

- based on trigger clustering[C]//Proceedings of the Sixth International Joint Conference on Natural Language Processing. 2013;311-319.
- [24] 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(Volume 1; Long Papers). 2017;409-419.
- [25] BJÖRNE J, GINTER F, PYYSALO S, et al. Complex event extraction at PubMed scale[J]. *Bioinformatics*, 2010, 26(12):382-390.
- [26] LIAO S, GRISHMAN R. Using document level cross-event inference to improve event extraction[C]//Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2010;789-797.
- [27] AHN D. The stages of event extraction [C]//Proceedings of the Workshop on Annotating and Reasoning about Time and Events. 2006;1-8.
- [28] JI H, GRISHMAN R. Refining event extraction through cross-document inference[C]//Proceedings of ACL-08. Hlt, 2008;254-262.
- [29] REICHART R, BARZILAY R. Multi event extraction guided by global constraints[C]//Proceedings of the 2012 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies. 2012;70-79.
- [30] CHIEU H L, NG H T. A maximum entropy approach to information extraction from semi-structured and free text[J]. *AAAI/IAAI*, 2002, 2002;786-791.
- [31] LI P, ZHU Q, ZHOU G. Joint modeling of argument identification and role determination in Chinese event extraction with discourse-level information[C]//Proceedings of the Twenty-Third International Joint Conference on Artificial Intelligence. 2013.
- [32] LI Q, JI H, HONG Y, et al. Constructing information networks using one single model[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). 2014;1846-1851.
- [33] 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.
- [34] 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 (Volume 1; Long Papers). 2015;167-176.
- [35] LIU S L, CHEN Y B, LIU K, et al. Exploiting argument information to improve event detection via supervised attention mechanisms[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1; Long Papers). 2017;1789-1798.
- [36] NGUYEN T H, GRISHMAN R. Event detection and domain adaptation with 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 2; Short Papers). 2015;365-371.
- [37] FENG X, QIN B, LIU T. A language-independent neural network for event detection [J]. *Science China Information Sciences*, 2018, 61(9):092106.
- [38] LAI V D, NGUYEN T H, DERNONCOURT F. Extensively Matching for Few-shot Learning Event Detection[C]//Proceedings of the First Joint Workshop on Narrative Understanding, Storylines, and Events. 2020;38-45.
- [39] 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.
- [40] LU Y, LIN H, HAN X, et al. Distilling Discrimination and Generalization Knowledge for Event Detection via Delta-Representation Learning[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. 2019;4366-4376.
- [41] ZENG D, LIU K, CHEN Y, et al. Distant supervision for relation extraction via piecewise convolutional neural networks [C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2015;1753-1762.
- [42] SZELISKI R, SZELISKI R. Feature detection and matching [C]//Computer Vision; Algorithms and Applications. 2022;333-399.
- [43] VAN LANDEGHEM S, BJORNE J, WEI C H, et al. Large-scale event extraction from literature with multi-level gene normalization[J]. *PLoS One*, 2013, 8(4):e55814.
- [44] SURDEANU M, TIBSHIRANI J, NALLAPATI R, et al. Multi-instance multi-label learning for relation extraction[C]//Proceedings of the 2012 Joint Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing and Computational Natural Language Learning. 2012;455-465.
- [45] CHAMBERS N. Event schema induction with a probabilistic entity-driven model[C]//Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2013;1797-1807.
- [46] CHEUNG J C K, POON H, VANDERWENDE L. Probabilistic frame induction[J]. *arXiv*;1302.4813, 2013.
- [47] NGUYEN K H, TANNIER X, FERRET O, et al. Generative event schema induction with entity disambiguation[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). 2015;188-197.
- [48] HUANG L, CASSIDY T, FENG X, et al. Liberal event extraction and event schema induction[C]//Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1; Long Papers). 2016;258-268.
- [49] SHA L, LI S, CHANG B, et al. Joint learning templates and slots for event schema induction[J]. *arXiv*;1603.01333, 2016.
- [50] AHN N. Inducing event types and roles in reverse: Using func-

- tion to discover theme[C]//Proceedings of the Events and Stories in the News Workshop, 2017:66-76.
- [51] YUAN Q, REN X, HE W, et al. Open-schema event profiling for massive news corpora[C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2018:587-596.
- [52] LIU X, HUANG H, ZHANG Y. Open Domain Event Extraction Using Neural Latent Variable Models[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2019:2860-2871.
- [53] XIONG D, MIN Z, LI H. Modeling the Translation of Predicate-Argument Structure for SMT[C]//Proceedings of the 50th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2012:902-911.
- [54] ZHENG C, JI H. Language Specific Issue and Feature Exploration in Chinese Event Extraction[C]//Human Language Technologies; Conference of the North American Chapter of the Association of Computational Linguistics, 2009.
- [55] HUANG L, JI H, CHO K, et al. Zero-shot transfer learning for event extraction[J]. arXiv:1707.01066, 2017.
- [56] LIU X, HUANG H, SHI G, et al. Dynamic prefix-tuning for generative template-based event extraction [J]. arXiv: 2205.06166, 2022.
- [57] DING X, ZHANG Y, LIU T, et al. Deep learning for event-driven stock prediction [C] // Twenty-fourth International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2015.
- [58] FADER A, SODERLAND S, ETZIONI O. Identifying relations for open information extraction[C]//Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2011:1535-1545.
- [59] ZHANG Y, CLARK S. Syntactic processing using the generalized perceptron and beam search[J]. Computational Linguistics, 2011, 37(1): 105-151.
- [60] LI H, LI X, JI H, et al. Domain-independent novel event discovery and semi-automatic event annotation[C]//Proceedings of the 24th Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation, 2010:233-242.
- [61] PUSTEJOVSKY J, INGRIA R, SAURÍ R, et al. The Specification Language TimeML[J/OL]. https://www.researchgate.net/publication/242423032_The_Specification_Language_TimeML.
- [62] PUSTEJOVSKY J, HANKS P, SAURÍ R, et al. The TimeBank corpus [J/OL]. https://www.researchgate.net/publication/228559081_The_TimeBank_corpus.
- [63] BETHARD S. ClearTK-TimeML: A minimalist approach to TempEval 2013[C]//Second Joint Conference on Lexical and Computational Semantics (*SEM), Volume 2: Proceedings of the Seventh International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2013), 2013:10-14.
- [64] LAOKULRAT N, MIWA M, TSURUOKA Y, et al. UTime: Temporal Relation Classification using Deep Syntactic Features [C] // Second Joint Conference on Lexical and Computational Semantics (*SEM), Volume 2: Proceedings of the Seventh International Workshop on Semantic Evaluation (SemEval 2013), 2013:88-92.
- [65] MIRZA P, TONELLI S. Classifying Temporal Relations with Simple Features[C]//Proceedings of the 14th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2014:308-317.
- [66] MANI I, VERHAGEN M, WELLNER B, et al. Machine learning of temporal relations[C]//Proceedings of the 21st International Conference on Computational Linguistics and the 44th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2006:753-760.
- [67] CHEN L, DMITRIY D, MILLER T A, et al. Multilayered temporal modeling for the clinical domain[J]. Journal of the American Medical Informatics Association, 2015, 23(2):387-395.
- [68] ZHANG Y J, LI P F, ZHOU G D. Classifying Temporal Relations between Events by Deep BiLSTM[C]//2018 International Conference on Asian Language Processing (IALP), 2018: 267-272.
- [69] CHAMBERS N, WANG S, JURAFSKY D. Classifying temporal relations between events[C]// Proceedings of the 45th Annual Meeting of the ACL on Interactive Poster and Demonstration Sessions, 2007:173-176.
- [70] MESSNER J, ABOUD R, CEYLAN I I. Temporal knowledge graph completion using box embeddings [C] // AAAI, 2022: 7779-7787.
- [71] CHAMBERS N, CASSIDY T, MCDOWELL B, et al. Dense Event Ordering with a Multi-Pass Architecture[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2014, 2: 273-284.
- [72] MIRZA P, TONELLI S. On the contribution of word embeddings to temporal relation classification[C]//The 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers (COLING 2016), 2016:2818-2828.
- [73] TOURILLE J, FERRET O, NÉVÉOL A, et al. Neural Architecture for Temporal Relation Extraction: A Bi-LSTM Approach for Detecting Narrative Containers[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2; Short Papers), 2017:224-230.
- [74] CHENG F, MIYAO Y. Classifying Temporal Relations by Bidirectional LSTM over Dependency Paths[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2; Short Papers), 2017:1-6.
- [75] LEEUWENBERG A, MOENS M F. Temporal Information Extraction by Predicting Relative Time-lines[C]//Proceedings of the 2018 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2018:1237-1246.
- [76] MENG Y, RUMSHISKY A, ROMANOV A. Temporal Information Extraction for Question Answering Using Syntactic Dependencies in an LSTM-based Architecture[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, 2017:887-896.
- [77] CHOUBEY P K, HUANG R. A Sequential Model for Classifying Temporal Relations between Intra-Sentence Events[C]//

- Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2017;1796-1802.
- [78] YAN X, RAN J, MOU L, et al. Improved Relation Classification by Deep Recurrent Neural Networks with Data Augmentation [C]// COLING. 2016.
- [79] WU C, WU F, HUANG Y, et al. THU_NGN at IJCNLP-2017 Task 2: Dimensional Sentiment Analysis for Chinese Phrases with Deep LSTM[C]//Proceedings of the IJCNLP 2017. Shared Tasks, 2017;47-52.
- [80] DLIGACH D, MILLER T, LIN C, et al. Neural Temporal Relation Extraction[C]//Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. 2017.
- [81] DLIGACH D, MILLER T, LIN C, et al. Neural Temporal Relation Extraction[C]//Proceedings of the 15th Conference of the European Chapter of the Association for Computational Linguistics: Volume 2, Short Papers. 2017;746-751.
- [82] ZHAO S D, LIU T. Causality and Its Applications in Social Media: A Survey[J]. Journal of Software, 2014, 12;2733-2752.
- [83] LUO Z, SHA Y, ZHU K Q, et al. Commonsense causal reasoning between short texts[C]//Fifteenth International Conference on the Principles of Knowledge Representation and Reasoning. 2016.
- [84] ZHAO S, LIU T, ZHAO S, et al. Event causality extraction based on connectives analysis[J]. Neurocomputing, 2016, 173; 1943-1950.
- [85] ZHAO S, WANG Q, MASSUNG S, et al. Constructing and embedding abstract event causality networks from text snippets [C]//Proceedings of the Tenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining. 2017;335-344.
- [86] MIRZA P. Extracting temporal and causal relations between events[C]// Proceedings of the ACL 2014 Student Research Workshop. 2014;10-17.
- [87] KADOWAKI K, IIDA R, TORISAWA K, et al. Event Causality Recognition Exploiting Multiple Annotators? Judgments and Background Knowledge [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). 2019;5816-5822.
- [88] RADINSKY K, DAVIDOVICH S, MARKOVITCH S. Learning causality for news events prediction[C]// Proceedings of the 21st International Conference on World Wide Web. 2012;909-918.
- [89] TIAN C, ZHAO Y, REN L. A Chinese Event Relation Extraction Model Based on BERT[C]//2019 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Big Data (ICAIBD). 2019; 271-276.
- [90] LI Y Y, MA S, JIANG H Y, et al. An Approach for Storytelling by Correlating Events from Social Networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(9);1972-1986.
- [91] YE G, LI Y, XU H, et al. EventNet: A Large Scale Structured Concept Library for Complex Event Detection in Video[J]. arXiv:1506.02328, 2015.
- [92] ESPINOSA J, LIEBERMAN H. EventNet: Inferring Temporal Relations Between Commonsense Events[C]// MICAI. 2005; 61-69.
- [93] WANG H, ZHU H, BAI Y. Construction of Causality Event Evolutionary Graph of Aviation Accident[C]//2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). 2019.
- [94] ROMAN D, ALEXIEV V, PANIAGUA J, et al. The euBusinessGraph ontology: A lightweight ontology for harmonizing basic company information [J]. Semantic Web, 2021, 13 (1); 41-68.
- [95] LIU Z T, HUANG M L, ZHOU W, et al. Research on Event-oriented Ontology Model[J]. Computer Science, 2009, 36(11); 189-192, 199.
- [96] LIU W, LIU Z, FU J, et al. Extending OWL for Modeling Event-oriented Ontology[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Complex, Intelligent and Software Intensive Systems. 2010;581-586.
- [97] HUA T, ZHANG X, WEI W, et al. Automatic Storyline Generation with Help from Twitter[C]// ACM International on Conference on Information & Knowledge Management. 2016.
- [98] ZHOU W, SHEN C, LI T, et al. Generating textual storyline to improve situation awareness in disaster management[C]// Proceedings of the 2014 IEEE 15th International Conference on Information Reuse and Integration. 2015;585-592.
- [99] ZHOU Q, YUAN R, TAO L. An improved textual storyline generating framework for disaster information management [C]//2017 12th International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering (ISKE). 2017.
- [100] ZHANG N, KONG F, LI P F, et al. English Event Pronoun Resolution: A Machine Learning Approach[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2012, 26(6);51-58.
- [101] CHEN B, JIAN S, TAN C L. A Twin-Candidate Based Approach for Event Pronoun Resolution using Composite Kernel [C]//Proceedings of the 23rd International Conference on Computational Linguistics (Coling 2010). 2010;188-196.
- [102] CHEN Z, JI H. Event Coreference Resolution: Algorithm, Feature Impact and Evaluation[J/OL]. <https://blender.cs.illinois.edu/paper/coref-feature.pdf>.
- [103] MCCONKY K, NAGI R, SUDIT M, et al. Improving event coreference by context extraction and dynamic feature weighting [C]//2012 IEEE International Multi-Disciplinary Conference on Cognitive Methods in Situation Awareness and Decision Support. 2012;38-43.
- [104] ZUO X, CHEN Y, LIU K, et al. Event co-reference resolution via a multi-loss neural network without using argument information[J]. arXiv:2009.10290, 2019.
- [105] CYBULSKA A. Using a Sledgehammer to Crack a Nut? Lexical Diversity and Event Coreference Resolution [J/OL]. http://www.lrec-conf.org/proceedings/lrec2014/pdf/840_Paper.pdf.
- [106] CREMISINI A, FINLAYSON M. New Insights into Cross-Document Event Coreference: Systematic Comparison and a Simplified Approach[C]//Proceedings of the First Joint Workshop on Narrative Understanding, Storylines, and Events. 2020;1-10.

- [107]GENTZEN G. Untersuchungen über das logische Schließen. I [J]. *Mathematische Zeitschrift*, 1935, 39(1): 176-210.
- [108]REITER R. A logic for default reasoning[J]. *Artificial Intelligence*, 13(1/2): 81-132.
- [109]SOCHER R, CHEN D, MANNING C D, et al. Reasoning with neural tensor networks for knowledge base completion [C] // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2013: 926-934.
- [110]CHEN D Q, SOCHER R, MANNING C D, et al. Learning New Facts From Knowledge Bases With Neural Tensor Networks and Semantic Word Vectors[J]. *arXiv:1301.3618*, 2013.
- [111]LAO N, COHEN W W. Relational retrieval using a combination of path-constrained random walks[J]. *Machine Learning*, 2010, 81(1): 53-67.
- [112]LAO N, MITCHELL T, COHEN W. Random Walk Inference and Learning in A Large Scale Knowledge Base [C] // *Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2011: 529-539.
- [113]GU K, MILLER J, LIANG P. Traversing Knowledge Graphs in Vector Space[J]. *arXiv:1506.01094*, 2015.
- [114]BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURAN A, et al. Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data [C] // *Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems- Volume 2*. 2013: 2787-2795.
- [115]CHAMBERS N, JURAFSKY D. Unsupervised learning of narrative event chains [C] // *Proceedings of ACL-08: HLT*. 2008: 789-797.
- [116]LI Z, DING X, LIU T. Constructing narrative event evolutionary graph for script event prediction[J]. *arXiv:1805.05081*, 2018.
- [117]CHATURVEDI S. Story Comprehension for Predicting What Happens Next [C] // *Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. 2017: 1603-1641.
- [118]BELYY A, VAN DURME B. Script Induction as Association Rule Mining [C] // *Proceedings of the First Joint Workshop on Narrative Understanding, Storylines, and Events*. 2020: 55-62.
- [119]European Language Resources Association. The automatic content extraction (ACE) program — tasks, data, and evaluation [C] // *Proceedings of the Fourth International Conference on Language Resources & Evaluation*. 2004.
- [120]GIRJU R, NAKOV P, NASTASE V, et al. SemEval-2007 task 04: classification of semantic relations between nominals [C] // *International Workshop on Semantic Evaluations*. 2007.
- [121]HENDRICKX I, KIM S, KOZAREVA Z, et al. SemEval-2010 task 8: Multi-way classification of semantic relations between pairs of nominals [J]. *arXiv:1911.10422*, 2010.
- [122]BETHARD S, CORVEY W, KLINGENSTEIN S, et al. Building a Corpus of Temporal-Causal Structure [C] // *International Conference on Language Resources & Evaluation*. 2008.
- [123]PRASAD R, DINESH N, LEE A, et al. The Penn Discourse TreeBank 2.0 [C] // *Proceedings of the Sixth International Conference on Language Resources and Evaluation (LREC'08)*. 2008.
- [124]O'GORMAN T, WRIGHT-BETTNER K, PALMER M. Richer Event Description: Integrating event coreference with temporal, causal and bridging annotation [C] // *Proceedings of the 2nd Workshop on Computing News Storylines (CNS 2016)*. 2016: 47-56.
- [125]DUNIETZ J, LEVIN L, CARBONELL J. The BECauSE Corpus 2.0: Annotating Causality and Overlapping Relations [C] // *Proceedings of the 11th Linguistic Annotation Workshop*. 2017: 95-104.
- [126]CASELLI T, VOSSEN P. The Event StoryLine Corpus: A New Benchmark for Causal and Temporal Relation Extraction [C] // *Proceedings of the Events and Stories in the News Workshop*. 2017: 77-86.



ZHAI Lizhi, born in 1981, master, senior engineer. His main research interests include architectural design of information systems and event graph construction.

(责任编辑:何杨)