

## NLP 事件抽取综述（中）——模型篇

AINLP 2020-12-30

以下文章来源于NewBeeNLP，作者lucy

 **NewBeeNLP**  
永远有料，永远有趣



NewBeeNLP公众号原创出品  
公众号专栏作者 @lucy  
北航博士在读 · 文本挖掘/事件抽取方向

### 前情提要：超全必读！事件抽取综述（上）

本系列文章主要分享近年来的事件抽取研究进展，包括中文事件抽取、开放域事件抽取、事件数据生成、跨语言事件抽取、小样本事件抽取、零样本事件抽取等。主要包括以下几大部分：

- 定义 (Define)
- 综述 (Survey)
- 模型 (Models)
- 数据集 (Datasets)
- 挑战与展望 (Future Research Challenges)

Github地址：<https://github.com/xiaoqian19940510/Event-Extraction>

全文数万字，分几篇整理，后续会同之前的 [文本分类综述](#) 一样整理成PDF分享给大家，欢迎持续关注！综述内涉及的所有事件抽取必读论文清单，我们已经提前为大家整理打包好啦，订阅号后台回复 [即可获取喔~](#)

另外，最近建立了 [方向讨论组](#)，快来和大佬们一起精准交流吧，文末自取 

## 事件抽取

### 2020

#### 1. [Reading the Manual: Event Extraction as Definition Comprehension, EMNLP 2020<sup>\[1\]</sup>](#)

##### 动机

提出一种新颖的事件抽取方法，为模型提供带有漂白语句（实体用通用的方式指代）的模型。漂白语句是指基于注释准则、描述事件发生的通常情况的机器可读的自然语言句子。实验结果表明，模型能够提取封闭本体下的事件，并且只需阅读新的漂白语句即可将其推广到未知的事件类型。

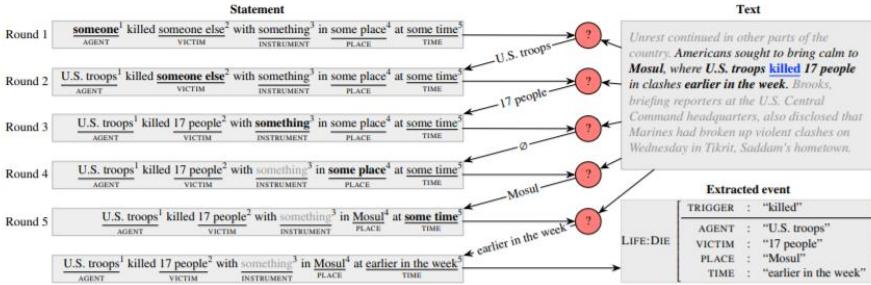


Figure 2: An example of our approach on a sentence from the ACE 2005 dataset for the LIFE:DIE event type. The bleached statement is incrementally populated with values from the text (in the order denoted by the superscripts), and not all event arguments are supported by the text. The red circles denote the model. The grayed out text in the paragraph is given for context to the reader, but our model operates on single-sentence contexts.

## 主要思想

提出了一种新的事件抽取方法，该方法考虑了通过将文本中的实体用指代的方式表示，如人用someone表示，以这种方式构造语料库；提出了一个多跨度的选择模型，该模型演示了事件抽取方法的可行性以及零样本或少样本设置的可行性。

## 数据集

ACE 2005

## 2、Open-domain Event Extraction and Embedding for Natural Gas Market Prediction, arxiv 2020 [2]

### 动机

以前的方法大多数都将价格视为可推断的时间序列，那些分析价格和新闻之间的关系的方法是根据公共新闻数据集相应地修正其价格数据、手动注释标题或使用现成的工具。与现成的工具相比，我们的事件抽取方法不仅可以检测现象的发生，还可以由公共来源检测变化的归因和特征。

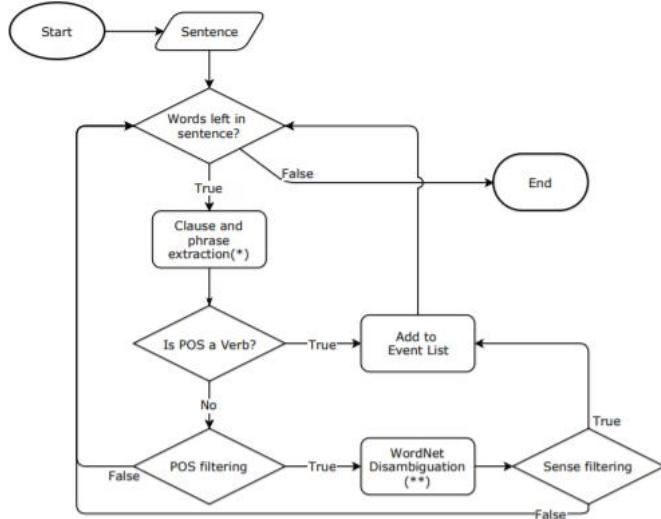


Fig. 1: Event extraction pipeline. (\*) We take all the words whose POS in {ADP, Verb} or dependency in {acl, advcl, ccomp, rccmod, xcomp}. (\*\*) If a phrase contains a word whose Wordnet sense is noun.phenomenon (e.g. death, birth), noun.act (e.g. acquisition, construction), noun.event (e.g. the rise and fall) or adj.all, adv.all, noun.attribute (which implies the change of attribute of that noun), we consider that phrase contains an event.

## 主要思想

依靠公共新闻API的标题，我们提出一种方法来过滤不相关的标题并初步进行事件抽取。价格和文本均被反馈到3D卷积神经网络，以学习事件与市场动向之间的相关性。

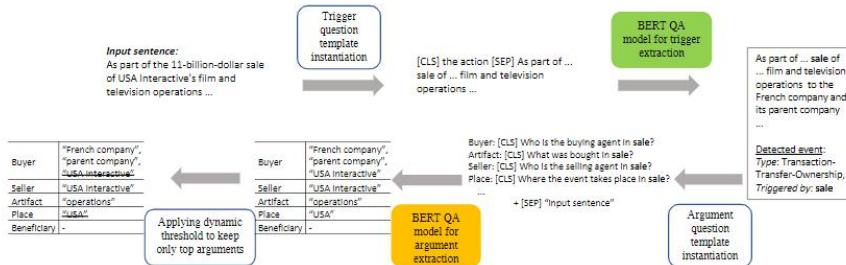
## 数据集

NYTf、FT、TG

### 3、Event Extraction by Answering (Almost) Natural Questions, EMNLP 2020 [3]

#### 主要思想

事件提取问题需要检测事件触发并提取其相应的参数。事件参数提取中的现有工作通常严重依赖于作为预处理/并发步骤的实体识别，这导致了众所周知的错误传播问题。为了避免这个问题，我们引入了一种新的事件抽取范式，将其形式化为问答(QA)任务，该任务以端到端的方式提取事件论元。实证结果表明，我们的框架优于现有的方法；此外，它还能够提取训练时未见角色的事件论元。



#### 数据集

ACE

2019

### 1、Exploring Pre-trained Language Models for Event Extraction and Generation, ACL 2019<sup>[4]</sup>

#### 动机

ACE事件抽取任务的传统方法通常依赖被手工标注过的数据，但是手工标注数据非常耗费精力并且也限制了数据集的规模。我们提出了一种方法来克服这个问题。

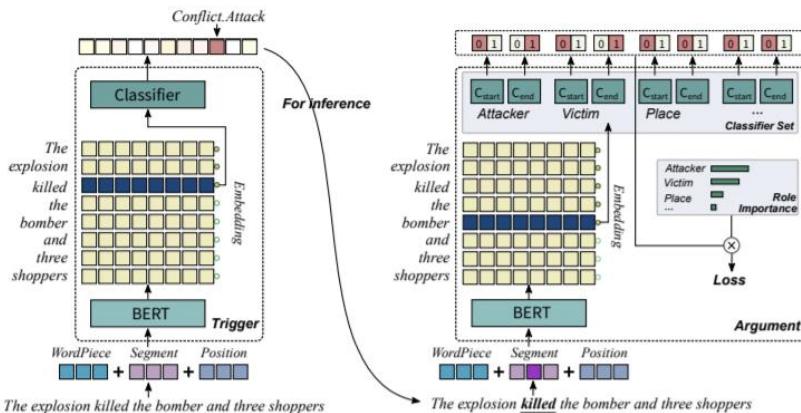


Figure 3: Illustration of the PLMEE architecture, including a trigger extractor and an argument extractor. The processing procedure of an event instance triggered by the word "killed" is also shown.

#### 主要思想

本文提出了一个基于预训练语言模型的框架，该框架包含一个作为基础的事件抽取模型以及一种生成被标注事件的方法。我们提出的事件抽取模型由触发词抽取器和论元抽取器组成，论元抽取器用前者的结果进行推理。此外，我们根据角色的重要性对损失函数重新进行加权，从而提高了论元抽取器的性能。

#### 数据集

ACE2005

### 2、Open Domain Event Extraction Using Neural Latent Variable Models, ACL2019<sup>[5]</sup>

#### 动机

我们考虑开放域的事件抽取，即从新闻集群中抽取无约束的事件类型的任务。结果表明，与最新的事件模式归纳方法相比，这种无监督模型具有更好的性能。

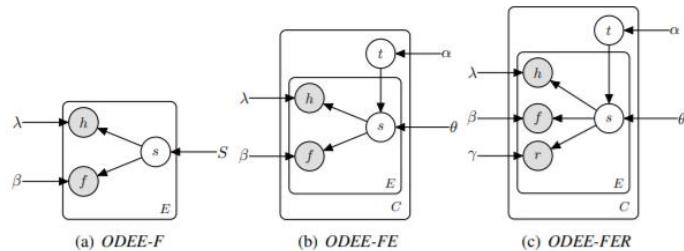


Figure 2: Plate notations for models. ( $S$  – # of slots;  $E$  – # of entities;  $C$  – # of news clusters;  $V$  – head word vocabulary size; the grey circles are observed variables and the white circles are hidden variables.)

### 主要思想

以前关于生成模式归纳的研究非常依赖人工生成的指标特征，而我们引入了由神经网络产生的潜在变量来获得更好的表示能力。我们设计了一种新颖的图形模型，该模型具有潜在的事件类型矢量以及实体的文本冗余特征，而这些潜在的事件类型矢量来自全局参数化正态分布的新闻聚类。

### 数据集

GNBusiness

### 3、Rapid Customization for Event Extraction, ACL 2019<sup>[6]</sup>

#### 动机

从文本中获取事件发生的时间、地点、人物以及具体做了什么是很多应用程序（例如网页搜索和问题解答）的核心信息抽取任务之一。本文定义了一种快速自定义事件抽取功能的系统，用于查找新的事件类型以及他们的论元。

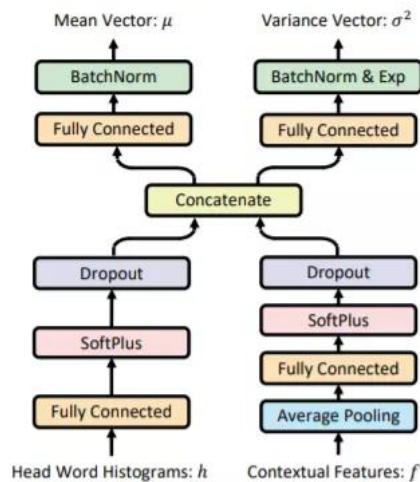


Figure 3: The framework of our inference network.

### 主要思想

为了能够抽取新类型的事件，我们提出了一种新颖的方法：让用户通过探索无标注的语料库来查找，扩展和过滤事件触发词。然后，系统将自动生成相应级别的事件标注，并训练神经网络模型以查找相应事件。

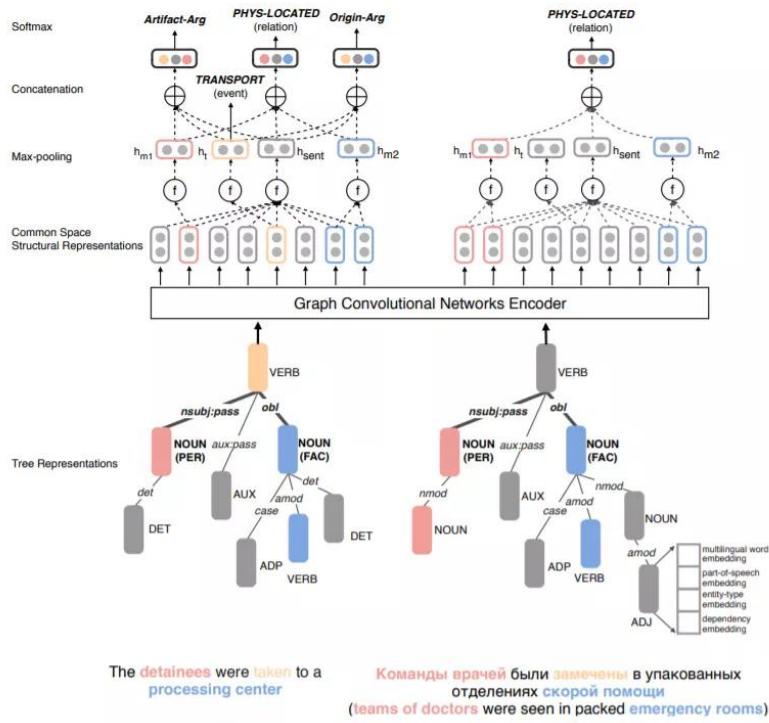
### 数据集

ACE2005

### 4、Cross-lingual Structure Transfer for Relation and Event Extraction, EMNLP 2019<sup>[7]</sup>

#### 动机

从资源不足以及标注不足的语料库中进行复杂语义结构的识别（例如事件和实体关系）是很困难的，这已经变成了一个很有挑战性的信息抽取任务。



The detainees were taken to a processing center  
Команды врачей были замечены в упакованных отделениях скорой помощи  
(teams of doctors were seen in packed emergency rooms)

Figure 2: Multilingual common semantic space and cross-lingual structure transfer.

## 主要思想

通过使用卷积神经网络，将所有实体信息片段、事件触发词、事件背景放入一个复杂的、结构化的多语言公共空间，然后我们可以从源语言注释中训练一个事件抽取器，并将它应用于目标语言。

## 数据集

ACE2005

5、 Doc2EDAG: An End-to-End Document-level Framework for Chinese Financial Event Extraction, EMNLP2019<sup>[8]</sup>

与其他研究不同，该任务被定义为：事件框架填充，也就是论元检测+识别

不同点有：不需要触发词检测；文档级的抽取；论元有重叠

动机：解码论元需要一定顺序，先后有关

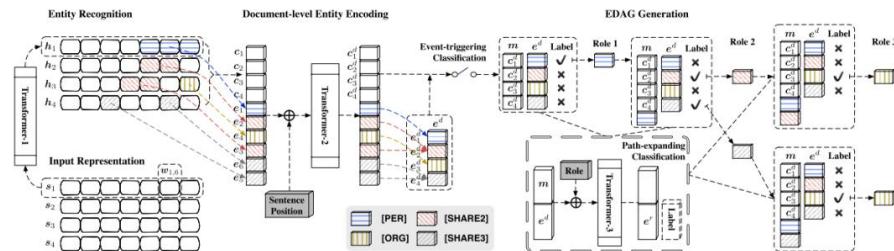


Figure 4: The overall workflow of Doc2EDAG, where we follow the example in Figure 2 and the EDAG structure in Figure 3, and use stripes to differentiate different entities (note that the number of input tokens and entity positions are imaginary, which do not match previous ones strictly, and here we only include the first three event roles and associated entities for brevity).

主要思想：发布数据集，具有特性：arguments-scattering and multi-event, 先对事件是否触发进行预测；然后，按照一定顺序先后来分别解码论元

数据集:ten years (2008-2018) Chinese financial announcements: ChFinAnn; Crawling from

## 6、Entity, Relation, and Event Extraction with Contextualized Span Representations, ACL 2019<sup>[9]</sup>

许多信息提取任务（例如命名实体识别，关系抽取，事件抽取和共指消解）都可以从跨句子的全局上下文或无局部依赖性的短语中获益。

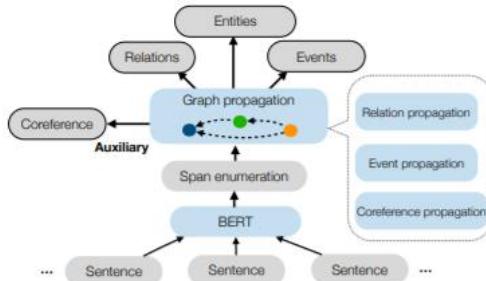


Figure 1: **Overview of our framework: DYGIE++.**  
Shared span representations are constructed by refining contextualized word embeddings via span graph updates, then passed to scoring functions for three IE tasks.

### 主要思想

1. 将事件抽取作为附加任务执行，并在事件触发词与其论元的关系图形中进行跨度更新。
2. 在多句子BERT编码的基础上构建跨度表示形式。

### 数据集

ACE2005

## 7、HMEAE: Hierarchical Modular Event Argument Extraction, EMNLP 2019 short<sup>[10]</sup>

任务:事件角色分类

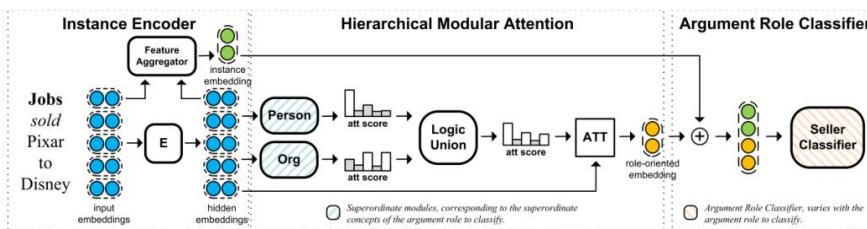


Figure 2: The overall architecture of HMEAE. Take the argument role “Seller” as an example.

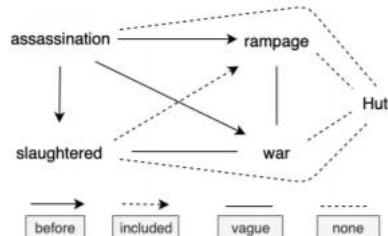
动机:论元的类型（如PERSON）会给论元之间的关联带来影响

数据集:ACE 2005

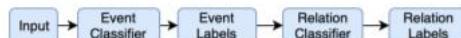
## 8、Joint Event and Temporal Relation Extraction with Shared Representations and Structured Prediction, EMNLP 2019<sup>[11]</sup>

事件之间的时序关系的提取是一项重要的自然语言理解（NLU）任务，可以使许多下游任务受益。提出了一种事件和事件时序关系的联合抽取模型，该模型可以进行共享表示学习和结构化预测。

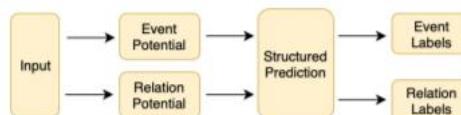
*The assassination touched off a murderous rampage by Hutu security forces and civilians , who slaughtered mainly Tutsis but also Hutus who favored reconciliation with the minority. It also reignited the civil war.*



(a) Temporal Relation Graph



(b) Pipeline Model



(c) Structured Joint Model

Figure 1: An illustration of event and relation models in our proposed joint framework. (a) is a (partial) graph of the output of the relation extraction model. “Hutu” is not an event and hence all relations including it should be annotated as *NONE*. (b) and (c) are comparisons between a pipeline model and our joint model.

### 主要思想

- 提出了一个同时进行事件和事件时序关系抽取的联合模型。这样做的好处是：如果我们使用非事件之间的NONE关系训练关系分类器，则它可能具有修正事件抽取错误的能力。
- 通过在事件抽取和时序关系抽取模块之间首次共享相同的上下文嵌入和神经表示学习器来改进事件的表示。

数据集：TB-Dense and MATRES datasets

### 9、Open Event Extraction from Online Text using a Generative Adversarial Network, EMNLP 2019<sup>[12]</sup>

提取开放域事件的结构化表示的方法通常假定文档中的所有单词都是从单个事件中生成的，因此他们通常不适用于诸如新闻文章之类的长文本。为了解决这些局限性，我们提出了一种基于生成对抗网络的事件抽取模型，称为对抗神经事件模型（AEM）。

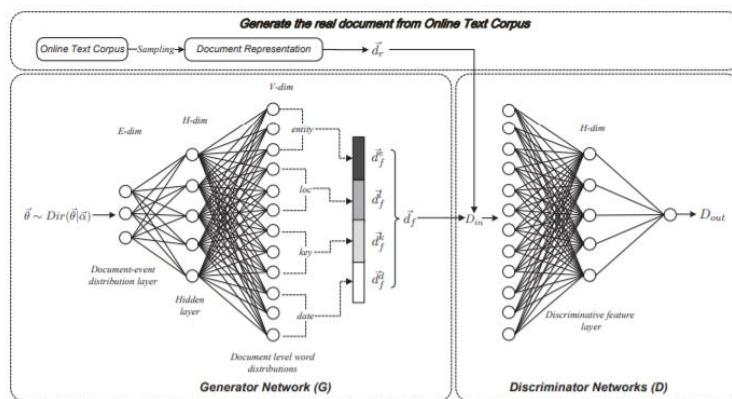


Figure 1: The framework of the Adversarial-neural Event Model (AEM), and  $\vec{d}_f^e$ ,  $\vec{d}_f^l$ ,  $\vec{d}_f^k$  and  $\vec{d}_f^d$  denote the generated entity distribution, location distribution, keyword distribution and date distribution corresponding to event distribution  $\vec{\theta}$ .

### 主要思想

AEM使用Dirichlet先验对事件建模，并使用生成器网络来捕获潜在事件的模式，鉴别器用于区分原始文档和从潜在事件中重建的文档，鉴别器网络生成的特征允许事件抽取的可视化。

数据集：Twitter, and Google datasets

## 10、Reporting the unreported: Event Extraction for Analyzing the Local Representation of Hate Crimes, EMNLP 2019<sup>[13]</sup>

动机：将事件抽取和多实例学习应用于本地新闻文章的语料库，可以用来预测仇恨犯罪的发生。

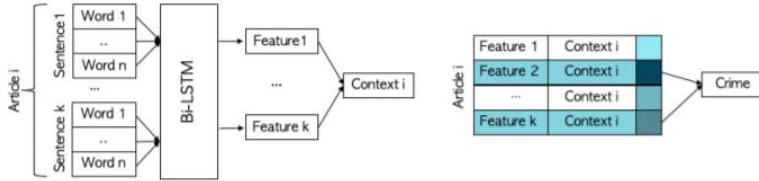


Figure 1: The event detection model using a MIL network. Local representation of each sentence are combined with context representation of its related article.

### 主要思想

根据是否为仇恨罪标记每篇文章的任务被定义为多实例学习（MIL）问题。我们通过使用文章所有句子中嵌入的信息来确定文章是否报道了仇恨犯罪。在一组带标注的文章上测试了模型之后，我们将被训练过的模型应用于联邦调查局没有报道过的城市，并对这些城市中仇恨犯罪的发生频率进行了下界估计。

## 11、Extracting entities and events as a single task using a transition-based neural model, IJCAI 2019<sup>[14]</sup>

事件抽取任务包括许多子任务：实体抽取，事件触发词抽取，论元角色抽取。传统的方法是使用 pipeline 的方式解决这些任务，没有利用到任务间相互关联的信息。已有一些联合学习的模型对这些任务进行处理，然而由于技术上的挑战，还没有模型将其看作一个单一的任务，预测联合的输出结构。本文提出了一个 transition-based 的神经网络框架，以 state-transition 的过程，递进地预测复杂的联合结构。

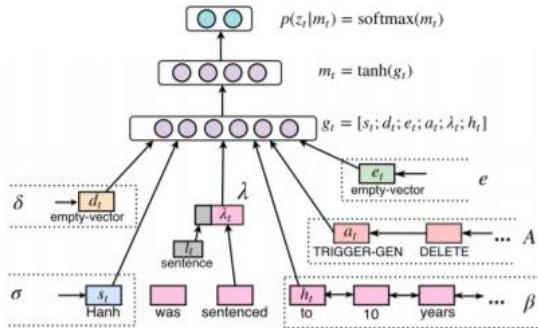


Figure 2: Action prediction model, where the transition state corresponds to state 7 in Table 3.

### 主要思想

使用 transition-based 的框架，通过使用递增的 output-building 行为的 state-transition 过程，构建一个复杂的输出结构。在本文中我们设计了一个 transition 系统以解决事件抽取问题，从左至右递增地构建出结构，不使用可分的子任务结构。本文还是第一个使 transition-based 模型，并将之用于实体和事件的联合抽取任务的研究。模型实现了对 3 个子任务完全的联合解码，实现了更好的信息组合。

数据集：ACE2005

## 12、Biomedical Event Extraction based on Knowledge-driven Tree-LSTM, CCL 2016<sup>[15]</sup>

生物医学领域的事件抽取比一般新闻领域的事件抽取更具挑战性，因为它需要更广泛地获取领域特定的知识并加深对复杂情境的理解。为了更好地对上下文信息和外部背景知识进行编码，我们提出了一种新颖的知识库（KB）驱动的树结构长短期记忆网络（Tree-LSTM）框架。

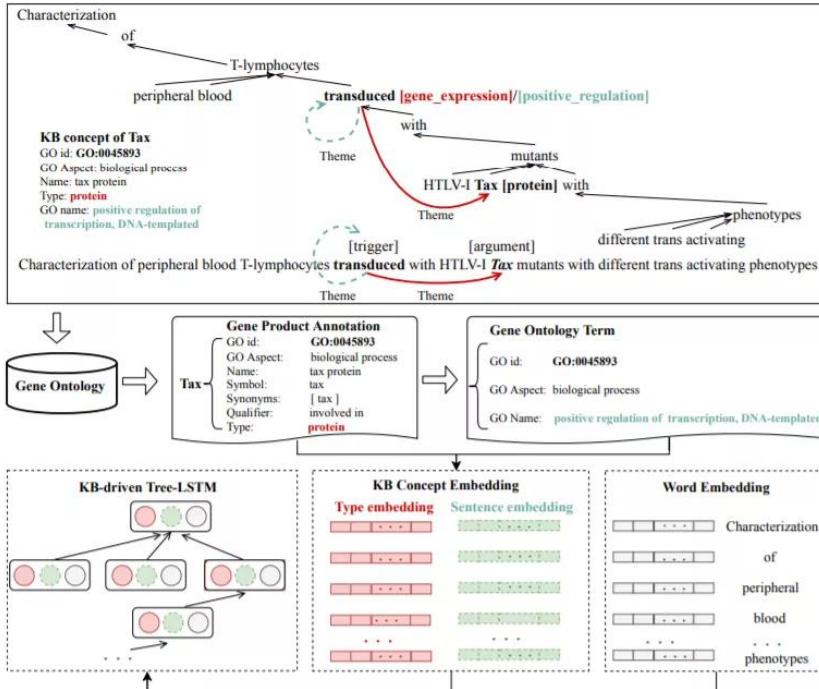


Figure 1: The framework of the KB-driven Tree-LSTM model. The upper frame shows the dependency tree structure and event annotations of a sentence; the middle frame demonstrates the knowledge base information obtained from the Gene Ontology for *Tax*; the bottom frame describes the KB-driven Tree-LSTM which takes the KB concept embedding and word embedding as input.

## 主要思想

该框架合并了两种功能：（1）抓取上下文背景的依赖结构（2）通过实体链接从外部本体获得实体属性（类型和类别描述）。

数据集：Genia dataset

## 13. Joint Event Extraction Based on Hierarchical Event Schemas From FrameNet, EMNLP 2019 short<sup>[16]</sup>

事件抽取对于许多实际应用非常有用，例如新闻摘要和信息检索。但是目前很流行的ACE事件抽取仅定义了非常有限且粗糙的事件模式，这可能不适合实际应用。FrameNet是一种语言语料库，它定义了完整的语义框架和框架间的关系。由于FrameNet中的框架与ACE中的事件架构共享高度相似的结构，并且许多框架实际上表达了事件，因此，我们建议基于FrameNet重新定义事件架构。

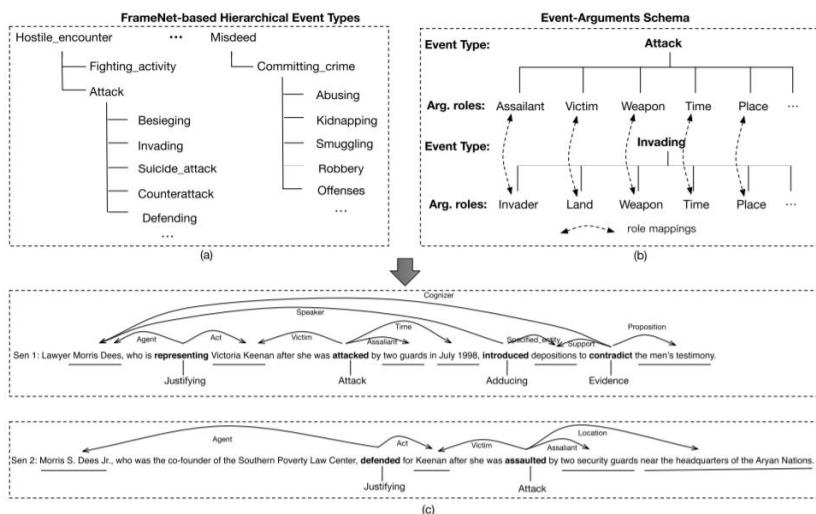


FIGURE 5. The structure of the new event schemas. (a) shows the hierarchical event schemas defined based on FrameNet; (b) shows the event types, argument roles and the role mappings between arguments roles. (c) shows two event extraction examples based on the new event schema.

## 主要思想

1. 提取FrameNet中表示事件的所有框架，并利用框架与框架之间的关系建立事件模式的层次结构。

2. 适当利用全局信息（例如事件间关系）和事件抽取必不可少的局部特征（例如词性标签和依赖项标签）。基于一种利用事件抽取结果的多文档摘要无监督抽取方法，我们使用了一种图排序方法。

数据集：ACE 2005, FrameNet 1.7 corpus

#### 14、One for All: Neural Joint Modeling of Entities and Events, AAAI 2019<sup>[17]</sup>

事件抽取之前的工作主要关注于对事件触发器和论元角色的预测，将实体提及视为由人工标注提供的。这是不现实的，因为实体提及通常是由一些现有工具包预测的，它们的错误可能会传播到事件触发器和论元角色识别。

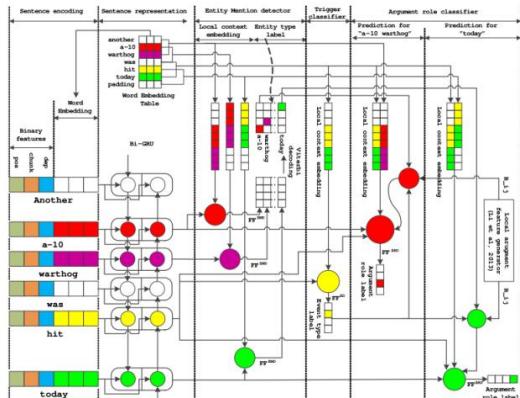


Figure 1: The joint EL model for the three subtasks with the input sentence "Another a-10 warthog was hit today" with local context window  $u = 1$ . Red and violet correspond to the beginning and last tokens of the entity mention "a-10 warthog" while green corresponds to the time "today". The trigger candidate "hit" at the current token is associated with yellow.

最近很少有研究通过联合预测实体提及、事件触发器和论元来解决这个问题。然而，这种工作仅限于使用离散的工程特征来表示单个任务及其交互的上下文信息。在这项工作中，提出了一个基于共享的隐层表示的新的模型来联合执行实体提及，事件触发和论元的预测。实验证明了该方法的优点，实现了最先进性能的事件抽取。

数据集：ACE 2005

2018

#### 1、Scale up event extraction learning via automatic training data generation, AAAI 2018<sup>[18]</sup>

动机：现有的训练数据必须通过专业领域知识以及大量的参与者来手动生成，这样生成的数据规模很小，严重影响训练出来的模型的质量。因此我们开发了一种自动生成事件抽取训练数据的方法。

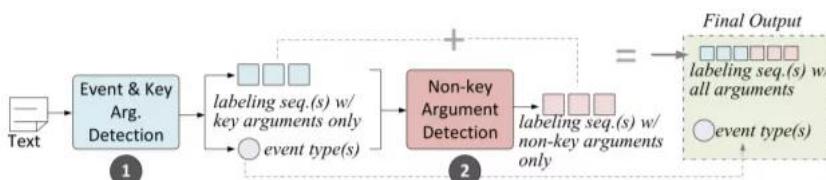


Figure 3: Our 2-stage event extraction pipeline.

#### 主要思想

提出了一种基于神经网络和线性规划的事件抽取框架，该模型不依赖显式触发器，而是使用一组关键论元来表征事件类型。这样就不需要明确识别事件的触发因素，进而降低了人力参与的需求。

数据集：Wikipedia article

#### 2、DCFFE: A Document-level Chinese Financial Event Extraction System based on Automatically Labelled Training Data, ACL 2018<sup>[19]</sup>

在某些特定领域，例如金融、医疗和司法领域，由于数据标注过程的成本很高，因此标注数据不足。此外，当前大多数方法都关注于从一个句子中提取事件，但通常在一个文档中，一个事件由多个句子表示。我们提出一种方法来解决这个问题。

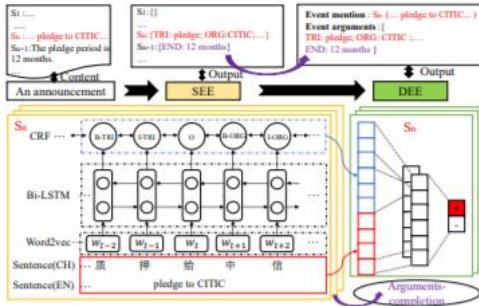


Figure 4: The architecture of event extraction.

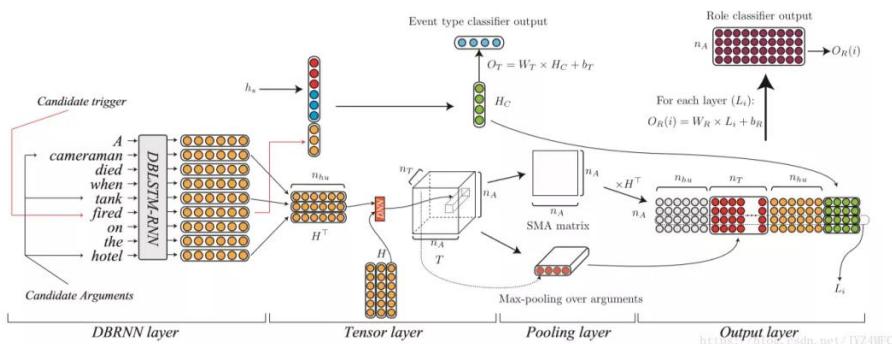
### 主要思想

提供了一个名为DCFEE的框架，该框架可以从被自动标注过的训练数据中抽取文档级事件。使用一个序列标注模型来自动抽取句子级事件，并且提出了一个关键事件检测模型和一个论元填充策略，进而从文档中提取整个事件。

数据集：Chinese financial event dataset

### 3、Jointly Extraction Event Triggers and Arguments by Dependency-Bridge RNN and Tensor-Based Argument Interaction, AAAI 2018 [20]

传统的事件抽取很大程度上依赖词汇和句法特征，需要大量的人工工程，并且模型通用性不强。另一方面，深度神经网络可以自动学习底层特征，但是现有的网络却没有充分利用句法关系。因此本文在对每个单词建模时，使用依赖桥来增强它的信息表示。说明在RNN模型中同时应用树结构和序列结构比只使用顺序RNN具有更好的性能。另外，利用张量层来同时捕获论元之间的关系以及其在事件中的角色。实验表明，模型取得了很好地效果。



### 主要思想

- 实现了事件触发词以及论元的联合抽取，避开了Pipeline方法中错误的触发词识别结果会在网络中传播的问题；同时联合抽取的过程中，有可能通过元素抽取的步骤反过来纠正事件检测的结果。
- 将元素的互信息作为影响元素抽取结果的因素
- 在构建模型的过程中使用了句法信息。

数据集：ACE2005

### 4、Zero-Shot Transfer Learning for Event Extraction, ACL2018 [21]

以前大多数受监督的事件抽取方法都依赖手工标注派生的特征，因此，如果没有额外的标注工作，这些方法便无法应对于新的事件类型。设计了一个新的框架来解决这个问题。

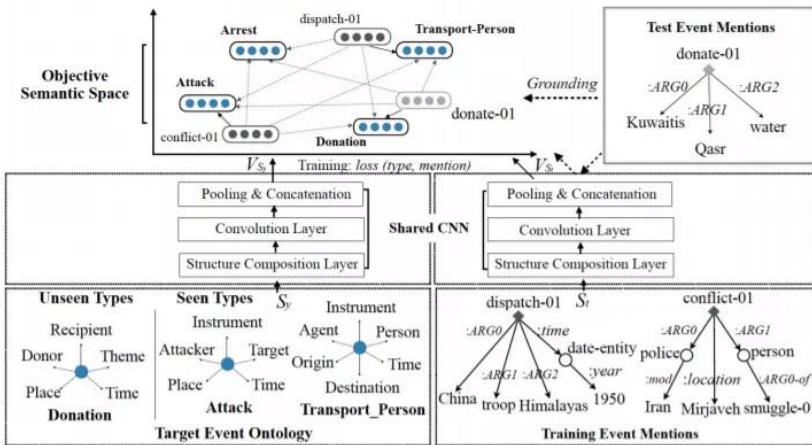


Figure 3: Architecture Overview. The blue circles denote event types and event type representations. The dark grey diamonds and circles denote triggers and trigger representations from training set. The light grey diamonds and circles denote triggers and trigger representations from testing set.

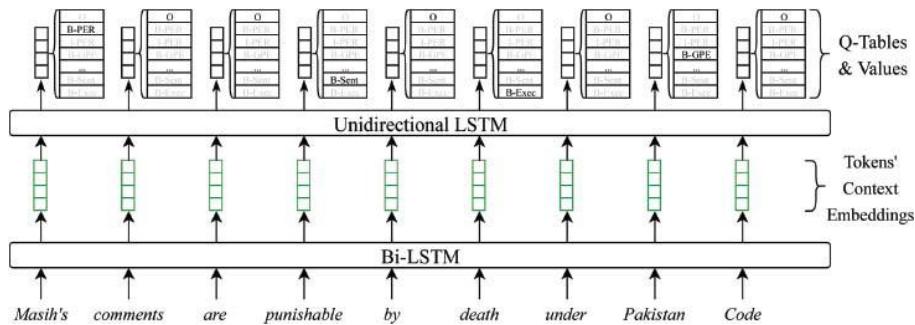
### 主要思想

每个事件都有由候选触发词和论元组成的结构，同时这个结构具有和事件类型及论元相一致的预定义的名字和标签。我们增加了事件类型以及事件信息片段的语义代表( semantic representations)，并根据目标本体中定义的事件类型和事件信息片段的语义相似性来决定事件的类型

数据集：ACE2005

## 5、Joint Entity and Event Extraction with Generative Adversarial Imitation Learning, CCL 2016 [23]

提出了一种基于生成对抗的模仿学习的实体与事件抽取框架，这种学习是一种使用生成对抗网络（GAN）的逆强化学习方法。该框架的实际表现优于目前最先进的方法。



### 主要思想

在本文中，提出了一种动态机制——逆强化学习，直接评估实体和事件抽取中实例的正确和错误标签。我们为案例分配明确的分数，或者根据强化学习（RL）给予奖励，并采用来自生成对抗网络（GAN）的鉴别器来估计奖励价值。

## 6、Joint Multiple Event Extraction via Attention-based Graph Information Aggregation, EMNLP 2018 [24]

比抽取单个事件更困难。在以往的工作中，由于捕获远距离的依赖关系效率很低，因此通过顺序建模的方法在对事件之间的联系进行建模很难成功。本文提出了一种新的框架来解决这个问题。

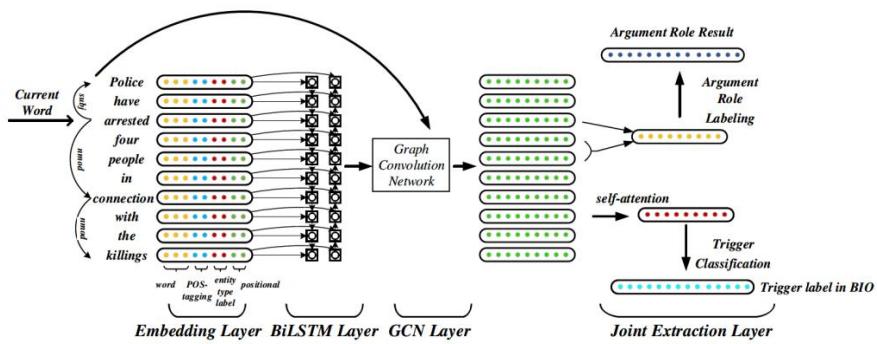


Figure 3: The architecture of our jointly multiple events extraction framework.

### 主要思想

本文提出JMEE模型（Jointly Multiple Events Extraction），面向的应用是从一个句子中抽取出多个事件触发器和参数（arguments）。JMEE模型引入了syntactic shortcut arcs来增强信息流并且使用基于attention的GCN建模图数据。实验结果表明本文的方法和目前最顶级的方法相比，有着可以媲美的效果。

数据集：ACE2005

## 7、Semi-supervised event extraction with paraphrase clusters, NAACL 2018<sup>[25]</sup>

受监督的事件抽取系统由于缺乏可用的训练数据而其准确性受到限制。我们提出了一种通过对额外的训练数据进行重复抽样来使事件抽取系统自我训练的方法。这种方法避免了训练数据缺乏导致的问题。

### 主要思想

我们通过详细的事件描述自动生成被标记过的训练数据，然后用这些数据进行事件触发词识别。具体来说，首先，将提及该事件的片段聚集在一起，形成一个聚类。然后用每个聚类中的简单示例来给整个聚类贴一个标签。最后，我们将新示例与原始训练集结合在一起，重新训练事件抽取器。

数据集：ACE2005, TAC-KBP 2015

2017

## 1、Automatically Labeled Data Generation for Large Scale Event Extraction, ACL 2017<sup>[26]</sup>

手动标记的训练数据成本太高，事件类型覆盖率低且规模有限，这种监督的方法很难从知识库中抽取大量事件。

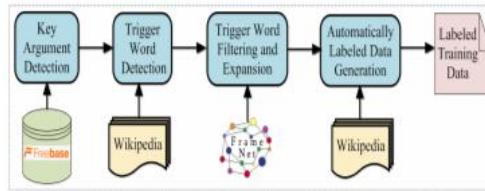


Figure 4: The architecture of automatically labeling training data for large scale event extraction.

### 主要思想

- 提出了一种按重要性排列论元并且为每种事件类型选取关键论元或代表论元方法
- 仅仅使用关键论元来标记事件，并找出关键词
- 用外部语言知识库FrameNet来过滤噪声触发词并且扩展触发词库。

数据集：ACE2005

2016

## 1、RBPB Regularization Based Pattern Balancing Method for Event Extraction,ACL2016 [27]

在最近的工作中，当确定事件类型（触发器分类）时，大多数方法要么是仅基于模式（pattern），要么是仅基于特征。此外，以往的工作在识别和文类论元的时候，忽略了论元之间的关系，只是孤立的考虑每个候选论元。

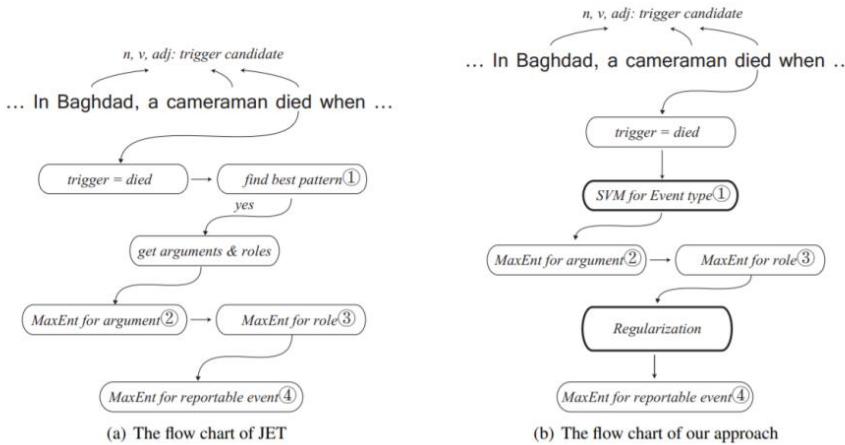


Figure 2: The left is the flow chart for JET. The right is the flow chart for our approach. The thick line block is our contribution

### 主要思想

在本文中，我们同时使用‘模式’和‘特征’来识别和分类‘事件触发器’。此外，我们使用正则化方法对候选自变量之间的关系进行建模，以提高自变量识别的性能。我们的方法称为基于正则化的模式平衡方法。

数据集：ACE2005

## 2、Leveraging Multilingual Training for Limited Resource Event Extraction, COLING 2016 [28]

迄今为止，利用跨语言培训来提高性能的工作非常有限。因此我们提出了一种新的事件抽取方法。

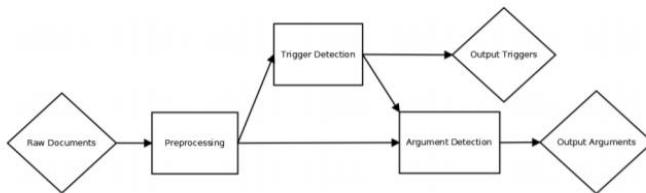


Figure 1: Architecture for our event extraction system. The argument component relies on the predictions from the trigger component.

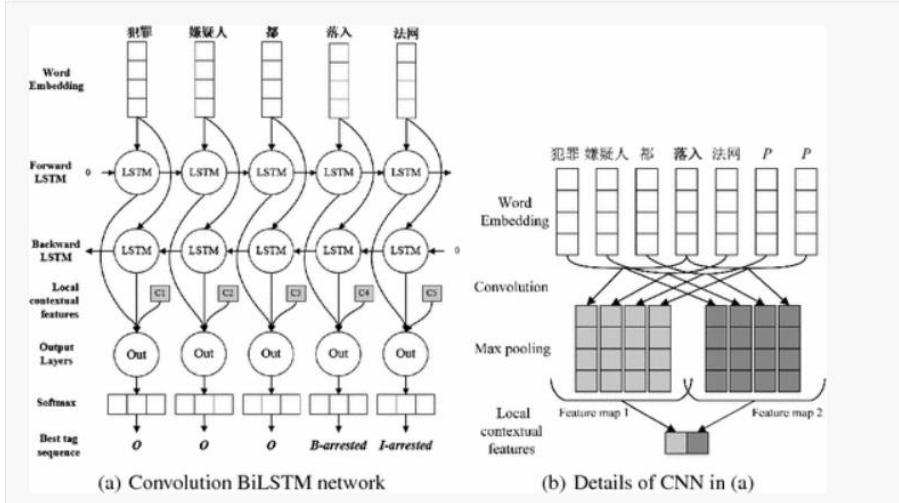
### 主要思想

在本文中，我们提出了一种新颖的跨语言事件抽取方法，该方法可在多种语言上进行训练，并利用依赖于语言的特征和不依赖于语言的特征来提高性能。使用这种系统，我们旨在同时利用可用的多语言资源（带注释的数据和引入的特征）来克服目标语言中的注释稀缺性问题。从经验上我们认为，我们的方法可以极大地提高单语系统对中文事件论元提取任务的性能。与现有工作相比，我们的方法是新颖的，我们不依赖于使用高质量的机器翻译的或手动对齐的文档，这因为这种需求对于给定的目标语言可能是无法满足的。

数据集：ACE2005

## 3、A convolution bilstm neural network model for chinese event extraction, NLPCC 2016 [29]

在中文的事件抽取中，以前的方法非常依赖复杂的特征工程以及复杂的自然语言处理工具。本文提出了一种卷积双向LSTM神经网络，该神经网络将LSTM和CNN结合起来，可以捕获句子级和词汇信息，而无需任何人为提供的特征。



### 主要思想

首先使用双向LSTM将整个句子中的单词的语义编码为句子级特征，不做任何句法分析。然后，我们利用卷积神经网络来捕获突出的局部词法特征来消除触发器的歧义，整个过程无需来自POS标签或NER的任何帮助。

数据集：ACE2005, KBP2017 Corpus

#### 4、Liberal Event Extraction and Event Schema Induction, NAACL 2016 [30]

结合了象形式的（例如抽象含义表示）和分布式的语义来检测和表示事件结构，并采用同一个类型框架来同时提取事件类型和论元角色并发现事件模式。这种模式的提取性能可以与被预定义事件类型标记过的大量数据训练的监督模型相媲美。

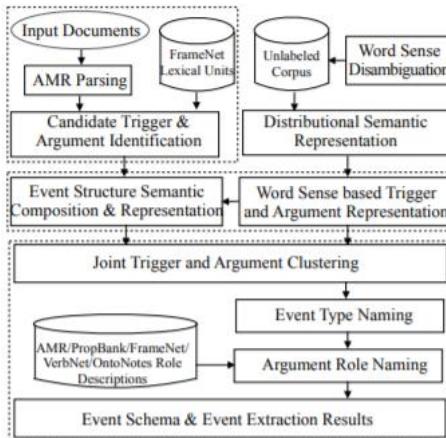


Figure 2: Liberal Event Extraction Overview.

### 主要思想

我们试图将事件触发器和事件论元聚类，每个聚类代表一个事件类型。我们将分布的相似性用于聚类的距离度量。分布假设指出，经常出现在相似语境中的单词往往具有相似的含义。

两个基本假设：

- 出现在相似的背景中并且有相同作用的事件触发词往往具有相似的类型。
- 除了特定事件触发器的词汇语义外，事件类型还取决于其论元和论元的作用，以及上下文中与触发器关联的其他单词。

数据集：ERE (Entity Relation Event)

#### 5、Joint Learning Templates and Slots for Event Schema Induction, NAACL 2016 [31]

我们提出了一个联合实体驱动模型，这种模型可以根据同一句子中模板和各种信息槽（例如attribute slot和participate slot）的限制，同时学习模板和信息槽。这样的模型会得到比以前的方法更好的结果。

### 主要思想

为了更好地建立实体之间的内在联系的模型，我们借用图像分割中的标准化切割作为聚类标准。同时我们用模板之间的约束以及一个句子中的信息槽之间的约束来改善AESI结果。

数据集：MUC-4

## 6、Joint Event Extraction via Recurrent Neural Networks, NAACL 2016 [32]

任务：给定实体标签；通过序列标注识别触发词和论元\*

动机：论元之间有着相关关系，某些论元已经识别出来可能会导致一些论元共现，RNN减少错误传播

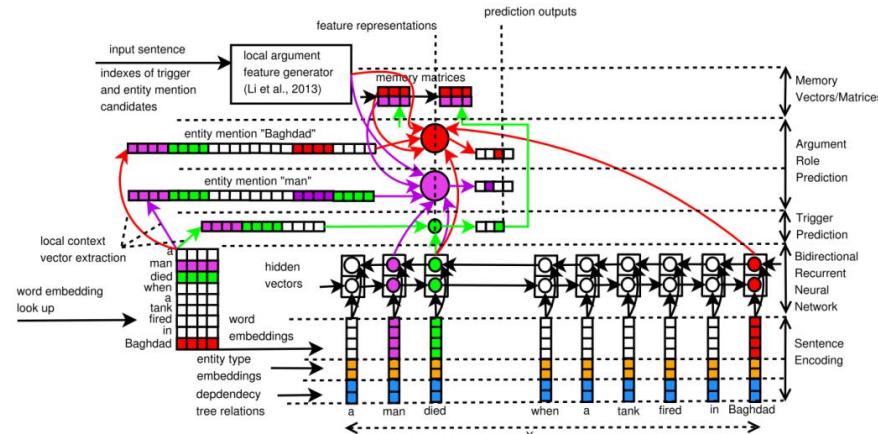


Figure 1: The joint EE model for the input sentence “*a man died when a tank fired in Baghdad*” with local context window  $d = 1$ . We only demonstrate the memory matrices  $G_i^{\text{arg/trg}}$  in this figure. Green corresponds to the trigger candidate “*died*” at the current step while violet and red are for the entity mentions “*man*” and “*Baghdad*” respectively.

主要思想：使用RNN来标注要素，通过记忆矩阵来增强要素之间的关联。

数据集：ACE2005

2015

## 1、Event Extraction via Dynamic Multi-Pooling Convolutional Neural Networks, ACL2015 [33]

任务：给定候选实体的位置；完成触发词识别，触发词分类，论元识别，论元分类

动机：在一个句子中可能会有多个事件，如果只用一个池化将导致多个事件的句子级特征没有区别。因此引入动态多池化

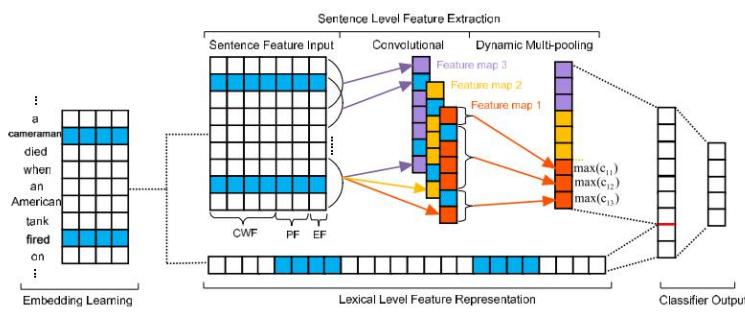


Figure 2: The architecture for the stage of argument classification in the event extraction. It illustrates the processing of one instance with the predict trigger *fired* and the candidate argument *cameraman*.

主要思想：采用动态多池化的方式，以trigger和candidate作为分隔符[-trigger-candidate-]，将句子池化成三段；动机在于一个句子中可能会有多个事件，如果只用一个池化将导致多个事件的句子级特征没有区别。将任务目标转换成句子分类任务，从而完成任务。

数据集：ACE2005

## 2、Generative Event Schema Induction with Entity Disambiguation, NAACL2015 [34]

动机：以往文献中的方法仅仅使用中心词来代表实体，然而除了中心词，别的元素也包含了很多重要的信息。这篇论文提出了一种事件模式归纳的生成模型来解决这个问题。

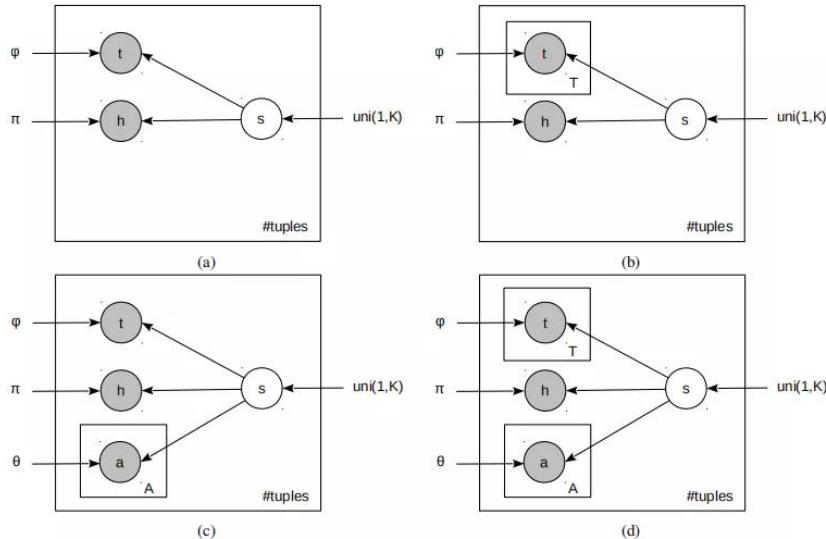


Figure 5: Model variants (Dirichlet priors are omitted for simplicity): 5a) HT model ran on single data. This model is equivalent to 5b) with  $T=1$ ; 5b) HT model ran on multi data; 5c) HT+A model ran on single data; 5d) HT+A model ran on multi data.

主要思想：模式归纳是指从没有被标记的文本中无监督的学习模板（一个模板定义了一个与实体的语义角色有关的特定事件的类型）。想法是：基于事件模板中相同角色对应的这些实体的相似性，将他们分组在一起。例如，在有关恐怖袭击的语料库中，可以将要被杀死，要被攻击的对象的实体组合在一起，并以名为VICTIM的角色为它们的特征。

数据集：ACE2005

## 本文参考资料

- [1] **Reading the Manual: Event Extraction as Definition Comprehension**, EMNLP 2020: <https://arxiv.org/abs/1912.01586>
- [2] **Open-domain Event Extraction and Embedding for Natural Gas Market Prediction**, arxiv 2020 : <http://arxiv.org/abs/1912.11334>
- [3] **Event Extraction by Answering (Almost) Natural Questions**, EMNLP 2020 : <https://arxiv.org/abs/2004.13625>
- [4] **Exploring Pre-trained Language Models for Event Extraction and Generation**, ACL 2019: <https://doi.org/10.18653/v1/p19-1522>
- [5] **Open Domain Event Extraction Using Neural Latent Variable Models**, ACL2019: <https://doi.org/10.18653/v1/p19-1276>
- [6] **Rapid Customization for Event Extraction**, ACL 2019: <https://doi.org/10.18653/v1/p19-3006>
- [7] **Cross-lingual Structure Transfer for Relation and Event Extraction**, EMNLP 2019: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1030/>
- [8] **Doc2EDAG: An End-to-End Document-level Framework for Chinese Financial Event Extraction**, EMNLP2019: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1032/>
- [9] **Entity, Relation, and Event Extraction with Contextualized Span Representations**, ACL 2019: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1585>
- [10] **HMEAE: Hierarchical Modular Event Argument Extraction**, EMNLP 2019 short(: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1584/>)
- [11] **Joint Event and Temporal Relation Extraction with Shared Representations and Structured Prediction**, EMNLP 2019: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1041/>
- [12] **Open Event Extraction from Online Text using a Generative Adversarial Network**, EMNLP 2019: <https://www.aclweb.org/anthology/D19-1027/>
- [13] **Reporting the unreported: Event Extraction for Analyzing the Local Representation of Hate Crimes**, EMNLP 2019: <https://arxiv.org/pdf/1909.02126.pdf>
- [14] **Extracting entities and events as a single task using a transition-based neural model**, IJCAI 2019: <https://www.ijcai.org/proceedings/2019/753>

- [15] Biomedical Event Extraction based on Knowledge-driven Tree-LSTM, CCL 2016: <https://www.aclweb.org/anthology/N19-1145/>
- [16] Joint Event Extraction Based on Hierarchical Event Schemas From FrameNet, EMNLP 2019 short: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8643786>
- [17] One for All: Neural Joint Modeling of Entities and Events, AAAI 2019: <https://arxiv.org/abs/1812.00195>
- [18] Scale up event extraction learning via automatic training data generation, AAAI 2018: <https://arxiv.org/pdf/1712.03665.pdf>
- [19] DCFE: A Document-level Chinese Financial Event Extraction System based on Automatically Labelled Training Data, ACL 2018 : <https://www.aclweb.org/anthology/P18-4009>
- [20] Jointly Extraction Event Triggers and Arguments by Dependency-Bridge RNN and Tensor-Based Argument Interaction, AAAI 2018 : <https://shalei120.github.io/docs/sha2018Joint.pdf>
- [21] Zero-Shot Transfer Learning for Event Extraction, ACL2018: <https://www.aclweb.org/anthology/P18-1201>
- [22] DCFE: A Document-level Chinese Financial Event Extraction System based on Automatically Labelled Training Data, ACL 2018 : <https://www.aclweb.org/anthology/P18-4009>
- [23] Joint Entity and Event Extraction with Generative Adversarial Imitation Learning, CCL 2016 : <https://blender.cs.illinois.edu/paper/imitation2019.pdf>
- [24] Joint Multiple Event Extraction via Attention-based Graph Information Aggregation, EMNLP 2018 : <https://www.aclweb.org/anthology/D18-1156>
- [25] Semi-supervised event extraction with paraphrase clusters, NAACL 2018: <https://www.aclweb.org/anthology/N18-2058/>
- [26] Automatically Labeled Data Generation for Large Scale Event Extraction, ACL 2017 : <https://www.aclweb.org/anthology/P17-1038>
- [27] RBPB Regularization Based Pattern Balancing Method for Event Extraction, ACL2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/P16-1116>
- [28] Leveraging Multilingual Training for Limited Resource Event Extraction, COLING 2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/C16-1114>
- [29] A convolution bilstm neural network model for chinese event extraction, NLPCC 2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/P18-1145.pdf>
- [30] Liberal Event Extraction and Event Schema Induction, AACL 2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/P16-1025/>
- [31] Joint Learning Templates and Slots for Event Schema Induction, NAACL 2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/N16-1049/>
- [32] Joint Event Extraction via Recurrent Neural Networks, NAACL 2016 : <https://www.aclweb.org/anthology/N16-1034>
- [33] Event Extraction via Dynamic Multi-Pooling Convolutional Neural Networks, ACL2015 : <https://www.aclweb.org/anthology/P15-1017>
- [34] Generative Event Schema Induction with Entity Disambiguation, AACL2015 : <https://www.aclweb.org/anthology/P15-1019/>

- END -

由于微信平台算法改版，公号内容将不再以时间排序展示，如果大家想第一时间看到我们的推送，强烈建议星标我们和给我们多点点【在看】。星标具体步骤为：

- (1) 点击页面最上方“AINLP”，进入公众号主页。
- (2) 点击右上角的小点点，在弹出页面点击“设为星标”，就可以啦。  
感谢支持，比心❤。

欢迎加入知识图谱交流群



进群请添加AINLP小助手微信 AINLPer (id: ainlper)，备注**知识图谱**

## 推荐阅读

[这个NLP工具，玩得根本停不下来](#)

[征稿启示| 200元稿费+5000DBC \(价值20个小时GPU算力\)](#)

[完结撒花！李宏毅老师深度学习与人类语言处理课程视频及课件（附下载）](#)

[从数据到模型，你可能需要1篇详实的pytorch踩坑指南](#)

[如何让Bert在finetune小数据集时更“稳”一点](#)

[模型压缩实践系列之——bert-of-theseus，一个非常亲民的bert压缩方法](#)

[文本自动摘要任务的“不完全”心得总结番外篇——submodular函数优化](#)

[Node2Vec 论文+代码笔记](#)

[模型压缩实践收尾篇——模型蒸馏以及其他一些技巧实践小结](#)

[中文命名实体识别工具（NER）哪家强？](#)

[学自然语言处理，其实更应该学好英语](#)

[斯坦福大学NLP组Python深度学习自然语言处理工具Stanza试用](#)

## 关于AINLP

AINLP 是一个有趣有AI的自然语言处理社区，专注于 AI、NLP、机器学习、深度学习、推荐算法等相关技术的分享，主题包括文本摘要、智能问答、聊天机器人、机器翻译、自动生成、知识图谱、预训练模型、推荐系统、计算广告、招聘信息、求职经验分享等，欢迎关注！加技术交流群请添加AINLPer(id: ainlper)，备注工作/研究方向+加群目的。



我爱自然语言处理

一个有趣有AI的自然语言处理社区



长按扫码关注我们

阅读至此了，分享、点赞、在看三选一吧♪

喜欢此内容的人还喜欢

[知乎灵魂拷问：31岁拿了阿里P6的offer，要去吗？](#)

AINLP

孩子“窝里横，出门怂”？搞定暴脾气的孩子只需要做到这一点

“我爱你，才想把生活中所有废话都讲给你听”

黎兜兜