

# 基于多分类或序列打标签（如BIO）的方法

## ✓ Joint3EE

- One for All: Neural Joint Modeling of Entities and Events
- 以前的sota，将实体提及检测（MED）、事件检测、参数抽取合并在一起训练

## ✓ PLMEE

- 提出了数据生成方式，值得学习

## ✓ GATE

- GATE: Graph Attention Transformer Encoder for Cross-lingual Relation and Event Extraction
- 使用图神经网络，修改注意力掩码
- 应用于跨语种的RE和Role Argument判别中

## ✓ Event Time Extraction and Propagation via Graph Attention Networks

- 获取事件的时间线

## ✓ CASEE

- CasEE: A Joint Learning Framework with Cascade Decoding for Overlapping Event Extraction
- 主要提出解决三个 overlap 问题：
  - trigger word在不同的事件中可能重叠
  - argument在不同的事件中可能重叠
  - argument在同一事件中可能重叠

## ✓ Event Extraction by Associating Event Types and Argument Roles

- 解决多个参数意思接近却被划分为不同类别、导致低频类别准确率低
- 设计了新的schema模式
- 用图神经网络DGAT（但是没有详细解释DGAT）来学习association event extraction
- parameters Inheritance

## ✓ Modeling Document-Level Context for Event Detection via Important Context Selection

- 解决长文本的问题
- 迭代选择关键的上下文句子来辅助检测句子Si的事件

## ✓ Graph Convolutional Networks with Argument-Aware Pooling for Event Detection

- 提出entity-mention based pooling
- 在句法依存图上进行GCN

## ✓ CLEVE: Contrastive Pre-training for Event Extraction

- 基于预训练的方法
  - 让模型学习事件结构
  - 充分利用大规模无监督数据

## ✓ MOGANED

- Event Detection with Multi-Order Graph Convolution and Aggregated Attention
- 在依存句法树上建立多跳的连接，再用attention计算logits

#### ✓ MLBiNet

- MLBiNet: A Cross-Sentence Collective Event Detection Network
- 解决跨句子的问题
- 用隐层向量建立跨句子间的依赖和句子内部trigger word的依赖
- 对第一次trigger word的误判有一定的容错性

#### ✓ CorED

- CorED: Incorporating Type-level and Instance-level Correlations for Fine-grained Event Detection
- 考虑事件类型本身之间的关系，用图表示出来
- 将事件类型表示和文本表示结合，同masked self attention预测

#### ✓ Hierarchical Chinese Legal event extraction via Pedal Attention Mechanism

- 提出跳板注意力机制
- 层级化schemas的使用方式
- 涉及到参数提取

#### ✓ OneIE

- A Joint Neural Model for Information Extraction with Global Features
- 考虑用全局特征信息来约束最后生成的模型
- 考虑利用跨任务和跨示例/关系的依赖
- 用图神经网络来表征上述依赖，并用一个通过图计算出的分数优化解码出的图

#### ✓ FourIE

- Cross-Task Instance Representation Interactions and Label Dependencies for Joint Information Extraction with Graph Convolutional Networks
- 以OneIE作为sota，并对比了他们二者的区别
- FourIE将
  - Entity Mention Extraction
  - Trigger Detection
  - Argument Detection
  - Relation Extraction
- 四项信息抽取任务联合建模，学习跨任务/实例/关系的依赖
- 区别于OneIE，使用的全局特征由神经网络建模，而全局依赖作为一种正则损失加入到总损失中
- 为了让全局特征能够对训练过程产生影响（这是OneIE没有考虑到的），设计了一套“近似+gumbel softmax”的方法来优化图

#### ✓ The Art of Prompting: Event Detection based on Type Specific Prompts(SOTA)

- 探究了多种prompt方式对事件检测的影响
- 探究3中setting下：supervised；few-shot；zero-shot

- 模型结构简单，prompt与文本注意力交互，加一个分类头
- 最佳prompt：综合的APEX
  - event type name
  - prototype seed trigger word
  - definition

☐ Extensively Matching for Few-shot Learning Event Detection

## 生成式模型

### ☒ TANL

- structured prediction as translation between augmented natural languages
- 多任务整合在一起的生成形式

## Text → Structure

### ☒ UIE

- Unified Structure Generation for Universal Information Extraction

### ☒ Text2Event

- TEXT2EVENT: Controllable Sequence-to-Structure Generation for End-to-end Event Extraction

## 阅读理解式

### ☒ EEQA

- Event Extraction by Answering (Almost) Natural Questions

### ☒ MQAEE

- Event Extraction as Multi-turn Question Answering

### ☒ Reading the Manual: Event Extraction as Definition Comprehension

- 使用了对于每一个事件的定义
  - someone killed someone else with something in some place at some time
- 对于低资源场景和零样本场景效果更好
- 基于阅读理解方式

### ☒ Zero-shot Event Extraction via Transfer Learning: Challenges and Insights

- 关注于研究零样本场景下从text entailment和QA任务迁移到Event Extraction的效果
- 达到了零样本的新sota
- 但是距离有监督方法还有很大差距
- 文章给出了错误分析

## ☑ Event Extraction as Machine Reading Comprehension

- 提出了一套基于现有陈述语句生成对应问题的预训练方法
- 事件检测水平达到了SOTA