# 一、复现原因:

结合硕士论文工作,本次机器学习理论方法实践应用做一个关于事件抽取的代码复现。事件抽取是信息抽取领域一个重要的研究方向。事件抽取把含有事件信息的非结构化文本以结构化的形式呈现出来。非结构化文本较为复杂多样,中文信息抽取的研究起步较晚,事件抽取可以减少人工干预,为用户提供更加方便的信息服务,甚至可以发展为信息主动推送服务。由于此类少有论文给予相关代码,复现了 2020 年科大讯飞事件抽取挑战赛冠军组的程序。

比赛官网: http://challenge.xfyun.cn/topic/info?type=hotspot

### 二、主要思路:

这是一个基于深度学习的事件抽取。将任务分割为触发词抽取,论元抽取,属性抽取。具体而言是论元和属性的抽取结果依赖于触发词,因此只有一步误差传播。因 time loc 并非每个句子中都存在,并且分布较为稀疏,因此将 time & loc 与 sub & obj 的抽取分开(role1 提取 sub & obj; role2 提取 time & loc)

模型先进行触发词提取,由于数据集的特殊性,模型限制抽取的事件仅有一个,如果抽取出多个触发词,选择 logits 最大的 trigger 作为该句子的触发词,如果没有抽取触发词,筛选整个句子的 logits,取 argmax 来获取触发词;

然后根据触发词抽取模型抽取的触发词,分别输入到 role1 & role2 & attribution 模型中,进行后序的论元提取和属性分类; 四种模型都是基于 Roberta-wwm 进行实验, 加入了不同的特征。

最后将识别的结果进行整合,得到提交文件。

### 三、项目运行:

### 模型训练

- 1. .矩池云选择: "预装: Python 3.7, CUDA 10.2, cuDNN 7.6, Pytorch 1.6.0, Ubuntu 18.04, VNC", 其他配置按照 requirements.txt 中的要求安装依赖包,需要一个一个装。(遇到问题,有一个包无法安装,但对后面没有影响)
- 2. 下载 bert, BERT 采用的是哈工大的全词覆盖 wwm 模型, 下载地址: https://github.com/ymcui/Chinese-BERT-wwm

Name	•	Last Modified
bert bert		33 minutes ago
xf_event_extraction-master		33 minutes ago

- 4. 配置好环境后,在 JupyterLab 的 Terminal 中输入: bash ./script/final/train.sh 命令执行训练模型(遇到问题,解决方案:将 train 文件里的目录改为绝对路径),

依次更改模型名称。分别训练 trigger 提取模型,

```
14 export TASK TYPE="trigger"
```

Role1/role2 提取模型训练,

```
14 export TASK_TYPE="role1"

14 export TASK_TYPE="role2"
```

和 attribution 分类模型训练,

14 export TASK\_TYPE="attribution"

运行成功后会在./out/final 文件夹下面: 生成 4 个文件, 保存着模型。

Name	•	Last Modified
attribution		a day ago
role1		a day ago
role2		a day ago
trigger		a day ago

训练数据 2087 条: ▼ root: [] 2087 items ,线下评估结果在每个模型文件

目录下 eval metric.txt 下,保留最优线下结果作为训练结果

```
eval_save_path = os.path.join(opt.dev_dir, 'eval_metric.txt')
```

### 模型验证

- 1. 输入:模型训练好以后在 JupyterLab 的 Terminal 中输入 bash mnt/xf\_event\_extraction2020Top1-master/script/final/dev.sh 进行验证
- 2. 测试集的 dev.json 如图:

```
sentence: "之后日本代表提出能否重新签订一份投降书,结果麦克阿瑟不同意了"
▼ events: [] 1 item
  ▼ trigger:
     text: "提出"
     length: 2
    tense: "过去"
   ▼ arguments: [] 2 items
      role: "subject"
      text: "日本代表"
      offset: 2
       length: 4
   ¥ 1:
      text: "能否重新签订一份投降书"
      offset: 8
      length: 11
▼ distant_triggers: [] 2 items
```

Trigger 模型: precision=0.9377, recall=0.9227, f1=0.9301, 10000 是 max f1 step

Attribution 模型: (遇到问题, 找不到路径文件, 解决方法: 更改的 dev.sh

中 dev\_dir 路径文件名称)Attribution 测试时,用百度 ERNIE 模型对 attribution 十折交叉验证,polarity=0.9893,tense=0.9867,f1=0.988

Role1 模型:分别计算 object 和 subject 的 precision 和 recall, f1,分别计算两类的 F1 之后再使用 micro 方式得到整体的 f1, f1=0.717, precision=0.8133, recall=0.7861

Role2 模型:分别计算 time 和 loc 的 precision 和 recall, f1,分别计算两类的 F1 之后再使用 micro 方式得到整体的 f1, f1=0.1056

### 模型测试

- 1. 输入和结果保存:在 JupyterLab 的 Terminal 中输入 bash mnt/xf\_event\_extra ction2020Top1-master/script/final/test.sh 进行数据测试,结果存在 submit 文件夹下的 submit\_v1.json 文件中。
- 2. 数据处理:

因为比赛分为两个阶段,初赛复赛数据不一样,需要把初赛数据转化为复赛数据,对./data/preliminary/raw\_data/中的 stack.json 数据集进行处理,生成复赛样式的初赛数据 raw\_preliminary.json,同时对对初赛数据 raw\_stack.json 进行清洗。

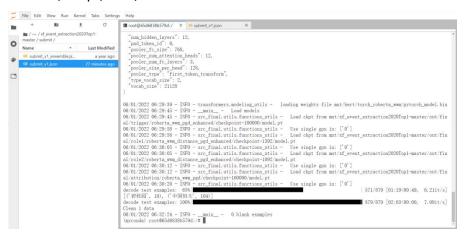
2.测试数据集位置: ./data/final/raw\_data/sentences.json,如下图所示,只有sentence 和 words:

```
▼ root: [] 879 items
▼ 0:
sentence: "青年文化学者條印園告诉记者,中国文化的高峰出现在宋朝,国学大师陈寅恪说"华夏民族之文化,历数千载之演进,而造极于赵宋之世"
▶ words: [] 60 items
▶ 1:
```

取一个短句子展示一下 words 的形式,如图:

```
▼ 5:
  sentence: "此后,郭盛又参加了高唐州之战,但并无表现"
 ▼ words: [] 20 items
   0: "此"
    1: "后"
    2: ", "
    3: "郭"
    4: "盛"
    5: "又"
    6: "参"
    7: "加"
    8: "]"
    9: "高"
    10: "唐"
    11: "州"
    12: "之"
    13: "战"
    14: ", "
    15: "但"
    16: "并"
    17: "无"
    18: "表"
    19: "现"
```

# 3.bash ./script/final/test.sh 测试运行成功截图:



### 4.submit\_v1.json 结果图:

可以识别出事件的触发词"告诉",支持该事件论元(主体、客体、时间、地点)。同时也可以抽取表达事件发生的状态,包括极性、时态。 测试效果:

### 抽取思想:

1、触发词提取器模型框架为 BERT + Feature

```
# trigger 提取器

| class TriggerExtractor(BaseModel):
| def __init__(self,
| bert_dir,
| dropout_prob=0.1,
| use_distant_trigger=False,
| **kwargs):
| super(TriggerExtractor, self).__init__(bert_dir=bert_dir,
| dropout_prob=dropout_prob)
| self.use_distant_trigger = use_distant_trigger
| out_dims = self.bert_config.hidden_size
```

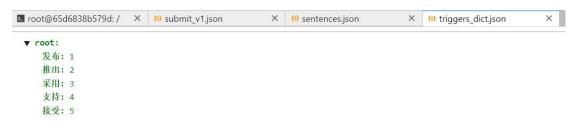
将标注数据中的所有 Trigger 作为知识库,用 10 折交叉构造 distant trigger,选取长度为 2 的 distant trigger,一句话可能标注多个 trigger,但结果只有一个 trigger,则把这个 trigger 放在前面,trigger 词典是有顺序的。

```
triggers = dict(sorted(triggers.items(), key=lambda x: x[1], reverse=True))
最后得到一个含有 224 个 trigger 的词典。

triggers_dict = {key: idx + 1 for idx, key in enumerate(triggers.keys())}
print(triggers_dict)
```

在测试集抽取 trigger 时,如果解码出多个 trigger,选取 logits 最大的那个 trigger 作为候选。

选取排在前五位的 trigger 展示:



也有可能知识库里面没有需要抽取的 trigger,通过比较句子中匹配知识库的 所有 distant trigger 的 start + end logits,选取最大的一个作为解码出的 trigger

2、time & loc 模型

# 3、论元提取器模型框架为 BERT-ConditionalLayerNorm

模型输入:原始文本+Trigger 在文本中的位置

特征:文本中所有词到 Trigger 的相对距离,Trigger 本身的相对距离为 0。

# 属性分类器模型框架为 BERT-DynamicPooling

```
# tense & polarity 分类器

| class AttributionClassifier(BaseModel):
| def __init__(self,
| bert_dir,
| dropout_prob=0.1):
| super(AttributionClassifier, self).__init__(bert_dir=bert_dir,
| dropout_prob=dropout_prob)

| out_dims = self.bert_config.hidden_size
| self.pooling_layer = nn.AdaptiveMaxPool1d(output_size=1)
| self.tense_classifier = nn.Linear(out_dims * 3, 4)
| self.polarity_classifier = nn.Linear(out_dims * 3, 3)
| self.criterion = nn.CrossEntropyLoss()
| init_blocks = [self.tense_classifier, self.polarity_classifier]
| self._init_weights(init_blocks)
```

模型输入:原始文本+Trigger在文本中的位置。

### 四、比较分析

调整参数,重新找了事件数据进行验证,命名为的 dev1.json 验证集数据有329 个,下图分别是 trigger、attribution、role1、role2 的 f1

# trigger 从 f1=0.9301 到 f1=0.9307, 有所提升

### Attribution: 有所提升

### Role1 有所提升

```
06/07/2022 12:52:36 - INFO - transformers.modeling_utils - loading weights file mnt/bert/torch_roberta_wwm/pytorch_model.b in 06/07/2022 12:52:43 - INFO - src_final.utils.functions_utils - Load ckpt from mnt/xf_event_extraction2020Topl-master/out/f inal/role2/roberta_wwm_distance_pgd_enhanced/checkpoint-1092/model.pt 06/07/2022 12:52:50 - INFO - src_final.utils.functions_utils - Use single gpu in: ['0']

Get role task predict logits: 100% Use single gpu in: ['0']

Get role task predict logits: 100% Use single gpu in: ['0']

[time] precision: 0.7203, recall: 0.9551, fl: 0.8213. [loc] precision: 0.5556, recall: 0.6667, fl: 0.6061. [MIRCO] precision: 0.0912, recall: 0.1196, fl: 0.1035 06/07/2022 12:53:16 - INFO - _main_ - Max fl is: 0.1035046555800033, in step 1092
```

#### Role2: 略微下降

### 五、项目优缺点

#### 优点:

- 1、舍弃 CRF 结构,采用指针式解码的方案,并利用 trigger 字典。如果未解码出 trigger,则比较句子中匹配知识库的所有 distant trigger 的 start + end logits, 选取最大的一个作为解码出的 trigger
- 2、具体而言是论元和属性的抽取结果依赖于触发词,因此只有一步误差传播。
- 3、根据数据的特征,限制解码输出一个 trigger,如果解码出多个 trigger,选取 logits 最大的那个 trigger 作为候选 trigger
- 4、根据数据的特点,发现绝大数都有触发词,故采用 trigger 左右两端动态池化特征作为全局特征;
- 5、因 time loc 并非每个句子中都存在,并且分布较为稀疏,将 time & loc 和 subject & object 的提取分开,采用两个独立的模型进行提取。
- 6、由于样本类别不均极其严重,采用 10 折交叉验证的方法来提升模型的泛化性能。

### 缺点:

- 1、因为测试集中的数据不是每一个都带时间和地点,所以时间和地点抽取效果不是很好,如一个句子里存在两个时间,只能抽取前面的时间,但比赛数据的测试集只有一个时间效果很好,只有两条数据集有地点;
- 2、由于测试集部分数据的 trigger 词在后面, sub 和 obj 识别顺序会颠倒;
- 3、特殊测试集 trigger 与数据集 trigger 库不一致情况下,无法抽取 trigger,但可以在 trigger 字典库中手动添加

### 六、未来展望

在技术层面,由于事件复杂的内部结构,需要依靠专家系统设计事件框架,目前仍然没有形成通用的事件框架体系。另外,依靠人工标注语料数据不仅耗时费力而且成本高昂,导致现有的事件语料数据规模不大、类型较少。现阶段各个类型的事件抽取任务性能较低,不能满足产业应用的需要。

语言层面,中文语言表述的灵活多样给事件抽取任务带来很大的挑战,依赖的底层自然语言处理技术,如分词、命名实体识别、句法分析等在中文语言上的性能都会影响到事件抽取的结果。基于神经网络的事件抽取方法自动提取特征,避免了人工设计特征的繁琐工作。事件抽取任务被构建成端到端的系统,使用包含了丰富语言特征的词向量作为输入,减少了底层自然语言处理工具带来的误差。