

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202103038



# 预训练模型下航天情报实体识别方法

魏明飞<sup>1,2</sup>, 潘冀<sup>3</sup>, 陈志敏<sup>1,2</sup>, 梅小华<sup>4</sup>, 石会鹏<sup>3</sup>

- (1. 中国科学院大学 计算机科学与技术学院, 北京 100049;  
2. 国家空间科学中心, 北京 100190;  
3. 国家无线电监测中心, 北京 100037;  
4. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 为了快速处理航天情报,基于数据驱动的深度学习方法,提出融合多源异构知识标注中文航天情报数据集的方法流程,以及基于预训练(pre-training)模型的航天情报实体识别(AIER)方法;通过对航天情报进行命名实体识别,达到对航天情报进行信息抽取的目的.通过融合 BERT(bidirectional encoder representation from transformers)预训练模型和条件随机场(CRF)模型构建 AIER 模型(BERT-CRF 模型),将其与隐马尔可夫模型(HMM)、条件随机场(CRF)模型、双向长短期记忆网络加条件随机场(BiLSTM-CRF)模型进行实体识别对比实验.结果表明:基于预训练模型的 AIER 模型能够取得 93.68%的准确率、97.56%的召回率和 95.58%的  $F_1$  值;相比于其他方法,基于预训练模型方法的性能得到提高.

**关键词:** 航天情报处理;预训练;信息抽取;命名实体识别;信息科学

**中图分类号:** V19;G 352; TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2021)06-0831-07

## Aerospace Intelligence Entity Recognition Method Based on Pre-Training Model

WEI Mingfei<sup>1,2</sup>, PAN Ji<sup>3</sup>, CHEN Zhimin<sup>1,2</sup>,  
MEI Xiaohua<sup>4</sup>, SHI Huipeng<sup>3</sup>

- (1. School of Computer Science and Technology, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;  
2. National Space Science Center, Beijing 100190, China;  
3. State Radio Monitoring Center, Beijing 100037, China;  
4. College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** In order to quickly process aerospace intelligence, based on a data-driven deeplearning technology, a method of fusing multi-source heterogeneous knowledge to label Chinese aerospace intelligence data sets is proposed, and the aerospace intelligence entity recognition (AIER) method based on pre-training models is formed. Through the identification of named entities for aerospace intelligence, the purpose of information extraction for aerospace intelligence is achieved. This paper aims to construct the AIER model (BERT-CRF model) by fusing the bidirectional encoder representations from transformers (BERT) pre-training model and the conditional random field (CRF) model, and combine it with the hidden Markov model (HMM) and CRF model, bidirectional long short-term memory network plus conditional random field (BiLSTM-CRF model) model

for entity recognition contrast experiments. The results show that the AIER model based on the pre-training model can achieve 93.68% accuracy, 97.56% recall rate and 95.58%  $F_1$  value; compared with other methods, the pre-training model method is much improved on performance.

**Keywords:** aerospace intelligence processing; pre-training; information extraction; named entity recognition; information science

为了应对新形势下的航天竞争,相关国家的航天机构,诸如美国国家航空航天局(NASA)、欧洲航天局(ESA)、俄罗斯联邦航天局(Roscosmos)等都在加快做航天情报收集工作. 航天情报领域并非热门领域,目前针对此领域的信息处理方法研究较少,所以没有统一的处理范式. 传统情报领域的信息抽取任务一直是研究热点,例如金融<sup>[1-3]</sup>、军事<sup>[4-5]</sup>等领域的情报信息抽取已经有了比较成熟的研究.

深度学习技术的出现,使自然语言处理(natural language processing,NLP)技术快速发展. 命名实体识别(named entity recognition,NER)是自然语言处理领域的一个重要子任务,同时也是文本信息抽取任务的关键技术. 作为信息抽取的关键技术之一,基于深度学习的命名实体识别技术在医疗<sup>[6]</sup>、金融<sup>[7]</sup>和新闻媒体等诸多领域都得到了成功的应用. 但是,在航天情报领域却缺乏此类研究,主要是因为航天情报实体识别(aerospace intelligence entity recognition,AIER)面临专业性强、消歧困难和缺乏标注语料等 3 个问题,而缺乏标注语料是 AIER 任务面临的最大难题. 标注语料库的方式按标注者的不同,可以分为人工标注和自动标注. 当前,语料库主要是依靠人工进行标注<sup>[8-11]</sup>. 冯鸾鸾等<sup>[12]</sup>在其研究中提出一种人工辅助模型标注的标注框架,并标注了国防领域的技术与术语语料库. 自动标注语料库的困难之处在于标注规则的构建<sup>[13-14]</sup>. 自从深度学习技术出现后,神经网络开始被用来解决命名实体识别问题,如卷积神经网络(CNN)、循环神经网络(RNN)<sup>[15-16]</sup>和 RNN 变体神经网络,以及这些网络结合 Attention 机制的复杂神经网络等都成功地应用到了 NER 任务上<sup>[17-21]</sup>.

预训练模型已经被证明可以将内部的语言模型应用到下游的 NLP 任务中,研究人员将预训练模型框架应用到许多 NLP 任务中,可以大幅度提升其性能. 在标注数据缺乏时,预训练模型显的尤为有用. 基于此,本文构建基于预训练模型的航天情报识别系统,将预训练模型的语言表示能力与条件随机场(conditional random fields, CRF)的结构化预测能力相结合,构建 BERT(bidirectional encoder representation from transformers)-CRF 模型,并将其应用到 AIER 任务中.

# 1 AIER 数据集的构建

## 1.1 多源异构知识库的构建

知识数据的来源包括记录航天事件的数据库,互联网上整理的航天事件记录,《航天科学技术叙词表》,互联网百科中关于航天的词条和词条关联的短文描述,航天类科普、新闻、技术类文章. 按照数据类型划分,有结构化数据、半结构化数据和非结构化数据. 其中数据库中的数据是结构化数据,互联网航天事件记录和《航天科学技术叙词表》为半结构化数据,其余来源都是非结构化数据. 对于结构化数据可以直接使用转换工具进行转换,半结构化数据可以用正则提取的方法提取知识. 非结构化数据选用智能化算法进行知识的提取<sup>[8]</sup>.

智能化算法提取模块主要包括两个部分:一是 TF-IDF 等算法提取主题词,二是通用领域实体识别算法提取实体(选择性使用识别结果,在文中仅保留识别的组织结构实体).

假设航天情报信息抽取的目的信息可以被归纳为  $N$  个类别,等同于 AIER 任务中要抽取的  $N$  类实体,即得到实体标签集合  $V$ , $V$  的大小为  $N$ . 假设实体集合为  $E$ , $E$  为无限集.  $E$  和  $V$  存在映射关系,对于  $E$  中的任一元素  $e$ , $V$  中存在唯一元素  $v$  与之对应, $v = f(e)$ ,即  $f:E \mapsto V$ . AIER 的任务可以描述为在给定数据集  $D$  中,识别所有实体  $e$ , $e \in E$ ,并为其标注对应的标签  $v$ ,其中  $v = f(e)$ .

$E$  是无限集,人为构建的领域知识库无法囊括  $E$  中的所有元素. 假设在构建知识库过程中,发现的所有实体,构成实体集合  $E_{kb}$ ,则  $E_{kb} \subseteq E$ . 同时,将标签集合  $V$  和映射关系  $f$  也纳入知识库,最终构建航天情报领域知识库  $KB_{aie}$ .  $KB_{aie}$  本质是包含实体、实体标签的二元组的集合, $KB_{aie}$  集合中任一元素为  $\langle v, e \rangle$ ,其中  $e \in E_{kb}$ , $v = f(e)$ . 融合多源异构知识建立知识库的方法流程,如图 1 所示.

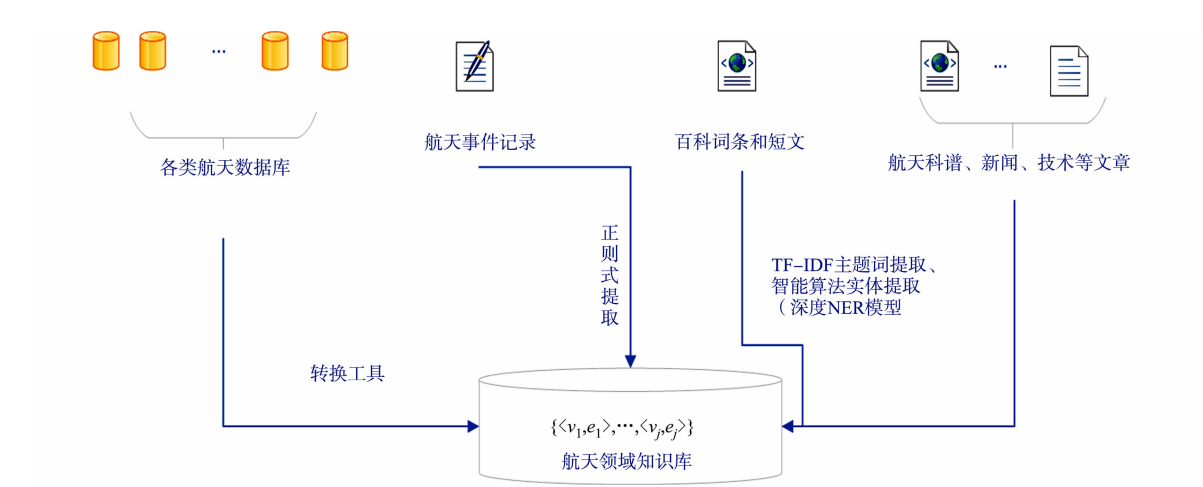


图 1 航天领域知识库的构建

Fig. 1 Construction of aerospace field knowledge base

1.2 基于前缀树和双匹配算法的启发式标注

数据集的原始语料来源包括航天情报文档、专业航天网站文章和相关航天论坛文章,其专业性程度依次递减。

将实体识别的问题当作序列标注问题来解决. 对于句子  $S, S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ . 标注模型的任务是找到标注序列  $T, T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ .  $T$  不唯一, 文中采用启发式规则选取合适的标注序列  $T$ .

标注 AIER 数据集的第一步是构建实体词典. 将  $KB_{aie}$  内的所有实体集合  $E_{kb}$ , 存入前缀树中. 前缀树 (trie tree) 又名字典树, 是字符串处理任务中常用到的数据结构. 前缀树可以将词典存入树结构中, 其边用来存储字符信息, 节点记录词汇的终止信息, 这样存储的好处是可以节省空间, 同时方便查询. 从前缀树的结构和原理可以看出, 其本质就是一个确定有限状态自动机. 在本研究中前缀树被用来存储实体词典.

标注 AIER 数据集的第二步是有词典匹配, 核心是匹配算法. 最大匹配法 (maximum matching, MM) 是一种有词典匹配算法, 根据匹配初始位置的不同分为正向最大匹配 (forward maximum matching, FMM), 逆向最大匹配 (backward maximum matching, BMM). 文中选用的匹配算法是基于两种匹配算法的启发式匹配算法. 假设标注句子  $S$ , FMM 输出标注序列  $T_1$ , BMM 输出标注序列  $T_2$ , 假设  $T_1$  中的实体集合为  $E_1$ .  $E_1$  的实体个数为  $c_1$ , 包含的总字数为  $w_1$ , 定义衡量因子  $m = w_1 / c_1$ . 匹配算法会生成若干种可能的标注序列, 选择所有可能的标注序列中衡量因子  $m$  最大的那一个作为标注结果. 算法流程如算法 1.

算法 1 Heuristic MM

Input: 原始语料  $D$  和  $KB_{aie}$

1. Result = {};
2. While ( $D$  非空):
3. Get  $s$  from  $D$
4.  $t_1, \dots, t_n = MM(s)$ ;
5.  $m = \text{get } M(t)$
6.  $t = \arg \max_t (m)$
7. Result append  $t$
8. End while;

Output: Result.

1.3 标注体系与数据划分

AIER 任务可以抽象成对航天情报中的句子进行序列标注. 通俗来讲就是为句子中的每个字符标注一个实体标签值. 单个实体由一个字符或多个字符组成, 所以在句子的位置可能占据一个字符, 也可

能横跨多个字符. 文中句子标注格式选择 BIO 标注格式. 文中的实体标签集合为  $V$ , 对于句子中一个实体的开始位置, 为其标注 B-e, 对于实体的其他位置, 为其标注 I-e,  $e \in V$ , 句子中的字符不在实体内, 则为其标注为 O. 文中标注的 AIER 数据集符合以上描述的标注方法. AIER 数据集的整体标注流程, 如图 2 所示.

由此, 最终将标注完成的数据集按时间年份划分为训练集和测试集. 其中训练集是较早的年份, 测试集是最新的年份. 这样做的目的是保证训练集中尽可能少地包含测试集里的信息.

2 基于预训练模型的 AIER 模型

2.1 预训练模型与 BERT

预训练模型使用超大规模语料进行训练, 为下游任务提供精准的词向量表示. 从 2013 年 Mikolov 等提出 word2vec 开始, 使用无监督学习算法从大规模语料学习精准词向量表示成为 NLP 的研究热点, 如 ELMo, 一种堆叠 Bi-LSTM 的模型, 能够生产上下文相关的词向量表示. 在 NLP 任务中, 精准的词向量表示能够大幅提升下游任务的性能. 预训练模型除了能够学习通用语言表达形式, 还具有更好的泛化性能, 即预训练模型可以迁移到其他 NLP 任务上. 同时, 预训练模型可以很大程度地减轻深层网络经常遇到的过拟合问题.

BERT(bidirectional encoder representation from transformers)作为最出名的预训练模型, 在各个方面性能都非常优秀. 与以往使用的单向语言模型不同, BERT 使用深层双向语言模型. Devlin 等<sup>[18]</sup>指出以往的预训练模型在词向量的表示学习上做的不够, 文本编码器层数少, 且是单向的. BERT 在训练语言模型时使用 Mask 机制, 即随机遮盖句子的一部分词以达到双向训练的目的, 同时 BERT 堆叠深层 Transformer 的 Encoder 模块, 最终 BERT 可以得到深层双向语言模型. BERT 还借鉴 word2vec 中的负采样技术, 使用句子级别的负采样技术以学习词向量表示, 最终构建 NLP 任务的解决框架. 研究人员在使用 BERT 解决具体 NLP 任务时, 只需为特定的任务定制一个轻量级的输出层. BERT 改变了以往需要为每一个 NLP 任务深层定制网络的工作模式.

2.2 CRF 标签解码器

将 AIER 任务看作序列标注问题, 在使用 BERT 做序列标注任务时, 需要为上层定制输出层, 即标签解码器. 常见的标签解码器有 MLP+Softmax, CRFs, RNN 和指针网络. MLP+Softmax 解码器标注序列时都是根据对应位置的上下文表示独立预测的, 并不考虑相邻位置的标签值. RNN 解码则是一个贪心的过程, 即先计算得到首位置的标签, 序列后面位置的标签都是基于前面的标签值计算得出. 这两类解码器都不能满足 AIER 任务的需求. 条件随机场(CRF)以观测序列为全局条件, 求解结果为全局最优. 同时, CRF 被广泛应用于各种基于深度学习的 NER 模型中, 并取得了不错的效果. 所以在文中的研究选择 CRF 作为上层的标签解码器.

CRF 模型服从吉布斯分布, 通常用来做结构化预测. 在 AIER 任务中, CRF 可以学习相邻标签值的依赖关系. CRF 的参数会参与到模型训练, 通过梯度下降算法学习到标签转移概率矩阵. Lample 等<sup>[16]</sup>的研究在使用 CRF 为生成的标签序列“语法”加几个硬约束, 因为标签序列的标签值是不满足独立性假设的, CRF 为生成序列加的硬约束则可以保证 NER 任务中生成标签序列的合法性.

2.3 BERT-CRF 模型

将 AIER 任务抽象为对航天情报数据集的序列标注问题, 对通过预训练后的 BERT 模型进行 fine-tune, 并与 CRF 进行结合来解决序列标注问题. AIER 模型由 BERT 模型、线性链条件随机场组成, 其

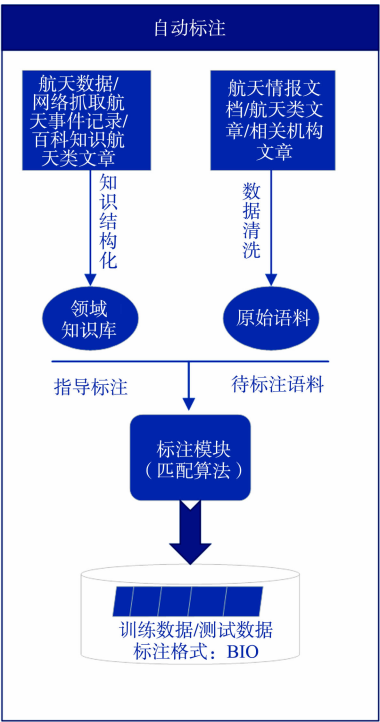


图 2 AIER 数据集标注流程  
Fig. 2 AIER Dataset tagging process

中 BERT 模型顶层带有字符级分类器,文中选用 Softmax 作为字符级分类器,顶层是线性链条件随机场,主要事进行结构化预测。

对于输入句子  $S$ ,BERT 输出已编码序列  $T$ ,Softmax 将  $T$  映射到标签值向量空间,即  $\mathbf{R}^H \mapsto \mathbf{R}^N$ . 其中  $H$  为 BERT 的隐藏层维度, $N$  为标签集合大小. Softmax 最终输出出标签域的概率矩阵  $\mathbf{P}, \mathbf{P} \in \mathbf{R}^{n \times N}$ . 将  $\mathbf{P}$  输入 CRF 层进行标签预测,CRF 的参数本质上是一个标签转移概率矩阵  $\mathbf{A}, \mathbf{A} \in \mathbf{R}^{N+2 \times N+2}$ . 文中研究中  $\mathbf{A}$  包含额外两个状态“ $\langle \text{start} \rangle$ ”和“ $\langle \text{end} \rangle$ ”. Lample 等<sup>[16]</sup> 在其研究中介绍了序列标注理论,依照其理论,对于句子  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ ,标注序列  $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}, y_i \in T$ ,其标注序列的得分为

$$s(S, y) = \sum_{i=0}^n A_{y_i, y_{i+1}} + \sum_{i=1}^n P_{i, y_i} ;$$

然后,用 Softmax 函数对所有可能标注序列的得分进行归一化,可得

$$p(y \mid S) = \frac{e^{s(S, y)}}{\sum_{\tilde{y} \in Y_S} e^{s(S, \tilde{y})}} .$$

BERT-CRF 模型的训练目标是最大化正确标注序列得分的对数似然概率,训练阶段的目标函数为

$$\lg(p(y \mid S)) = s(S, y) - \lg(\sum_{\tilde{y} \in Y_S} e^{s(S, \tilde{y})}) .$$

文中的训练方式是 fine-tuning,训练时 BERT 和 CRF 联合参与训练. BERT-CRF 模型的整体架构,如图 3 所示。

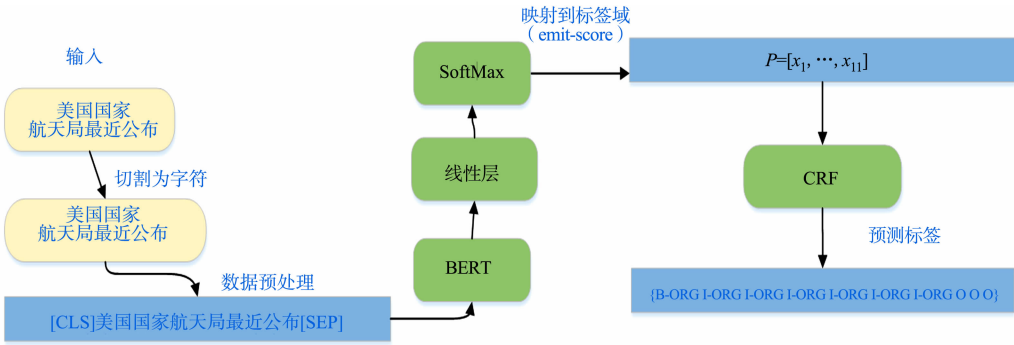


图 3 BERT-CRF 模型结构图  
Fig. 3 BERT-CRF model structure diagram

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 实验设置

实验中的数据集选择在文中构建的 AIER 数据集,预训练模型选择谷歌使用大规模中文语料训练的 bert-base-zh. 模型重要参数设置如下:BERT 隐藏层参数为 768,注意力头 (attention head) 数量为 12,隐藏层个数为 12,dropout 为 0.1,隐藏层的激活函数为 gelu 函数,训练轮数 epoch 为 14 轮。

通过建立的基于预训练模型的 AIER 模型(BERT-CRF),与隐马尔可夫模型(HMM)、条件随机场 (CRF)模型、双向长短期记忆网络加条件随机场 (BiLSTM-CRF)模型进行实体识别实验对比. 该 4 组实验中的模型均使用 PyTorch 框架构建,并使用到 numpy,sklearn 等科学实验包。

#### 3.2 评价指标

在研究中,实验评价标准选择 3 个 NER 任务中经典的评价指标,分别是宏准确率( $P$ )、宏召回率 ( $R$ )与宏  $F_1$  值,指标公式如下

$$P = \frac{\text{正确识别实体个数}}{\text{识别的实体总数}} \times 100\% ,$$
$$R = \frac{\text{正确识别实体个数}}{\text{数据集中实体总数}} \times 100\% ,$$
$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \times 100\% .$$

由于 AIER 任务中更关心被准确抽取的信息的占比,即召回率.所以,在文中实验更看重召回率评价指标.

### 3.3 结果及分析

文中构建了 4 个模型并在相同环境对 4 个模型进行实验,结果如表 1 所示.从表 1 可知:基于预训练模型解决 AIER 任务的效果,明显优于传统统计机器学习模型和基于 LSTM 的深度

学习模型.实验表明预训练模型的表示学习能力在 AIER 任务仍然有效.

BERT-CRF 对 AIER 中实体识别的效果,如表 2 所示.从表 2 可知:VEH 的识别效果最差,统计训练集和测试集实体个数时发现 VEH 实体的数量较少(数量最少的是 LOC 实体),同时 VEH 的命名具有较强的规则性且是多语言的,和一般语言的语法规律有差异.BERT 预训练模型使用的是大规模中文通用语料进行训练,其内部学习的是中文通用语言的语言模型,可能由于 VEH 本身的多语言性加之命名语法规则特殊和数量不足,导致 BERT-CRF 模型对 VEH 实体识别效果不佳.

## 4 结束语

为了快速处理航天情报,文中构建了融合多源异构知识的航天情报领域知识库,并且基于知识库和启发式匹配算法标注 AIER 任务数据集;最后训练基于预训练模型的 AIER 模型,取得了超过 BiLSTM-CRF 模型的效果.在一系列对比实验中,结果表明:基于预训练模型的 AIER 模型表现最好,能够取得 93.68%的准确率、97.56%的召回率和 95.58%的  $F_1$  值.

### 参考文献:

[1] 唐晓波,刘志源.金融领域文本序列标注与实体关系联合抽取研究[J].情报科学,2021,39(5):3-11. DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2021.05.001.

[2] 毛瑞彬,吕华揆,朱菁.上市公司公告篇章级信息抽取框架与实现[J].情报科学,2019,37(11):73-78,88. DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2019.11.012.

[3] 马奔,张璐.人工智能在金融领域的应用场景和现状分析[J].时代金融(上旬),2019(2):71-72. DOI:10.3969/j.issn.1672-8661(s).2019.02.031.

[4] 郑杜福,黄蔚,任祥辉.一种基于 ERNIE 的军事文本实体关系抽取模型[J].信息技术,2021(2):38-43. DOI:10.13274/j.cnki.hdzj.2021.02.007.

[5] 高翔,张金登,许潇,等.基于 LSTM-CRF 的军事动向文本实体识别方法[J].指挥信息系统与技术,2020,11(6):91-95. DOI:10.15908/j.cnki.cist.2020.06.017.

[6] KOCAMAN V,TALBY D. Biomedical named entity recognition at scale[C]// DEL BIMBO A,*et al.* International Conference on Pattern Recognition: Pattern Recognition. [S. l.]: Springer,2021:635-646. DOI:10.1007/978-3-030-68763-2\_48.

[7] 刘宇瀚,刘常健,徐睿峰,等.结合字形特征与迭代学习的金融领域命名实体识别[J].中文信息学报,2020,34(11):74-83. DOI:10.3969/j.issn.1003-0077.2020.11.010.

[8] 蔡莉,王淑婷,刘俊晖,等.数据标注研究综述[J].软件学报,2020,31(2):302-320. DOI:10.13328/j.cnki.jos.005977.

[9] VINCZE V,SZARVAS G,FARKAS R,*et al.* The BioScope corpus:biomedical texts annotated for uncertainty,negation and their scopes[J].BMC bioinformatics,2008,9(11):1-9. DOI:10.1186/1471-2105-9-S11-S9.

[10] ZOU Bowei,ZHU Qiaoming,ZHOU Guodong. Negation and speculation identification in Chinese Language[C]// Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International



- Joint Conference on Natural Language Processing. Beijing: Association for Computational Linguistics, 2015: 656-665. DOI:10.3115/v1/P15-1064.
- [11] 周惠巍,杨欢,徐俊利,等.中文模糊限制信息范围语料库的研究与构建[J].中文信息学报,2017,31(3):77-85.
- [12] 冯鸾鸾,李军辉,李培峰,等.面向国防科技领域的技术和术语语料库构建方法[J].中文信息学报,2020,34(8):41-50. DOI:10.3969/j.issn.1003-0077.2020.08.006.
- [13] MINTZ M,BILLS S,SNOW R,*et al.* Distant supervision for relation extraction without labeled data[C]//Proceedings of the 47th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 4th International Joint Conference on Natural Language Processing of the AFNLP. Singapore. Association for Computational Linguistics, 2009:1003-1011. DOI:10.5555/1690219.1690287.
- [14] RITTER A,CLARK S,ETZIONI O. Named entity recognition in tweets: An experimental study[C]//Proceedings of the Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Edinburgh: Association for Computational Linguistics, 2011:1524 - 1534.
- [15] HUANG Zhiheng,XU Wei,YU Kai. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging[J/OL]. [2015-08-09]. Computer Science (Computation and Language), 2015. <https://arxiv.org/pdf/1508.01991v1.pdf>.
- [16] LAMPLE G, BALLESTEROS M, SUBRAMANIAN S, *et al.* Neural architectures for named entity recognition [C]//Proceedings of the 2016 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. San Diego: Association for Computational Linguistics, 2016:260-270. DOI:10.18653/v1/N16-1030.
- [17] VASWANI A,SHAZEER N,PARMAR N,*et al.* Attention is all you need[C]//31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017). Long Beach:[s. n.], 2017:5998-6008.
- [18] DEVLIN J,CHANG M-W,LEE K,*et al.* Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding[J/OL]. (2018-10-11)[2019-05-04]. Computer Science(Computation and Language), 2019. <https://toob.com/api/objs/read/noteid/28717995>.
- [19] CUI Yiming,CHE Wanxiang,LIU Ting,*et al.* Revisiting pre-trained models for Chinese natural language processing[C]//Findings of the Association for Computational Linguistics. [S. l.]: Association for Computational Linguistics, 2020:657-668. DOI:10.18653/v1/2020.findings-emnlp.58
- [20] SUN Yu,WANG Shuohuan,LI Yukun,*et al.* ERNIE 2.0: A continual pre-training framework for language understanding[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020,34(5):8968-8975. DOI:10.1609/aaai.v34i05.6428.
- [21] LI Xiaoya,FENG Jingrong,MENG Yuxian,*et al.* A unified mrc framework for named entity recognition[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S. l.]: Association for Computational Linguistics, 2020:5849-5859. DOI:10.18653/v1/2020.acl-main.519.
- [22] 高学攀,杜楚,吴金亮.基于BiLSTM-CRF的军事命名实体识别方法[J].无线电工程,2020,50(12):1050-1054. DOI:10.3969/j.issn.1003-3106.2020.12.007.

(责任编辑:黄仲一 英文审校:吴逢铁)