

# 基于BiLSTM-CRF的社会突发事件研判方法

胡慧君<sup>1,2</sup>, 王聪<sup>1,2</sup>, 代建华<sup>3</sup>, 刘茂福<sup>1,2</sup> ✉

1. 武汉科技大学计算机科学与技术学院, 武汉, 430065
2. 智能信息处理与实时工业系统湖北省重点实验室, 武汉, 430065
3. 智能计算与语言信息处理湖南省重点实验室, 湖南师范大学, 长沙, 410081  
liumaofu@wust.edu.cn

## 摘要

社会突发事件的分类和等级研判作为应急处置中的一环, 其重要性不言而喻。然而, 目前研究多数采用人工或规则的方法识别证据进行研判, 由于社会突发事件的构成的复杂性和语言描述的灵活性, 这对于研判证据识别有很大局限性。本文参考“事件抽取”思想, 事件类型和研判证据作为事件中元素, 以BiLSTM-CRF方法细粒度的识别, 并将二者结合, 分类结果作为等级研判的输入, 识别出研判证据。最终将识别结果结合注意力机制进行等级研判, 通过对研判证据的精准识别从而来增强等级研判的准确性。实验表明, 相比人工或规则识别研判证据, 本文提出的方法有着更好的鲁棒性, 社会突发事件研判时也达到了较好的效果。

**关键词:** 事件分类; 研判证据识别; 等级研判; BiLSTM-CRF

## Social Emergency Event Judgement based on BiLSTM-CRF

Huijun Hu<sup>1,2</sup>, Cong Wang<sup>1,2</sup>, Jianhua Dai<sup>3</sup>, Maofu Liu<sup>1,2</sup> ✉

1. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan, 430065
2. Hubei Province Key Laboratory of Intelligent Information Processing and Real-time Industrial System, Wuhan, 430065
3. Hunan Provincial Key Laboratory of Intelligent Computing and Language Information Processing, Hunan Normal University, Changsha, 410081  
liumaofu@wust.edu.cn

## Abstract

In recent years, classification and rating of social emergency event have attracted more and more attentions in emergency management. However, most of the current studies adopt the rule-based methods to identify the evidences for event judgement, and have troubles in event judgement due to the complexity of social emergency event composition and the flexibility of language description. Inspired by the idea of event extraction, this paper has proposed the event judgement method via BiLSTM (Bi-directional Long-Short Term Memory) and CRF (Conditional Radom Fields) based on event classification and evidence extraction. The social emergency event classification is carried out firstly, and then the event evidences are extracted based on event type. In the end, the rating of social emergency event is judged with the attention mechanism and the combination of event type and evidence. Experimental results show that the proposed method is more robust than rule-based ones, and effective in the social emergency event judgement.

**Keywords:** Emergency Event Classification, Evidence Identification, Emergency Grade Judgement, BiLSTM-CRF

## 1 引言

近年来,社会突发事件频发,给人们带来了巨大影响,也给应急处置带来了巨大挑战。社会突发事件突然发生的特性和所具有的破坏性,要求应急处理必须做到时效性和准确性,从而来及时止损。而社会突发事件类型和等级研判作为应急处置的起始部分,决定着后续应急预案能否快速准确地实施。目前,国内对社会突发事件的应急处置已初具规模,但如果让应急决策者手工去处理应急处置中的所有部分,可能会缺乏效率,延误最佳的应急时机。因而,社会突发事件类型和等级的自动研判在应急处置中非常关键。

国内较早便开展了社会突发事件应急处置的相关工作,由于当时标准不明,研究多是探索性的。2006年,国家在总体应急预案中发布了有关突发事件类型和等级的标准后,相关研究便逐渐多了起来。然而,此标准更多注重的是对突发事件类型全面覆盖,对等级划分标准并未作出详细说明,导致目前大多数研究更多注重的是对应急处置的综合性评价,强调了应急处置的风险性,Ivica等(2019)通过模糊决策的方式来确定雷电的位置对输电网的影响,Sedova等(2018)使用模糊推理方法来对海上突发事件进行等级研判,Sun(2018)采用了直觉模糊集理论,并结合层次分析法从而实现对水利工程施工应急救援方案的定量评价。近些年来,基于机器学习方法也逐渐开始展露,Hou等(2013)将聚类方法运用在突发事件应急物资的分类上,Qiu等(2019)和Fu等(2016)结合贝叶斯模型在突发事件的应急处置中进行运用,商丽媛等(2014)融合支持向量机的方法实现对突发事件的等级研判,徐绪堪等(2018)在商丽媛等(2014)的基础上,提出了基于随机森林的突发事件等级研判方法。虽说现有研究有一定的效果,但还是存在一些不足,目前对于应急处置中等级研判证据大多采用人工或规则方法。人工提取研判证据,则需大量人力,且进行研判时也需人工识别研判证据,灵活性较差;采用规则方法,规则库的建立需要专家大量的时间进行总结与归纳,并且中文语言灵活多变,还会存在规则库建立不完全的问题,如例1和例2所示。

**例1:** 2020年1月9日,武汉市出现**首例新冠肺炎死亡患者**,经核酸检测方法共检测出**新型冠状病毒阳性结果15例**。

**例2:** 截至2020年1月15日,武汉市累计报告**新型冠状病毒感染的肺炎病例41例**,在治重症5例,死亡2例。

例1中和例2中,“首例新冠肺炎死亡患者”和“死亡2例”同时指向了死亡人数,而“新型冠状病毒阳性结果15例”和“感染的肺炎病例41例”同时指向了感染人数,对“死亡”和“感染”人数方面的研判证据采用了不同的描述形式,规则方法将无法保证规则集覆盖所有的研判证据描述。

上述例子中可以看出,现研究方法在研判证据提取上还有着许多不足,这些不足直接影响了后续应急处置的精准性。本文提出的基于BiLSTM-CRF的序列标注研判方法,实现了对研判证据更加细粒度化的识别,并结合注意力机制达到对突发事件精准研判的目的,而目前的社会突发事件研判研究重点并不在此。相比较于以往研究,本文有两个优点,一是序列标注模型识别出的研判证据更加的灵活和准确,没有人工的繁琐,比规则的精确。二是以往研究中大多数只考虑了应急处置中的某一个环节,而忽略了不同环节之间的影响性,本文将分类和等级研判结合,并在进行等级研判时融合注意力机制分配不同证据之间的权重,优化社会突发事件研判任务效果。

## 2 基于BiLSTM-CRF的突发事件研判方法

社会突发事件研判任务是指针对某一条突发事件文本判定其具体突发事件类型和突发事件等级。受Mu等(2019)和He等(2018)的启发,参考“事件抽取”的思想,将社会突发事件研判任务划分为事件识别、事件分类、研判证据识别和等级研判四个子任务,通过对整个研判任务的细致划分,获取更加精准的事件语义信息,达到增强研判效果的目的。

事件识别通过识别事件触发词,判断文本中是否含有事件,来达到识别事件的目的,如:“婚庆现场发生了爆炸”,识别到了“爆炸”为事件的触发词,即可知道文本中含有突发事件,再通过对触发词进行分类,从而确定文本突发事件的类型,由此便可知事件发生了,发生

事件是什么类型。对于突发事件等级研判，其关键是研判证据的识别，但中文语言的不规格化和灵活性导致现有研判证据识别准确率低，突发事件等级研判的效果差。为了提高突发事件等级研判证据识别的准确率，本文在研判证据识别中结合事件分类任务，融入突发事件类别信息，突发事件类型不仅会加强研判证据的识别能力，并且会对突发事件等级研判有很大影响，如“台风登陆时中心附近最大风力有13级（38米/秒）”，通过识别到“台风”，可知发生了突发事件，事件类型为“气象灾害”，当知道突发事件类型为“气象灾害”时，人为便可以联想到“台风”、“暴雨”、“大雾”等具体气象灾害事件，便可知推测到“风力”、“降雨量”、“能见度”等事件元素为研判证据，由此便可看出事件类型对研判证据识别的影响较为明显。在进行等级研判时，为了避免其它因素的干扰，只将事件类型信息和研判证据作为等级研判的判别特征，整个方法框架图如图1所示。

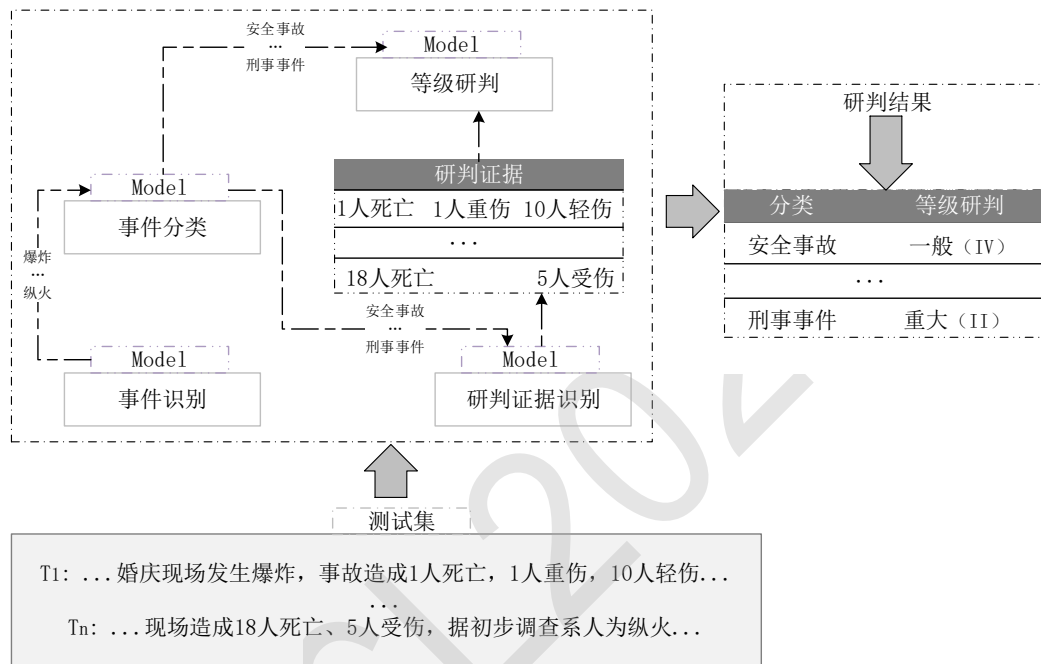


Figure 1: 方法框架图

图1中可以看到，方法流程为先进进行事件识别和事件分类，再进行研判证据识别，最后完成等级研判。研判证据的识别在输入层结合了事件分类的结果，再将识别出来的研判证据和分类结果进行等级研判。对研判证据的精准识别，可在进行等级研判时减少其他因素的影响，让等级研判只跟识别出的研判证据和类别信息相关，由此研判的等级会更加的精确。

## 2.1 事件分类与研判证据识别

事件分类采用了标注模型实现，包括触发词的识别和分类，将识别出的触发词进行分类，即可确定突发事件的类别，与分类模型相比，标注模型对识别文本语义相似的不同类别事件有着更好的效果。事件分类的实现方法基于BiLSTM-CRF模型，BiLSTM-CRF的模型可以同时完成触发词识别和突发事件分类，减少错误传播，从而最终分类结果较好。首先文本经过字符嵌入后，输入到BiLSTM模型中，再通过CRF方法获取序列标注结果，方法过程由上述图1可以看出，测试文本经过模型识别出“爆炸”、“纵火”等为激活事件元素，再而进行事件分类，分成“安全事故”、“刑事事件”等类别，从而得到了事件类型信息。

本文提出的方法中，突发事件类型会作为等级研判环节的一部分，主要影响表现为：一是作为研判证据之一成为等级研判的输入，与其它研判证据不同的是，突发事件类型含有突发事件的类别信息，可作为单独任务提供信息，也可结合其它任务，当作为单独任务则是事件分类任务，识别事件进行分类，而不为单独任务时，则可成为等级研判的一环，从而来提升等级研判的效果。其次便是类别信息对研判证据的影响，如上述所说，当发生了“气象灾害”事件，可以推断出“风力”、“降雨量”等可能为其研判证据，由此便可看出类别信息很大程度上能帮助研

判证据的识别。现有的突发事件的等级研判方法，由于研判证据的非标准化，传统方法很难精准识别出研判证据，而BiLSTM-CRF的序列标注模型则可以细粒度地识别这些研判证据信息，再者考虑到类别信息对研判证据识别的影响性，因此本文提出了基于类型信息融合的研判证据识别方法，此方法以BiLSTM-CRF模型为基础，通过结合类别信息和原始文本，将得到的突发事件分类结果，融合到研判证据的识别中，从而提高研判证据识别准确度，研判证据识别模型的框架图由图2所示。

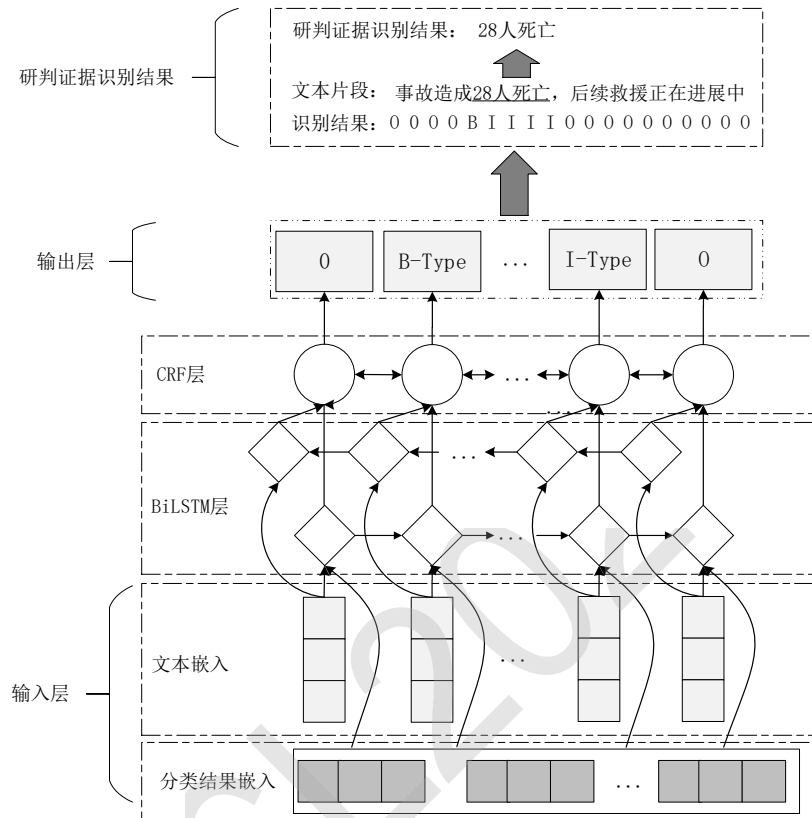


Figure 2: 研判证据识别模型

图2研判证据识别模型中，输入层中由下往上分别表示突发事件分类输出结果和文本向量表示，将其类别信息与当前输入结合经过BiLSTM层进行处理，再通过CRF层得到预测的序列标注结果，则可得到研判证据识别结果。

**输入层：**类别信息向量矩阵和输入文本向量矩阵的结合语义向量表示。采用了预训练模型BERT (Bidirectional Encoder Representation from Transformers) 来获取文本的语义向量表示，BERT发布以来，在自然语言处理研究多项任务都取得了优异的成绩。BERT采用了双向Transformer 作为特征抽取器，可以获取更丰富的语义信息，文本经过BERT模型将进行字符级嵌入转换成向量形式。类别信息和输入文本经过BERT获取到各自的语义向量表示，结合作为输入层。

**BiLSTM层：**由BERT传过来的向量矩阵，经过BiLSTM层从而来得到更多的语义信息。LSTM (long short-term memory) 为长短时记忆神经网络，是RNN的一个变种，用于解决RNN在时间序列中长期依赖丢失的问题。LSTM的输入为向量矩阵，经过下列步骤则可以得到隐藏层的向量表示。

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (1)$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (2)$$

$$g_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (3)$$

$$C_t = i_t * g_t + f_t * C_{t-1} \quad (4)$$

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{5}$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \tag{6}$$

其中 $\sigma$ 代表着Sigmoid函数， $f$ 、 $i$ 、 $o$ 、 $C$ 分别代表着输入门、遗忘门、输出门和最后的Cell。双向长短时记忆神经网络（BiLSTM）则是将同一序列分别经过前向LSTM和后向LSTM，从而得到隐藏层输出 $h_t$ 和 $h'_t$ ，将 $h_t$ 和 $h'_t$ 结合从而得到BiLSTM的输出 $h$ 。

**CRF层：**BiLSTM传过来的概率矩阵通过条件随机场（CRF）的方法来获取序列的最优标记。在以往研究中，已表明CRF在序列标注求解问题上有很好的效果。传入的BiLSTM的输出概率矩阵为 $O_{m \times l}$ ，其中 $O_{ij}$ 表示第 $i$ 个字符映射到第 $j$ 个标签上的概率。当已知序列 $seq = \{w_1, w_2, \dots, w_n\}$ 的预测的标签序列为 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ ，则从式（7）可以得到当前序列的得分。

$$f(x, y) = \sum_{i=0}^l (A_{y_i, y_{i+1}} + O_{i, y_i}) \tag{7}$$

其中， $A$ 为转移概率矩阵，该矩阵在对当前位置进行标注时可以利用之前标注信息， $A_{y_i, y_{i+1}}$ 表示标签 $y_i$ 移到标签 $y_{i+1}$ 时的概率。通过求解 $f(x, y)$ 的最大值来获取最优的标签序列，再采用动态规划算法来得到最优标注路径。

**输出层：**已标注的序列文本。

通过输出层输出的已标注的序列，则可以识别出需要的研判证据，在图3中可以看出，通过模型输出后，则得到了文本中研判证据。通过研判证据才能决定突发事件的等级。

## 2.2 等级研判

等级研判为社会突发事件研判任务中的最后一个环节，该环节融合了分类结果和证据识别结果，当得到突发事件分类结果和研判证据后，则可进行等级研判。突发事件的等级研判时将只受类型和研判证据的影响，从而避免其他不相关因素对等级研判的影响。识别出来的研判证据结果和突发事件分类输出结果进行结合，作为等级研判任务的输入，经过BiLSTM层，再结合注意力机制，最终预测出当前文本的突发事件等级。模型的网络结构图如图3所示。

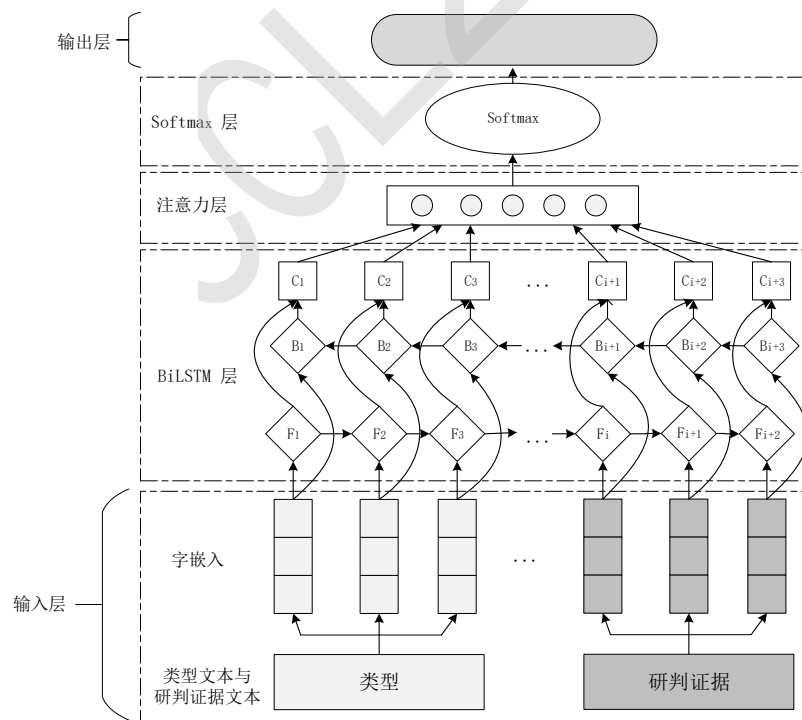


Figure 3: 等级研判模型

图3中的“类型”表示事件分类的输出结果。“研判证据”则表示研判证据的识别结果，将这两部分同时输入，进行编码，转换成向量矩阵，输入到BiLSTM层处理信息，再经过注意力层，

通过注意力机制来调节各个证据之间的权重大小。近些年，注意力机制在各个自然语言处理任务中已取得了不错的成绩，由于等级研判时不同证据对研判的影响不同，加入注意力机制可以有效的处理这个问题，从而来提高等级研判的准确性。由BiLSTM层输出的特征向量矩阵 $H$ ，经过以下步骤得到注意力层的输出 $\gamma$ 。

$$M = \tanh(H) \quad (8)$$

$$\alpha = \text{Softmax}(W^T M) \quad (9)$$

$$\beta = H\alpha^T \quad (10)$$

$$\gamma = \tanh(\beta) \quad (11)$$

得到注意力层的输出后，最后经过 $\text{Softmax}$ 层分类输出研判等级。

### 3 实验

#### 3.1 数据集

社会突发事件的研判语料来源于政府网站信息公开中的突发事件通报及微博中突发事件新闻报道，标注过程中参照《国家特别重大、重大突发公共事件分级标准（试行）》、《贵州省突发事件分级标准》文件，确立标注规范，标注了突发事件的事件触发词、事件类型、研判证据和突发事件等级四部分，其中事件类型包括了：安全事故、公共卫生事件、地震灾害、气象灾害及刑事事件五大类，突发事件等级包括了：特别重大（I）、重大（II）、较大（III）和一般（IV）四个等级，按照此规范，共标注突发事件数据2000条，形成突发事件研判语料集，具体语料分布情况如表1所示。

Table 1: 语料分布表

刑事事件	公共卫生事件	气象灾害	安全事故	地震灾害	总计
450	325	281	519	425	2000
特别重大 (I)	重大 (II)	较大 (III)	一般 (IV)	-	
400	443	388	769	-	

社会突发事件研判语料按照BIO标注方式进行标注，标注出上述五个类型的事件触发词，即激活事件的事件元素和事件类型，同时标注出用于等级研判的研判证据和突发事件等级，如例4所示。

**例4：**2007年8月13日16时45分，湖南省湘西土家族苗族自治州凤凰县正在建设的堤溪沅江大桥发生特别重大**坍塌事故**，造成**64人死亡**、**4人重伤**、**18人轻伤**，直接经济损失**3974.7万元**。事故发生后，党中央、国务院领导同志作出重要批示，华建敏国务委员赶赴事故现场指导抢险救援工作。

在例4中，将“坍塌事故”标注为当前文本的事件触发词，并确定当前文本事件类型为“安全事故”。而“64人死亡”、“4人重伤”、“18人轻伤”和“经济损失3974.7万元”是突发事件等级研判任务中的主要因素，在此文本中，这些证据同时作为评判突发事件等级的关键特征，需都标注，并按照标注规范，确定当前文本突发事件等级为“特别重大（I）”。整个突发事件研判语料集都采用例4中标注方法进行标注，以交叉检验的方式进行评估，评估结果近似完全的正确度从而完成了整个数据集的构建。本文选取了已标注突发事件研判语料集中的1000份作为训练集，500份语料作为验证集，剩下500份语料为测试集。

#### 3.2 实验设置

社会突发事件的研判研究，本文将其划分为四个子任务，在事件识别任务中，对于结果的判定，要求其预测的触发词与预先标注好的触发词匹配，才能判定正确，事件分类任务中，目的是得到整个的文本的突发事件类型，因此对于识别出的事件触发词，要求其类型正确则为正确分类，实验参数设置如下：输入的维度 $\text{max\_seq\_length}$ 为256，训练集的 $\text{batch\_size}$ 为16，测试集的 $\text{batch\_size}$ 为8，训练学习率为 $1 \times 10^{-5}$ ，使用 $\text{dropout}$ 来防止过拟合，值为0.5。对于突发事

件研判证据识别，同样要求预测出的研判证据与预先标注好的研判证据一致则判定识别正确，而对于突发事件等级研判，要求预测出的等级和预先标注等级一致。研判证据识别任务中，使用了事件分类任务相同的实验参数设置，对于等级研判任务，实验参数设置如下：输入的维度max\_seq\_length为126，训练集与测试集batch\_size为256，训练学习率为 $1 \times 10^{-3}$ ，dropout值为0.5。

评价标准采用了精准度（P）、召回率（R）和F-score（F值）来评估事件识别和分类、研判证据识别和等级研判的效果，如公式（12）-公式（14）。

$$P = \frac{\text{模型正确识别的总数}}{\text{模型识别的总数}} \quad (12)$$

$$R = \frac{\text{模型正确识别的总数}}{\text{语料中标准结果的总数}} \quad (13)$$

$$F\text{值} = \frac{2PR}{P + R} \quad (14)$$

### 3.3 实验的结果与分析

按照上述方法和模型，将数据集划分为训练集、验证集和测试集，用训练集和验证集进行训练与验证，将训练好的模型在测试集上进行预测，根据预测结果与真实结果之间的差异进行评估，评估结果如表2所示。

Table 2: 基于序列标注模型研判结果表

模型	P (%)	R (%)	F值 (%)
事件识别	87.82	88.03	87.93
事件分类	97.53	95.00	96.22
研判证据识别(+类型)	77.30	84.62	80.79
研判证据识别	72.97	83.90	78.05
等级研判	76.64	76.40	76.48

表2中可以看到对于事件识别和事件分类之间的F值相差了8.29%，造成如此大的差距是由于相近触发词导致，本文对于突发事件类型分类在于整个文本所属类别，当出现了触发词，但识别的位置和词语与预先标注好的不一致，但预测的突发事件类型一样时，也将判定为正确，如例5所示：

**例5：**9月13日上午，海口市东湖南里发生一起**故意伤害致死案**：一男子持刀**行凶**，造成3名男子1死2伤。

例5中，标注的事件触发词为“行凶”，事件类型为“刑事事件”，在进行预测时并未识别出“行凶”，而将“故意伤害”作为事件的触发词识别出来，类型同样也为“刑事事件”。在进行突发事件类型判定时，其对于文本而言预测出来的类型正确则为正确。

在表2中的研判证据识别(+类型)和研判证据识别分别表示在加入分类结果和不加分类结果的研判证据识别效果，从表中可以看出，再融入了分类结果后，研判证据抽取F值有明显的提升。

突发等级研判与事件分类不一样，从表2中可以看出研判证据识别的F值比等级研判的F值高，研判证据正确识别决定等级研判的准确性，若缺少研判证据，则大部分情况都会造成判定的等级过低，如例6所示：

**例6：**8月19日15时05分，一辆安阳市区至安阳县北郭乡的公交车上发生持刀抢劫杀人案。车上33名乘客，15人被捅伤，其中2人在救治途中死亡，1名伤者经抢救无效死亡。

例6中，通过文中模型可以识别出当前类型为“刑事事件”，但对于其他等级研判特征的识别并未识别完全，文中模型识别出了“15人被捅伤”，而未识别出死亡研判证据，因此导致了最终的研判等级变低。

社会突发事件的研判任务的最终目的在于突发事件分类和等级研判，表2中可以看到BiLSTM-CRF的序列标注模型完成的突发事件分类和等级研判的效果，为了证明序列标注模型的有效性，本文将徐绪堪等 (2018)所使用随机森林模型的方法作为对比，同时也加入了BERT模型作为对比，如表3所示：

Table 3: 实验对比表

模型	事件分类			等级研判		
	P (%)	R (%)	F值 (%)	P (%)	R (%)	F值 (%)
随机森林模型	80.85	60.80	63.76	60.30	46.40	46.27
BERT模型	94.52	94.00	94.41	68.07	69.00	67.75
序列标注模型	97.53	95.00	96.22	76.64	76.40	76.48

由表3可以看出，序列标注模型的实验结果表现最好，当使用徐绪堪等 (2018)的方法时无论是事件分类或等级研判，其效果与BERT模型以及序列标注模型都相差较多，造成这种情况的可能原因便是随机森林模型在徐绪堪等 (2018)的实验中所使用的语料集规模较少，突发事件类别种类单一，当扩大语料集和突发事件类别种类时便达不到较好的效果。序列标注模型在事件分类中相比较于随机森林模型和BERT模型F值分别提高了30.46%和1.81%，在这个实验中，序列标注模型能更加有效的识别文中的类别信息，即事件的触发词，相比较于其他两个模型而言，序列标注模型能有效避免在噪点信息的干扰。等级研判中序列标注模型与随机森林模型和BERT模型相比F值分别提高了30.21%和8.73%，随机森林模型除上述提到的数据规模扩大，效果不佳的情况外，其次缺陷便是由于语言的灵活性，采用规则的方法并不能很好的识别研判证据，从而导致等级研判结果较差，而BERT模型采用了句子语义信息来作为研判证据，其证据不如采用序列模型识别出的证据精确，且二者模型都未充分使用类别信息。

**例7：**2008年7月21日，云南省昆明市发生了公交车连环爆炸案事件，造成2名乘客死亡和4名乘客受伤。云南省急救中心及时到达现场，对此事件导致的伤员进行了迅速、高效的紧急医疗救援，最大程度地减少人员伤亡，控制和减轻突发事件的危害，维护了社会稳定。

对于例7，除随机森林模型将其事件类型分类成“刑事事件”，其他两个模型都能正确识别事件类型为“安全事故”，造成错误分类的可能原因有数据集中如“云南”、“爆炸”等词高频率的出现在刑事事件类别中，因此随机森林模型对于该数据并不能很好的识别，而BERT模型和序列标注模型能学习到文本中更多的语义信息，因此能识别正确。对于此例子的等级研判结果，除序列标注模型识别正确以外，其余两个均识别错误。首先，对于随机森林模型，基于规则的研判证据的识别方法灵活性较差，当伤亡信息中出现了其他的词或字，便不能很好的识别。对于BERT模型，由于文本中冗余信息过多，所以也并未研判正确。

#### 4 总结与展望

本文中提出了基于序列标注模型来完成社会突发事件的研判方法，相比较以往研究，此方法能更加灵活准确的识别出研判证据，通过使用BiLSTM-CRF的方法提高识别的准确率，同时将事件分类和等级研判结合起来，来优化等级研判的效果。

目前本文中只考虑到了单一突发事件的情况，但有时一个社会突发事件的发生可能产生其他衍生突发事件，此时若要对当前突发事件进行等级研判则需考虑到其衍生突发事件对其的影响。接下来的工作将会加入衍生突发事件，若当前突发事件产生了其他衍生突发事件，则判定其对当前突发事件联系性和影响性，再而进行突发事件的等级研判。

#### 参考文献

- Deliang Jiang. 2010. *Research on extraction of emergency event information based on rules matching*. Computer Engineering and Design. 31(14):3294-3297.
- Lingxia Hou, and Kunying Li. 2013. *Classification of Emergency Supplies on Fuzzy Clustering*. logistics engineering and management. (3):74-75.
- Luheng He, Lee Kenton, Omer Levy, and Luke Zettlemoyer. 2018. *Jointly Predicting Predicates and Arguments in Neural Semantic Role Labeling*. ACL. pages:364-369. doi:10.18653/v1/P18-2058.



- 李素建, 王厚峰, 俞士汶, 辛乘胜. 2004. 关键词自动标引的最大熵模型应用研究. 计算机学报. 27(9):1192-1197.
- 韩永峰, 郭志刚, 陈翰, 许旭阳. 2012. 基于领域特征词的突发事件层次分类方法. 信息工程大学学报. 13(5):593-600.
- Ivica Petrović, Srete Nikolovski, Hamid Reza Baghaee, and Hrvoje Glavas. 2019. *Determining Impact of Lightning Strike Location on Failures in Transmission Network Elements using Fuzzy Decision Making*. IEEE Systems Journal. 14(2):2665-2675. doi: 10.1109/JSYST.2019.2923690
- Jiangnan Qiu, Yanzhang Wang, Leilei Dong, and Xin Ye. 2011. *A Model for Predicting Emergency Event Based on Bayesian Networks*. journal of systems & management. 20(1):98-103.
- 贾泓昊, 罗智勇. 2019. 基于序列标注的引语识别初探. 中文信息学报. 33(2): 1-7.
- Kaichang Sun, Wenjun Ma, and Quan Li. 2018. *Decision-making of IAHP-intuitionistic fuzzy set-based emergency rescue scheme*. water resources and hydropower engineering. 49(6):135-140.
- Yingwei Luo, Xiaolin Wang, and Xinpeng Liu. 2008. *A Rule-based Event Handling Model*. IEEE Asia-Pacific Services Computing Conference. pages:869-875. doi: 10.1109/APSCC.2008.48.
- Matthew Sims, Jong Ho Park, and David Bamman. 2019. *Literary Event Detection*. ACL. pages:3623-3634. doi:10.18653/v1/P19-1353.
- Sen Yang, Dawei Feng, Linbo Qiao, Zhigang Kan, and Dongsheng Li. 2019. *Exploring Pre-trained Language Models for Event Extraction and Generation*. ACL. pages:5284-5294. doi:10.18653/v1/P19-1522.
- Sedova A.Nelly, Viktor A.Sedov, and Ruslan Bazhenov. 2019. *Analysis of Emergency level at Sea Using Fuzzy Logic Approaches*. International Conference of Artificial Intelligence. doi: 10.1007/978-3-319-67349-3\_30.
- Shuhui Gao, and Xiao Jia. 2019. *Application of Convolutional Neural Network in Forensic Evidence Examination and Prospect of Hair Evidence Identification*. science technology and engineering. 19(23):1-9.
- 沈兰奔, 武志昊, 纪宇泽, 林友芳, 万怀宇. 2019. 结合注意力机制与双向LSTM的中文事件检测方法. 中文信息学报. 33(9): 79-87.
- 商丽媛, 谭清美. 2014. 基于支持向量机的突发事件分级研究. 管理工程学报. 028(001):119-123.
- Xiaofeng Mu, and Aiping Xu. 2019. *A Character-Level BiLSTM-CRF Model With Multi-Representations for Chinese Event Detection*. IEEE Access 7:146524-146532.
- 徐绪堪, 王京. 2018. 基于随机森林的突发事件分级模型研究. 中国安全生产科学技术. 014(002):77-81.
- 应文豪, 李素建, 穗志方. 2017. 一种话题敏感的抽取式多文档摘要方法. 中文信息学报. 31(6):155-161.
- 杨健, 黄瑞章, 丁志远, 陈艳平, 秦永彬. 2020. 基于边界识别与组合的裁判文书证据抽取方法研究. 中文信息学报. 34(3): 80-87.
- Zhe Fu, Hao Zhang, and Qiang Chen. 2016. *Application of Naive Bayes Classifier in Stampede Risk Early-Warning of Large-Scale Activities*. Computing Technology, Intelligent Technology, Industrial Information Integration (ICIICII). IEEE. pages:174-180. doi: 10.1109/ICIICII.2016.0051.