

## 基于神经网络的中文谓语句识别研究

李 婷<sup>1,2</sup>, 秦永彬<sup>1,2</sup>, 黄瑞章<sup>1,2</sup>, 程欣宇<sup>1,3</sup>, 陈艳平<sup>1,2</sup>

(1. 贵州大学计算机科学与技术学院, 贵阳, 550025; 2. 数据融合与分析应用实验室(贵州大学), 贵阳, 550025;  
3. 贵州省智能人机交互工程技术研究中心, 贵阳, 550025)

**摘要:** 识别谓语动词是理解句子的关键。由于中文谓语动词结构复杂、使用灵活、形式多变, 识别谓语动词在中文自然语言处理中是一项具有挑战的任务。本文从信息抽取角度, 介绍了与中文谓语动词识别相关的概念, 提出了一种针对中文谓语动词标注方法。在此基础上, 研究了一种基于 Attentional-BiLSTM-CRF 神经网络的中文谓语动词识别方法。该方法通过双向递归神经网络获取句子内部的依赖关系, 然后用注意力机制建模句子的焦点角色。最后通过条件随机场(Conditional random field, CRF)层返回一条最大化的标注路径。此外, 为解决谓语动词输出唯一性的问题, 提出了一种基于卷积神经网络的谓语动词唯一性识别模型。通过实验, 该算法超出传统的序列标注模型 CRF, 在本文标注的中文谓语动词数据上到达 76.75% 的  $F$  值。

**关键词:** 谓语动词识别; 神经网络; 中文信息抽取

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Research on Chinese Predicate Verb Recognition Based on Neural Network

LI Ting<sup>1,2</sup>, QIN Yongbin<sup>1,2</sup>, HUANG Ruizhang<sup>1,2</sup>, CHENG Xinyu<sup>1,3</sup>, CHEN Yanping<sup>1,2</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Guizhou University, Guiyang, 550025, China; 2. Laboratory of Data Fusion and Analysis Application (Guizhou University), Guiyang, 550025, China; 3. Guizhou Intelligent Human-Computer Interaction Engineering Technology Research Center, Guiyang, 550025, China)

**Abstract:** Recognizing predicate verbs is the key to understanding sentences. Because Chinese predicate verbs are complex in structure, flexible in use, and changeable in form, identifying predicate verbs is a challenging task in Chinese natural language processing. This article introduces the concepts related to the recognition of Chinese predicate verbs from the perspective of information extraction, and proposes a method for marking Chinese predicate verbs. On this basis, a Chinese predicate verb recognition method based on Attentional-BiLSTM-CRF neural network is studied. This method uses the bidirectional recurrent neural network to obtain the dependency relationship within the sentence, and then uses the attention mechanism to model the focus role of the sentence. Finally, a maximized labeling path through the conditional random field (CRF) layer is returned. In addition, in order to solve the problem of the uniqueness of predicate verb output, a unique recognition model of predicate verb based on convolutional neural network is proposed. Through experiments, the algorithm exceeds the traditional sequence labeling

**基金项目:** 国家自然科学基金联合基金重点(U1836205)资助项目; 国家自然科学基金重大研究计划(91746116)资助项目; 贵州省科技重大专项计划(黔科合重大专项字[2017]3002)资助项目; 贵州省科学技术基金重点(黔科合基础[2020]1Z055)资助项目。

**收稿日期:** 2019-10-20; **修订日期:** 2019-11-07

model CRF, and reaches an  $F$  value of 76.75% on the Chinese predicate verb data labeled in this paper.

**Key words:** predicate verb recognition; neural networks; Chinese information extraction

## 引 言

近年来,人工智能已经成为了当前的研究热点和未来科技的发展方向。通过信息抽取技术对中文文本数据进行分析处理引起了越来越多学者的关注。然而,中文信息处理存在缺少句子分词信息和词的形态变化等问题,给各种中文信息处理任务(如词性标注、句法解析等)带来了挑战。目前,在中文信息处理的各种任务中,与中文谓语动词识别相关的研究还比较少。中文谓语动词指的是句子中可以单独作谓语的动词。谓语动词作为句子的核心,是关联全句中各个语言要素的重要语法单元。识别谓语动词是理解句子的关键,对中文信息处理的其他任务具有很强的支撑作用。比如,通过谓语动词识别可以解析句子结构、获取句子的语义信息,支撑自动问答、机器翻译等自然语言处理相关任务。然而,除了缺少分词信息和词的形态变化之外,加上中文谓语动词使用灵活、形式多变以及结构复杂的特点。识别中文谓语动词是一项具有挑战性的任务。另外,在中文信息处理领域,还缺少针对中文谓语动词的识别规范和标注数据集。现有相近的任务有3个:词性标注、句法解析和语义角色标注。词性标注针对句子中的所有动词。单个句子通常只有一个谓语动词,但可以有多个动词。句法解析的重点是识别句子中单词之间的依存关系。语义角色标注是在给定动词的前提下,从句子中抽取对应的谓语动词主体、谓语动词客体等语义角色。语义角色标注中给定的动词不一定在句子中担当谓语(不是句子的焦点,如中文PropBank和NomBank中的谓词)。针对中文谓语动词的研究现状,本文从两个方面开展中文谓语动词识别方面的研究。本文介绍中文谓语动词的概念以及谓语动词标注规范。针对中文谓语动词语言表达的特点,本文研究了一种基于神经网络的Attentional-BiLSTM-CRF中文谓语动词识别模型。

## 1 相关工作

按所采用的识别方法,谓语识别可以分为3种:基于规则的、基于统计的以及两者相结合的混合模型。在基于规则的方法中,罗振声等<sup>[1]</sup>提出以谓语为中心的句型成分分析与句型匹配相结合的分析算法。李国臣等<sup>[2]</sup>提出一种利用句子的主语和谓语之间的句法关系来识别谓语中心词的方法。在基于统计的方法中,隋志方<sup>[3]</sup>应用统计决策树进行了谓语中心词的自动识别。汪红林等<sup>[4]</sup>选取了谓语动词的多个特征并组合,并使用最大熵分类器进行识别。韩磊等<sup>[5]</sup>提出一种融合词法和句法特征,结合C4.5机器学习和规则进行谓词识别的方法。在规则和统计相结合的方法中,龚小瑾<sup>[6]</sup>提出了将整个谓语识别的过程分为语片捆绑、谓语粗筛选和谓语精筛选3个阶段,在封闭测试集中取得较好的性能。目前谓语动词识别任务的研究还停留在传统方法,难以建模高阶依赖信息。而识别任务也主要集中于多个谓语动词的同时识别,谓语动词作为句子中心的特征不明显,且对于谓语中心词的识别研究几乎没有。

在中文信息抽取领域,与中文谓语动词识别相关的任务还包括命名实体识别和语义角色标注。其中,命名实体识别一直受到广泛研究。通常有序列标注模型,如隐马尔可夫模型(Hidden Markov model, HMM)、条件随机场(Conditional random field, CRF)以及支持向量机(Support vector machine, SVM)等。另外一类是基于深度学习的命名实体识别方法, Ling 等<sup>[7]</sup>采用双向长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)循环神经网络模型, Chiu 等<sup>[8]</sup>和 Li 等<sup>[9]</sup>采用卷积升级网络和循环神经网络混合模型实现实体识别,均取得了不错的效果。Bharadwaj 等<sup>[10]</sup>运用一种注意神经模型,该模型在土耳其语等形态变化较复杂的语言上取得了较好的命名实体识别(Name entity recognition, NER)效果。Zhao

等<sup>[11]</sup>提出了一种逆向迁移学习框架,利用 Self-attention 捕捉两个标签之间的长距离依赖,从分词任务中学习词的边界信息。Straková 等<sup>[12]</sup>提出两种用于嵌套 NER 的神经网络结构体系,Xia 等<sup>[13]</sup>提出一种多粒度的 NER 框架,有效实现检测和识别多个粒度的实体。

语义角色标注(Semantic role labeling, SRL)<sup>[14]</sup>是一种浅层语义分析方法。该方法主要根据特定的谓词去标注句子中的一些语义角色<sup>[15]</sup>。SRL 的相关研究目前取得了很多进展。如,基于依存句法关系的 SRL;基于特征向量、最大熵分类器的 SRL;基于核函数、条件随机场和深度学习的 SRL。相关工作多依赖完整的句法分析树作为预处理<sup>[16]</sup>,然后从句法树中选择特征,再结合传统的统计机器学习算法对语义角色进行分类标注。Tackstrom 等<sup>[17-18]</sup>采用线性规划或动态规划的方式获得句子的全局约束。随着深度学习技术的逐渐成熟,基于神经网络的 SRL 也得到了广泛研究,如:Wang 等<sup>[19]</sup>和 Marcheggiani 等<sup>[20]</sup>。Tan 等<sup>[21]</sup>提出了一种简单有效的 SRL 体系结构,该模型基于注意力机制,可以实现忽略标签之间的距离而实现直接获取标签的关系。He 等<sup>[22]</sup>使用带约束解码的 Highway BiLSTM 体系结构,同时考虑了训练数据的最佳初始化和正则化。其运用 8 层集成模型在 CoNLL 2005 测试集上实现了较高的 F 值。Strubell 等<sup>[23]</sup>提出了一种基于语言信息的自我注意神经网络模型,它将多头自我注意与多任务学习相结合,包括依存分析、词性标注、谓词检测和 SRL。

## 2 谓语动词识别规范

中文谓语动词识别方面的研究还比较少。目前在该领域还缺少相关的公共数据集。为了支撑中文谓语动词识别的相关研究,本文从信息抽取角度,结合统计学和语言学知识,把谓语动词分为 5 种模式。

### 模式 1 单谓语动词

单动词谓语动词,如:不带修饰语、补语的及物动词和不及物动词。由于中文单词之间没有分隔符,在词的划分上存在歧义。这里的单个动词,以词典的收录为准。这类谓语动词的标注涉及 3 个问题:(1)许多收录词带有表示时态的字,如:“王某取得一把尖刀”和“王某取出一把尖刀”。然而,“取得”被收录为词,“取出”却没有。因此,只有“取得”属于该模式,被标记为单个谓语动词。(2)若某个由连续动词组成的复合动词已在词典中收录,则该复合动词标记为单谓语动词。如,“反叛者正在打砸抢”,尽管“打砸抢”可以被分割为“打/砸/抢”3 个词,但是因为它已经在词典中收录,因此标注为单谓语动词。(3)不及物动词。它们常由动词和名词组成,如:“下雨”和“下冰雹”,前者在词典中已收录,但后者没有。所以“下雨”标记为单谓语动词。在“下冰雹”中,只有“下”被标记为谓语动词。

### 模式 2 复合结构谓语动词

中文语言中经常使用重复的表达式来生成复合词。如,AA, AAB, ABB, AABB, A 里 AB, A 不 AB, ABAB, 如“走走”“跑一跑”“洗洗澡”“勾勾搭搭”等。

### 模式 3 同义并列谓语动词

同义动词通常同时使用作为动词表达式。如,“驱车/行驶”“开发/建设”和“抓捕/归案”。将其标注为一个谓语动词,如,<sub>ACT-3</sub>驱车行驶(下标表示模式 3)。除此以外,连续的动词表达相反的语义,但属于偏正关系的,如“进进出出”也被标为一个谓语动词。

### 模式 4 带修饰或带补语的谓语动词

当动词带有时态标记、补语或修饰符时,将谓语动词作为中心词标注在括号里。例如,“王某取出一把尖刀”,标记为“王某<sub>ACT-4</sub>(取)出]一把尖刀”。

### 模式 5 其他特殊的谓语动词表达

例如,名词化的动词,形容词化的动词、谚语和成语或典故等。许多名词和形容词都可以用作动词,尤其在古典或文学风格的作品中。如,“左右<sub>[ACT-5]</sub>欲(刃)相如”“<sub>[ACT-5]</sub>(红)透半边天”。如例句“马某某<sub>[ACT-5]</sub>心生不满”,成语“心生不满”如果切分,则会引起很多歧义,所以单独标注谓语动词。该定义还可用于处理主语-谓语从句,其形式为:名词(代词)+动词(形容词)。例如,“我<sub>[ACT-5]</sub>开心”“我<sub>[ACT-5]</sub>幸福”等。采用以上标注规范,可以标注实例如:“被告人陈永双因家庭矛盾<sub>[ACT-1]</sub>迁怒岳父滕某某。2015年6月29日凌晨,陈某某<sub>[ACT-4]</sub>谎(称)购买房屋,将其<sub>[ACT-1]</sub>骗至其新房南侧桥上。”

### 3 深度神经网络模型方法

#### 3.1 谓语动词序列标注模型

同命名实体识别一样,中文谓语动词识别可以建模成一个序列标注问题:给定一个输入序列(句子),返回一条最大化标注路径。本文采用BiLSTM-CRF模型与Attention机制相结合的方法进行谓语动词识别。识别模型如图1所示。

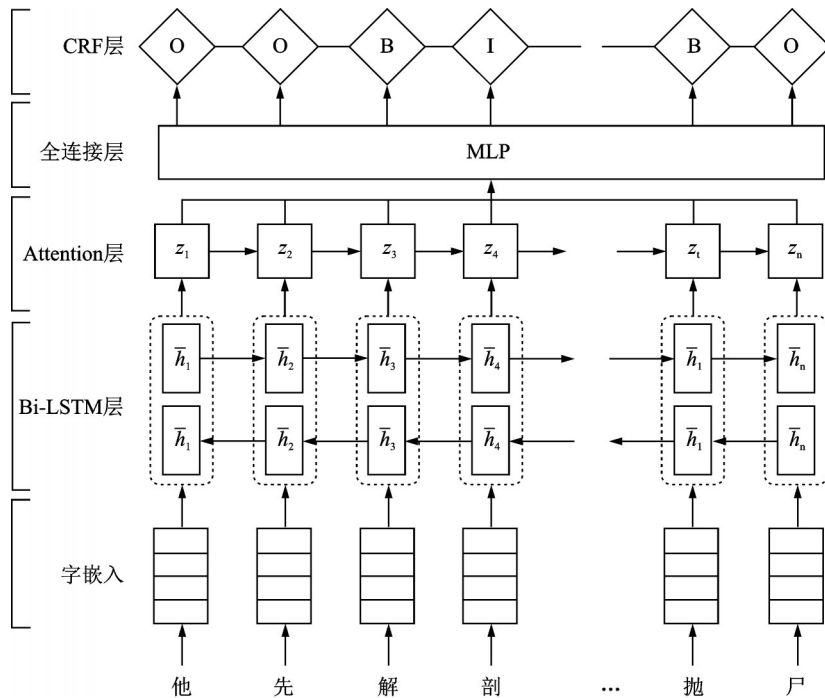


图1 Attentional-BiLSTM-CRF模型

Fig.1 Attentional-BiLSTM-CRF model

该模型通过双向递归神经网络获取句子内部的依赖关系。然后用注意力机制选择抽象特征。最后通过CRF层返回一条最大化的标注路径。

##### 3.1.1 BiLSTM层

本文采用的LSTM是循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)模型的一种特殊结构类型,其增加了输入门、输出门和遗忘门3个控制单元。在实际模型中,字序列经过维基百科词嵌入技术处理后,作为双向LSTM的输入。对于包含 $n$ 个单词的给定句子,将处理成前向LSTM的输出隐藏状态序列 $(\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_n)$ 以及反向的LSTM $(\bar{h}_1, \bar{h}_2, \dots, \bar{h}_n)$ 在相应的位置输出的隐状态,并通过位置拼接 $h_i =$

$[\bar{h}_t; \bar{h}_t] \in \mathbf{R}^m$ , 得到完整的隐状态序列  $(h_1, h_2, \dots, h_n) \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 。BiLSTM输出的数据为每一个标签的预测分值, 该分值将作为 Attention 层的输入。

### 3.1.2 Attention 层

本文在 Bi-LSTM 层之后设置了可以获取句子焦点信息的 Attention 机制。在 Attention 机制<sup>[24]</sup>中, 输入由 query、key 和 value 组成。计算 query 和所有 key 的点积, 用  $\sqrt{d_k}$  相除, 然后应用一个 softmax 函数以获得值的权重。在实验操作中, 本文中的 Attention 机制思路是将上层 LSTM 中的输出向量作为  $Q, K, V$  (query, key, value) 输入 Attention 层中。经过点积计算的 query, key 和 value, 再并行执行 attention 函数, 产生  $d_v$  维输出值。把这个过程重复做  $h$  次, 最后把结果拼接在一起输入下一层, 产生最终值, 即完成 Multi-Head Attention。

### 3.1.3 CRF 层

CRF 层需要输入标注序列中每一个标签的预测分值, 通过标签概率转移矩阵, CRF 层利用动态规划算法计算最大化的输出路径。在模型训练过程中, 利用标签概率转移机制可以对输出路径进行约束, 比如, 输出路径中的每个标注单元总以标签“B”或“O”开始, 而不是“I”。这些约束可以通过 CRF 层自动学习, 利用 CRF 层可以避免输出标注序列中出现非法序列。

## 3.2 谓语动词模型

由于谓语动词的唯一性并未在神经网络模型中被限制, 单个句子中可能存在识别出的谓词数量存在大于 1 个的现象。所以本文设计了一个基于 CNN 的分类模型, 用于确定谓语动词的唯一性。模型如图 2 所示。首先将句子中的每个字转化成相应的字向量, 并通过计算每个字到两候选谓语动词对的相对距离得到相应的位置向量, 将字向量与位置向量拼接组成最终输入向量。其次, 利用 CNN 提取句子深层语义信息, 并通过最大池化层挑选出重要信息。最后通过一个全连接层进行二分类, 并使用 softmax 进行归一化处理, 最终得到类别的准确性。

## 4 实验与结果

### 4.1 谓语动词序列标注方法

#### 4.1.1 数据集

利用第 2 节介绍的标注规范构建了中文谓语动词标注数据集。该数据集由 762 篇法院刑事判决书的案情部分组成。其中共有 7 022 条句子。谓语动词共有 7 022 个。经统计, 模式 1 为 4 959 个, 模式 2 为 24 个, 模式 3 为 272 个, 模式 4 为 1 651 个, 模式 5 为 116 个。

#### 4.1.2 数据集实验设置及结果分析

为测试本文识别方法的有效性, 分别采用 3 个模型进行了 3 组实验。第 1 组实验使用 CRF 模型。训练、测试集分配为 8:2。第 2 组实验使用 BiLSTM-CRF 模型。第 3 组实验在实验 2 的基础上加入 Attention 机制。第 2 组和第 3 组实验的训练集、验证集和测试集分配为 6:2:2。使用维基百科预训练的字向量, 每一个字被映射成 100 维。在实验 2 的训练过程中, 损失值为 0.5, 批次大小设置为 20, 训练迭代次数为 30, 词嵌入维度为 100 维。在实验 3 的训练过程中, 损失值为 0.8, 批次大小设置为 5, 单次训练迭代为 50, 词嵌入维度为 100 维。实验结果如表 1 所示。

从表 1 结果可以看出, CRF, BiLSTM 和 Attentional-BiLSTM-CRF 的  $F$  值依次递增。其原因是 CRF 模型只针对文本数据的局部信息, 而不考虑上下文依赖的关系, BiLSTM 模型在神经网络模型中具有长距离依赖的优点, 能够经过不断地反馈进行循环学习和训练。而 BiLSTM 只能学习到某个特定

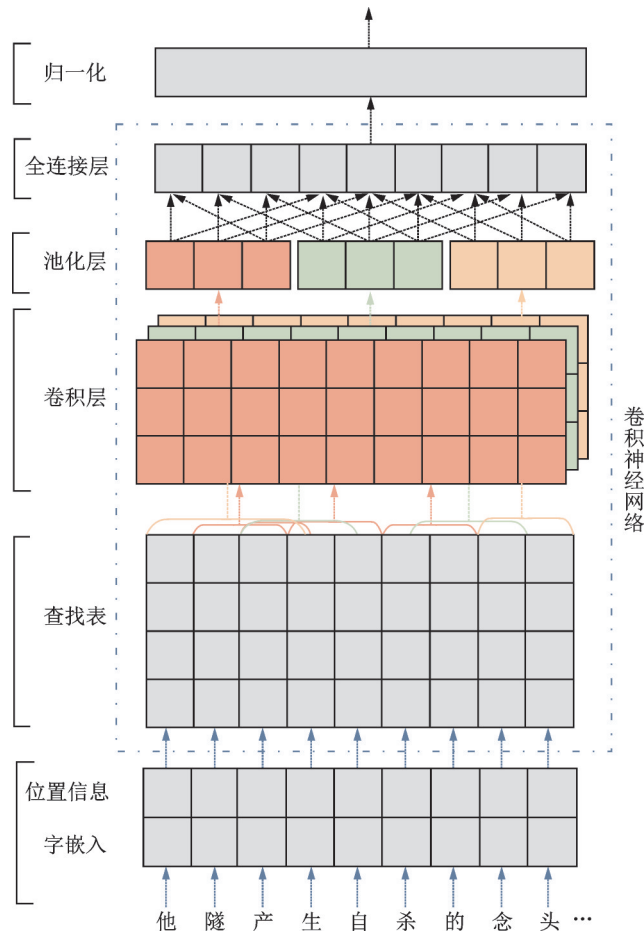


图2 唯一性识别模型

Fig.2 Unique identification model

维度的特征,加入 Attention后,模型可以建模依赖关系而不考虑其在输入或输出序列中的距离。Attention 机制通过对矩阵的乘法、内积的计算加权来得到预测值。它能用来捕获焦点的语义信息,拓展了模型专注于不同位置的能力,可以允许模型在不同的表示子空间里学习到文本的相关信息,使得识别更为准确。

从表1可以看出,3个模型的输出都不够理想,通过对实验结果进行分析,单个句中识别出的谓语动词数量存在大于1个的现象。由于将谓语动词定义为句子的焦点,在句子中具有唯一性的特点。所以在标注过程中,每个句子只标注单个谓语动词,为了分析识别结果中谓语动词的分布,对每个句子中的动词的个数进行了统计,结果如表2所示。

从统计结果来看,在单个句中,序列标注的测试结果中常常出现无谓语动词或2个及2个以上的动词,这对模型识别的准确率产生了一定的影响。

表1 实验结果

Table 1 Experimental result			%
模型	准确率P	召回率R	F值
CRF	75.26	58.12	65.59
BiLSTM-CRF	76.05	71.45	73.68
Attentional-BiLSTM-CRF	76.60	74.48	76.58

表2 单句动词个数

Table 2 Number of single sentence verbs

数据	无谓语动词个数	1个谓词个数	2个谓词个数	3个谓词个数	4个谓词个数
全部数据	0	7 022	0	0	0
测试数据	0	1 471	0	0	0
CRF	444	925	96	5	1
BiLSTM-CRF	138	1 293	40	0	0
Attentional-BiLSTM-CRF	65	1 378	28	0	0

## 4.2 谓语动词唯一性识别方法

针对表2的统计结果,为了解决谓语动词唯一性的问题,将运用谓语动词唯一性识别模型对 Attentional-BiLSTM-CRF 的测试结果中包含2个动词的28个句子进一步识别。

### 4.2.1 实验设置

本实验的数据集仍使用标注的中文谓语动词标注数据集。首先以标注的谓语动词为中心,将句子分成左右两部分,用jieba词性标注工具挑选出这两部分所包含的动词,将从这两部分中挑选出的每个动词与该句唯一标注的谓语动词组合,形成谓语动词候选对。最后判定选择标签。若唯一标注的谓语动词与右边的动词组合则为谓语动词前置类,若唯一标注的谓语动词与左边的动词组合则为谓语动词后置类。

实验使用唯一性识别模型,训练集和测试集为8:2。在实验中,字向量维度为100,位置向量维度为50,损失值设置为0.9,批次大小设置为50,迭代次数为50。对28个句子的谓语动词候选对情况进行了统计,如表3所示。输入句子的最大长度设为50,唯一性识别模型性能如表4所示。

在这28条数据中,谓语动词前置类表示的是句子中的2个动词之中包含真正的谓语动词,且谓语动词在前。谓语动词后置类表示的是句子中的2个动词之中包含真正的谓语动词,且谓语动词在后。其他类则表示句子中的2个动词不包含真正的谓语动词。将25条数据挑选出来,用分类模型对数据进行处理,两类模型的识别率如表4所示。

根据两类模型的识别准确率计算可知,模型分类谓语动词前置类中有10条正确,谓语动词后置类中有7条正确,即得到17条数据为正确的识别结果,作为计算谓语动词识别准确度的依据。

### 4.2.2 结果分析

通过谓语动词序列标注模型和谓语动词唯一性识别模型得出最终结果,如表5所示。通过实验可以发现实验结果可以解决大部分谓语动词唯一性问题,但仍存在一些问题。Attentional-BiLSTM-CRF模型输出的测试结果中存在两个谓语动词,但这两个谓语动词都与本文标注的谓语动词不符,于是该类数据情况就无法在唯一性识别模型中进行选择,需将其剔除,导致数据量更少,性能提升不明显。此

表3 谓语动词候选对情况

Table 3 Candidate pairs of predicate verbs

谓语动词候选对分布情况	句子个数
谓语动词前置类	15
谓语动词后置类	10
其他类	3

表4 唯一性识别模型性能

Table 4 Performance of unique identification model

模型	准确率 $P$	召回率 $R$	$F$ 值
唯一性识别模型	79.32	79.26	79.27
谓语动词前置类	72.35	70.37	70.98
谓语动词后置类	76.67	72.40	70.89

表5 最终实验结果  
Table 5 Final experimental result

%

模型	准确率 $P$	召回率 $R$	$F$ 值
CRF	75.26	58.12	65.59
BiLSTM-CRF	76.05	71.45	73.68
Attentional-BiLSTM-CRF	76.60	74.48	76.58
唯一性识别后最终结果	77.86	75.69	76.75

外,以jieba进行词性标注的谓语动词训练出的模型结果不能完全拟合本文提出的谓语动词标注,也将影响唯一性识别模型的识别结果。

## 5 结束语

本文针对信息抽取领域中文谓语动词识别研究不足的问题,结合谓语动词的语法功能和文本数据的分布特点,制定中文谓语动词标注规范,发布标注数据集,并基于神经网络技术进行模型选择搭建,进行与中文谓语动词识别相关的研究。实验结果表明:谓语动词作为句子的焦点,其识别难度大,而本文提出的Attentional-BiLSTM-CRF模型与传统的机器学习模型识别性能相比有较大的提高。通过实验结果,发现研究中需要在传统神经网络模型基础上的学习方法之上加入全局约束条件,并利用目标函数优化训练过程,使模型拟合谓语动词的特点。在下一步工作中,可以使用神经网络模型中的卷积、池化和残差等机制获取句子的语义特征,并基于中文句子的结构特点,利用神经网络技术获取句子的结构信息,使得识别的性能得到进一步的提升。对于谓语动词的识别模型和唯一性识别模型,下一步可以考虑将其转换为端到端模型。

## 参考文献:

- [1] LUO Zhensheng, ZHENG Bixia. An approach to the automatic analysis and frequency statistics of Chinese sentence patterns[J]. Journal of Chinese Information Processing, 1994, 8(2): 1-9.
- [2] LI Guochen, MENG Jing. A method of identifying the predicate head based on the correspondence between the subject and the predicate[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2005, 19(1): 1-7.
- [3] SUI Zhifang, YU Shiwen. The research on recognizing the predicate head of a Chinese simple sentence in EBMT[J]. Journal of Chinese Information Processing, 1998, 12(4): 39-46.
- [4] WANG Honglin, ZHOU Guodong. Feature engineering for predicate identification and classification in semantic analysis[J]. Computer Engineering and Application, 2010, 46(9): 134-137.
- [5] HAN Lei, LUO Shenlin, PAN Liming. High accuracy Chinese predicate recognition method combining lexical and syntactic feature [J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Edition), 2014, 48(12): 2107-2114.
- [6] GONG Xiaojin, LUO Zhensheng, LUO Weihua. Recognizing the predicate head of Chinese sentences[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2003, 17(2): 7-13.
- [7] LING W, LUÍS T, MARUJO L, et al. Finding function in form: Compositional character models for open vocabulary word representation[J]. arXiv preprint arXiv: 1508.02096, 2015.
- [8] CHIU J P C, NICHOLS E. Named entity recognition with bidirectional LSTM-CNNs[J]. Transactions of the Association for Computational Linguistics, 2016, 4: 357-370.
- [9] LI P H, DONG R P, WANG Y S, et al. Leveraging linguistic structures for named entity recognition with bidirectional recursive neural networks[C]//Proceedings of the 2017 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Copenhagen, Denmark: [s.n.], 2017: 2664-2669.
- [10] BHARADWAJ A, MORTENSEN D, DYER C, et al. Phonologically aware neural model for named entity recognition in low resource transfersettings[C]//Proceedings of the 2016 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing.



- Stroudsburg:Association for Computational Linguistics, 2016: 1462-1472.
- [11] ZHAO D, HUANG J, JIA Y. Chinese name entity recognition using highway-LSTM-CRF[C]//Proceedings of the 2018 International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence. [S.l.]: ACM, 2018.
- [12] STRAKOVÁ J, STRAKA M, HAJIČ J. Neural architectures for nested NER through linearization[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy: [s.n.], 2019: 5326-5331.
- [13] XIA C, ZHANG C, YANG T, et al. Multi-grained named entity recognition[C]//Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy: [s.n.], 2019: 1470-1440.
- [14] CARRERAS X, MÁRQUEZ L. Introduction to the CoNLL-2005 shared task: Semantic role labeling[C]//Proceedings of the Ninth conference on Computational Natural Language Learning. [S.l.]: Association for Computational Linguistics, 2005.
- [15] MÁRQUEZ L, CARRERAS X, LITKOWSKI K C, et al. Semantic role labeling: An introduction to the special issue[J]. *Computational Lingus*, 2008, 34(2): 145-159.
- [16] SUN H, JURAFSKY D. Shallow semantic parsing of Chinese[C]//Proceedings of the Human Language Technology Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: HLT-NAACL 2004. Boston, USA: [s.n.], 2004: 249-256.
- [17] TÄCKSTRÖM O, GANCHEV K, DAS D. Efficient inference and structured learning for semantic role labeling[J]. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*, 2015, 3: 29-41.
- [18] FITZGERALD N, TÄCKSTRÖM O, GANCHEV K, et al. Semantic role labeling with neural network factors[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Lisbon, Portugal: [s.n.], 2015: 960-970.
- [19] Wang Z, Jiang T, Chang B, et al. Chinese semantic role labeling with bidirectional recurrent neural networks[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Lisbon, Portugal: [s.n.], 2015: 1626-1631.
- [20] MARCHEGGIANI D, FROLOV A, TITOV I. A simple and accurate syntax-agnostic neural model for dependency-based semantic role labeling[J]. arXiv preprint arXiv: 1701.02593, 2017.
- [21] TAN Z, WANG M, XIE J, et al. Deep semantic role labeling with self-attention[C]// Association for the Advancement of Artificial Intelligence. New Orleans, USA: [s.n.], 2018: 4929-4936.
- [22] HE L, LEE K, LEWIS M, et al. Deep semantic role labeling: What works and what's next[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. [S.l.]: ACL, 2017: 473-483.
- [23] STRUBELL E, VERGA P, ANDOR D, et al. Linguistically-informed self-attention for semantic role labeling[J]. arXiv preprint arXiv:1804.08199, 2018.
- [24] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//Proceedings of 31st Conference on Neural Information Processing System(NIPS 2017). Long Beach, CA, USA: [s.n.], 2017: 1-11.

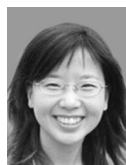
#### 作者简介:



李婷(1995-),女,硕士研究生,研究方向:自然语言处理、数据融合分析,E-mail: krystal951028@163.com。



秦永彬(1980-),男,博士,教授,研究方向:大数据治理与应用、多源数据融合与应用和企业信息化与电子政务。



黄瑞章(1979-),女,博士,副教授,研究方向:数据融合分析、文本挖掘、网络挖掘和知识发现。



程欣宇(1978-),男,硕士,副教授,研究方向:机器学习、机器视觉、软件工程与网络通信。



陈艳平(1980-),男,博士,副教授,研究方向:数据融合分析、自然语言处理和知识发现。

(编辑:刘彦东)