CS224n笔记[4]:自然语言中的依存分析 (Dependency Parsing)

作者:郭必扬

什么是依存分析

自然语言处理任务中,有很重要的一块,就是分析语言的结构。语言的结构,一般可以有两种视角:

- 1. 组成关系(Constituency)
- 2. 依赖关系(Dependency)

前者,主要关心的是句子是怎么构成的,词怎么组成短语。所以研究Constituency,主要是研究忽略语义的"语法"结构(context-free grammars)。

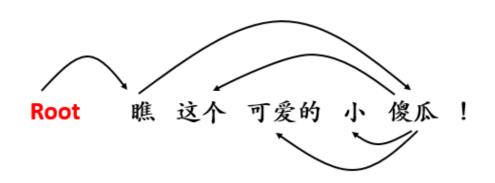
后者,依赖关系,则主要关心的是句子中的每一个词,都依赖于哪个其他的词。

比如下面这个句子:

"瞧这个可爱的小傻瓜!"

- "傻瓜",是"瞧"这个动作的对象,因此"傻瓜"是依赖于"瞧"的;
- 。 "可爱的"、"小"都是修饰"傻瓜"的,因此,这两个形容词都是依赖于"傻瓜"的;
- 。 "这个" ,同样是指示"傻瓜"的,因此它也依赖于"傻瓜"。

这样,我们就清楚了这个句子中的所有依赖关系,画成依赖关系图则是这样:



注意,在图中我们增加了一个根节点"Root",这是为了让"瞧"这个字也有依赖的对象。

当然,关系依存分析,还有很多的规则,里面比较复杂,我不太感兴趣,所以这里不多写了。

下面我们来介绍如何让机器自动地帮我们来分析句子的结构。

传统的基于转移的依存分析 (Transition-based Parsing)

这里主要介绍Nivre在2003年提出的 "Greedy Deterministic Transition-Based Parsing" 方法,一度成为依存分析的标准方法。这里我简单地介绍一下它的工作原理。

我们构造一个三元组,分别是Stack、Buffer和一个Dependency Set。

- 。 Stack最开始只存放一个Root节点;
- 。 Buffer则装有我们需要解析的一个句子;
- 。 Set中则保存我们分析出来的依赖关系,最开始是空的。

我们要做的事情,就是不断地把Buffer中的词往Stack中推,跟Stack中的词判断是否有依赖关系,有的话则输出到Set中,直到Buffer中的词全部推出,Stack中也仅剩一个Root,就分析完毕了。

下面,我通过一个十分简单的例子,来演示这个过程。 这次,我们分析的句子是:

I love Wuhan

分析的过程如下:

Stack	Buffer	Action I	Dependency Set
Root	I love Wuhan	Shift	
Root I	love Wuhan	Shift	
Root <u>I love</u>	Wuhan	Left Arc (向去指的关系,把去边的刊移除)	
Root love	Wuhan	Shift	I ← love
Root <u>love Wuhan</u>		Right Arc (向右指的关系,把右边的词移除	I ← love, love → Wuhan
Root love		Right Arc (向右指的关系,把右边的词移除)
Root			I ← love, love → Wuhan, Root → love

上面的过程怎么理解呢? 比方从第二行,这个时候Stack中只有[Root,I],不构成依赖关系,所以我们需要从Buffer中"进货"了,因此采取的Action是Shift(把Buffer中的首个词,移动到Stack中),于是就到了第三行。

第三行,我们的Stack变成了[Root,I,love],其中I和Love构成了依赖关系,且是Love指向I,即"向左指"的依赖关系,因此我们将采取"Left Arc"的action,把被依赖的词(此时就是关系中的左边的词)给移除Stack,把这个关系给放入到Dependency Set中。

按照这样的方法,我们一直进行,不断地根据Stack和Buffer的情况,来从Shift、Left-arc、Right-arc三种动作中选择我们下一步应该怎么做,知道Stack中只剩一个Root,Buffer也空了,这个时候,分析就结束,我们就得到了最终的Dependency Set。

以上的过程,应该不难理解,但是相信大家此时一定会有疑问:



我怎么让机器去决定当前的Action呢?即机器怎么知道,Stack中是否构成了依赖关系?

99

在Nivre的年代,这里使用是机器学习的方法,需要做繁重的特征工程。这里的特征,往往有 $10^6~10^7$ 个二值特征,即无数个指示条件作为特征,来训练模型,可以想象这么高纬度的

特征是十分稀疏的。因此,这种模型的95%左右的解析时间,都花费在计算特征上。这也 是传统方法的最要问题。

神经依存分析(Neural Dependency Parsing)

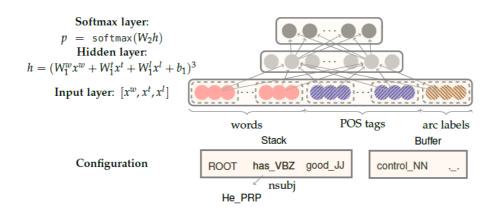
神经依存分析方法,是斯坦福团队2014年的研究成果,主要就是利用了神经网络的方法代替了传统机器学习方法、用低维分布式表示来代替传统方法的复杂的高维稀疏特征表示。而整个解析的过程,依然是根据之前的Transition-based方法。

首先明确,我们的预测任务,是「根据当前的状态,即Stack、Buffer、Set的当前状态,来构建特征,然后预测出下一步的动作」。

在神经依存分析中,我们的特征是怎么构建的呢? 我们可以利用的信息包括词 (word)、词性(pos tag)和依赖关系的标签(label)。我们对这三者,都进行低维分布式表示,即通过Embedding的方法,把离散的word、label、tag都转化成低维向量表示。

对于一个状态,我们可以选取stack、Buffer、set中的某些词和关系,构成一个集合,然后把他们所有的embedding向量都拼接起来,这样就构成了该状态的特征表示。

至于选择哪些词、关系,这个就是一个**「经验性」**的东西了,在斯坦福的论文中可以详细了解。整个模型的网络结构也十分简洁:



A Fast and Accurate Dependency Parser using Neural Networks

对于Dependency Parsing的简单介绍就到此为止。依存分析,并不是我们NLP中最常见的任务之一,我们也很少看到直接将依存分析做应用的,我们更常见的是分类、实体识别、阅读理解、对话等任务。但是依存分析,作为自然语言处理的一项基础技术,试图让机器去理解语言的内部结构,理解了结构,NLU(Natural Language Understanding)才成为可能。

cs224n的Assignment3就是Neural Dependency Parsing的实现,代码见github:

https://github.com/beyondguo/CS224n-notes-and-codes/tree/master/assignment3