【论文解读】图文并茂带你细致了解ELMo的各种细节

原创 BUPT-_LiJiale 深度学习自然语言处理 2020-03-03

> 阅读大概需要11分钟
> 跟随小博主，每天进步一丢丢

作者：BUPT-_LiJiale
CSDN：LiJiale_

> 论文链接：https://arxiv.org/abs/1802.05365

此论文提出了一种新的表示词语的方法，用于解决如下问题：

（1） 词的复杂特征 （2） 在不同语境下词的多义性

该论文提出的模型，使用biLM（双向语言模型）在大型语料上进行预训练，通过内部隐藏状态得到词向量，这种表示可以很容易的用在已经存在的模型并明显提高解决NLP任务的能力，包括问答、情感分析等等。

1. 介绍

得到高质量的词表征方法存在难点，要基于：（1）词的复杂特征（句法和语义）（2）词在不同上下文中的含义（多义词），ELMo的目的是解决这两个难点。和传统的词嵌入不同，其他模型只用最后一层的输出值来作为word embedding的值，ELMo每个词向量是双向语言模型内部隐藏状态特征的线性组合，由一个基于大量文本训练的双向语言模型而得到的，该方法由此得到命名：ELMo（Embeddings from Language Models）。 结合内部状态使得词向量能表达的信息更加丰富，具体来看，LSTM上面的层次能够捕捉词义与上下文相关的方面（可以用来消歧），而下面的层次可以捕捉句法方面的信息（可以用来作词性标注）。

2. ELMo: Embeddings from Language Models

2.1 双向语言模型（biLM）

假设有N个词组成的词序列（t_1,t_2,...,t_N），前向语言模型计算词t_k的概率使用它前面的词序列（t_1到t_k-1）：

$$p(t_1,t_2,\dots t_N)=\prod_{k=1}^{N}p(t_k|t_1,t_2,..,t_{k-1})$$

用X_k^{LM}来表示与上下文无关的词向量，然后将其传入L层的前向LSTMs，在每个位置k，每个LSTM层输出一个$\overrightarrow{h}_{k,j}^{LM}$（j从1到L），顶层的输出（$\overrightarrow{h}_{k,L}^{LM}$）通过softmax函数用来预测下一个词$t_k+1$　一个反向的LM与前向LM类似，只不过是用反方向跑一遍输入序列，概率用下面的公式计算：

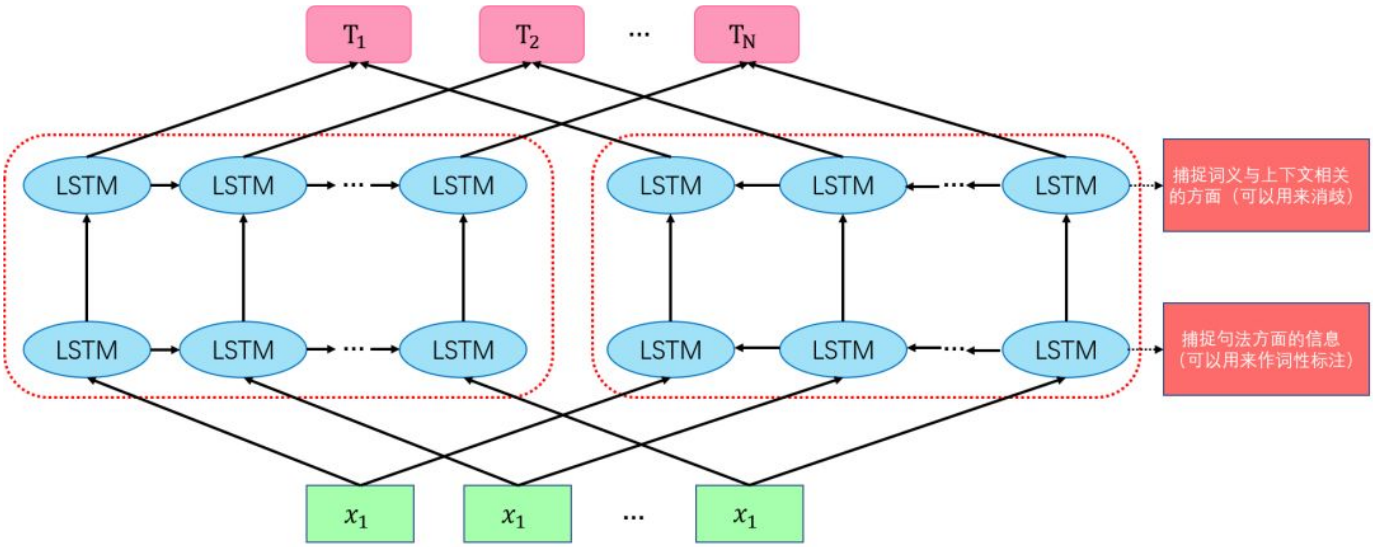
$$p(t_1,t_2,\dots t_N)=\prod_{k=1}^{N}p(t_k|t_{k+1},t_{k+2},..,t_N)$$

与前向LM类似，后向LSTM位置k第j层（共L层）用$\overleftarrow{h}_{k,j}^{LM}$表示；biLM结合了前向LM和后向LM，目标是最大化前后向对数似然函数：

$$\sum_{k=}^{N}(\log p(t_k|t_1,\dots,t_{k-1};\Theta_x,\vec{\Theta}_{LSTM},\Theta_s)+\log p(t_k|t_{k+1},\dots,t_N;\Theta_x,\overleftarrow{\Theta}_{LSTM},\Theta_s))$$

将前向和后向中用于词表示和用于Softmax的参数联系起来，也就是说，在两个方向共享了一些权重参数，而不是使用完全独立的参数。

biLM模型结构如下（图画了半天，又丑又菜）：



2.2 ELMo

接下来就是ELMo的核心了，首先ELMo是biLM内部中间层的组合，对于每个词，一个L层的biLM要计算出2L+1个表示：

$$R_k = \{x_k^{LM}, \overrightarrow{h}_{k,j}^{LM}, \overleftarrow{h}_{k,j}^{LM} \ j = 1, \ldots, L\} = \{h_{k,j}^{LM} | j = 0, \ldots, L\}$$

其中，$h_{k,0}^{LM}$表示直接编码的结果，对于每个biLSTM层，$h_{k,j}^{LM}$= [$\overrightarrow{h}_{k,j}^{LM}$，$\overleftarrow{h}_{k,j}^{LM}$]，其中k表示序列中的位置，j表示第j层

为了应用到其他模型中，ELMo将所有层的输出结果整合入一个向量：$ELMo_k = E(R_k; \Theta_e)$;最简单的一种情况，就是ELMo只选择最顶层，即$E(R_k) = h_{k,L}^{LM}$；一般来说，ELMo利用每层状态的线性组合，针对于某个任务通过所有的biLM层得到：

$$ELMo_k^{task} = E(R_k; \Theta^{task}) = \gamma^{task} \sum_{j=0}^{L} s_j^{task} h_{k,j}^{LM}$$

上式中，s^{stack}是softmax-normalized weights，标量参数γ允许任务模型缩放整个ELMo向量（γ在优化过程中很重要，因为ELMo生成词向量的方式和任务所需存在一定的差异；个人觉得，这种差异就如前文所分析的，LSTM高层与底层所捕捉的信息是存在差异的），每个biLM层的激活有着不同的分布，在一定程度上对每一层可以提供一些标准化的效果

2.3 如何在有监督的NLP任务中使用biLMS

大部分有监督NLP模型在最底层有着大致相同的结构，可以用一致、统一的方式添加ELMo，论文中大致体现了三种使用方法：

- 保持biLM的权重不变，连接$ELMo_k^{task}$和初始词向量x_k，并将[x_k,$ELMo_k^{task}$]传入任务的RNN中
- 在任务使用的RNN中，RNN的输出加入$ELMo_k^{task}$，形成[h_k,$ELMo_k^{task}$]
- 在ELMo中使用适当数量的dropout，并在损失中添加$\lambda||w||_2^2$

2.4 预训练过程

在作者的预训练过程中，用了两层的biLSTM，共计4096个单元，输出纬度为512，并且第一层和第二层之间有residual connection，包括最初的那一层文本向量（上下文不敏感类型的词表征使用2048个字符卷积filter，紧接着两层highway layers）整个ELMO会为每一个词提供一个3层的表示（下游模型学习的就是这3层输出的组合），下游模型而传统的词嵌入方法只为词提供了一层表示。另外，作者提出，对该模型进行FINE-TUNE训练的话，对具体的NLP任务会有提升的作用。　　经过预训练后，biLM可为任一任务计算词的表示。在某些情况下，对biLM进行fine tuning会对NLP任务有所帮助。

> 注：关于residual connection和highway layers：residual connection和highway layers这两种结构都能让一部分的数据可以跳过某些变换层的运算，直接进入下一层，区别在于highway需要一个权值来控制每次直接通过的数据量，而residual connection直接让一部分数据到达了下一层

3 总结

- ELMo着重解决一词多义，相比较于传统的word2vec，仅能表达一种含义（词向量是固定的）
- ELMo生成的词向量利用了上下文的信息，根据下游任务，能够通过权值来调整词向量以适应不同任务
