Lecture 10 Question Answering and the Default Final Project

创建时间：	2019/11/29 19:11	**更新时间：**	2019/11/30 18:33
作者：	wjj4work@163.com		

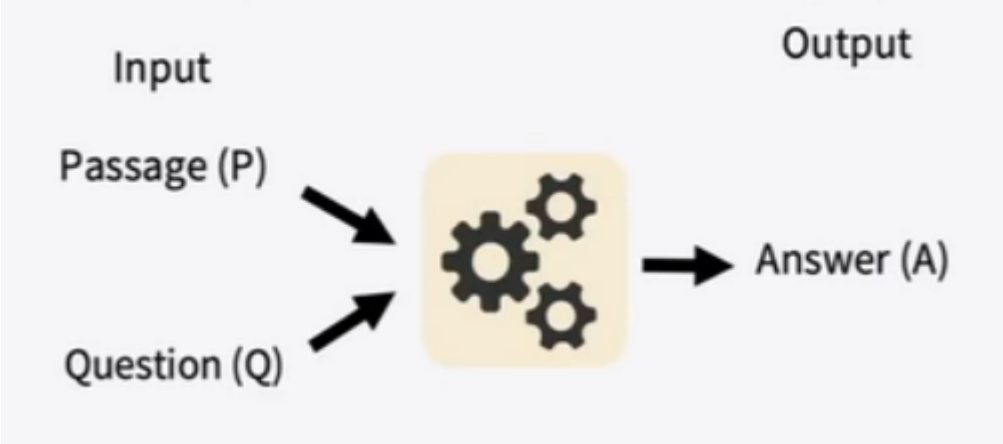
SQuAD

一个问题的答案总是来自该段落的一系列单词序列——提取问题回答
SQuAD version1.1

- 收集了3个黄金答案
- 系统在两个指标上计算得分
  - 精确匹配：1/0的准确度，您是否匹配三个答案中的一个
  - F1：将系统和每个答案都视为词袋，并评估
- 这两个指标都忽略标点符号和冠词（a，an the）

SQuAD version2
SQuAD1.0的一个缺陷是，所有问题都有答案的段落；而在version2中对于开发集和测试集，一半的问题有答案，一半的问题在文章中没有答案
对于没有答案的问题，无答案得分为1，其他答案得分为0
使用阈值来判断是否回答了一个问题
数据集结构良好，干净
limitation:
能提问的问题有限制：不能有yes/no问题，不能有计数问题，不能有困难的隐含问题

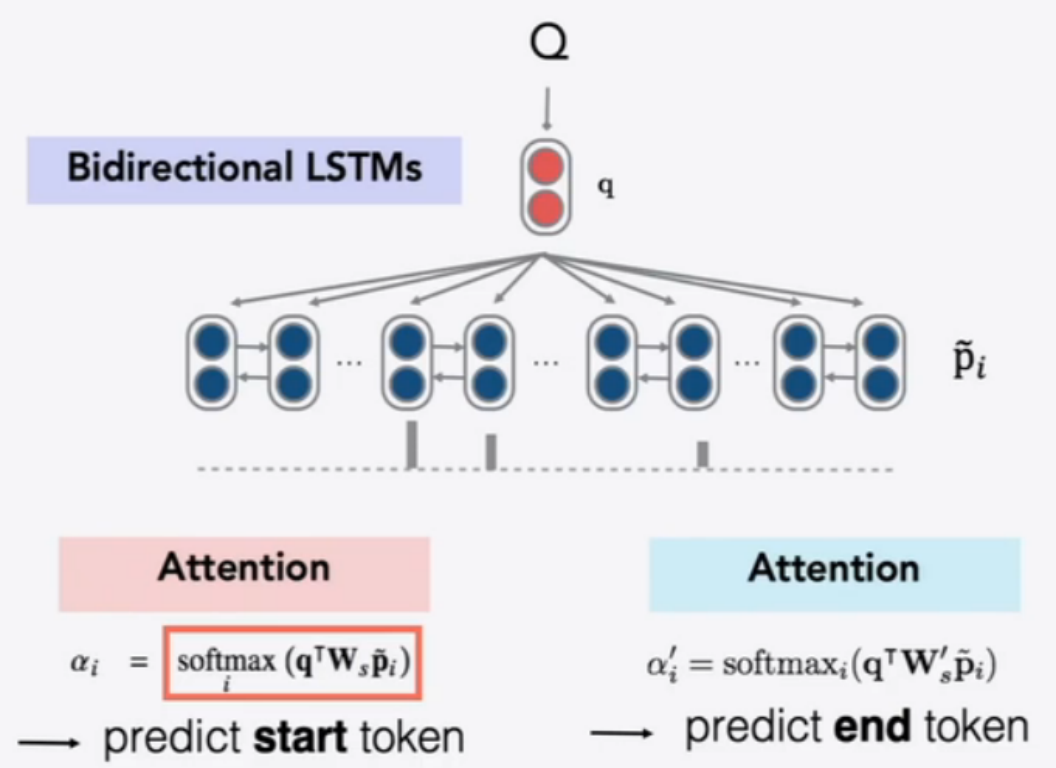
the Stanford Attentive Reader model



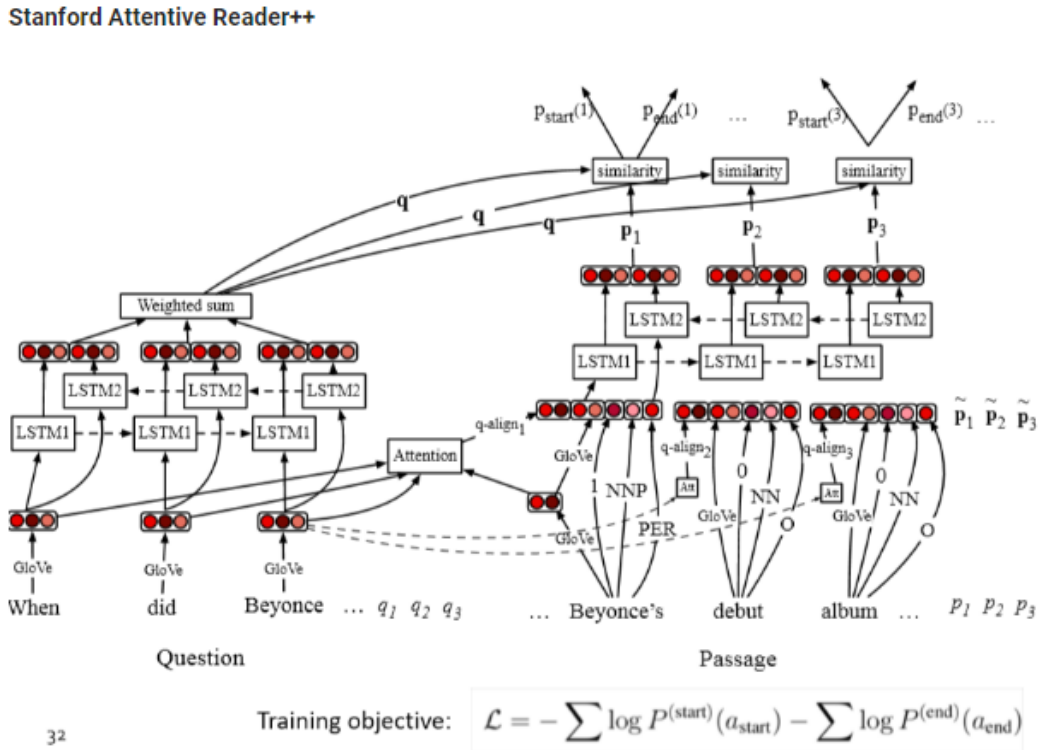
- 建立一个表示问题的向量：对于问题中的每个单词，找到一个word embedding特别的使用了GloVe-GloVe300维字嵌入，然后运行双向LSTM(每个维度为d)，得到两个

LSTM的结果连接成2d维度的向量

- 查找每个单词的词嵌入并输入到双向LSTM中。对于每个单词的双向LSTM表示与问题表示，计算出一个注意力的得分，获得不同位置的注意力，从而获得答案的开始位置，答案的结束使用同样的方法。



双向线性注意在跨度开始时获得一个大的分数



段落表示：

单词表示：不只使用GloVe还加入了语言特征以便运行命名实体识别器和词性标记器，同时还加入了词频；

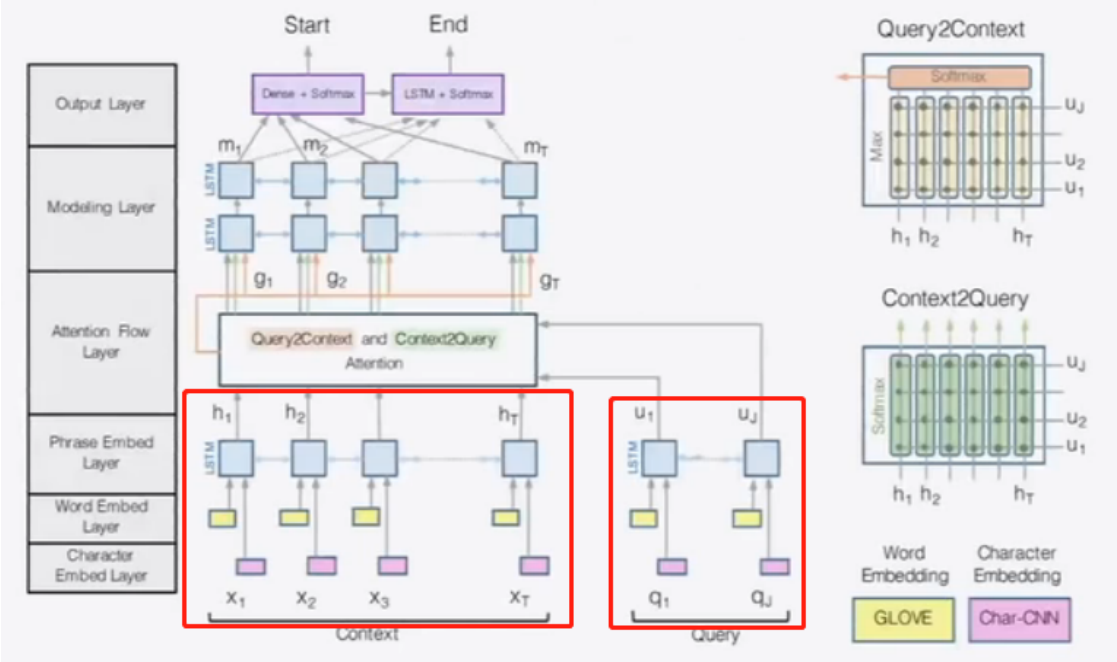
完全匹配：对于段落中的每个单词，是否出现在问题中，有三种方式来完成：完全匹配、忽略大小写匹配、词干匹配
使用嵌入相似性来计算问题与答案之间的一种相似

$$f_{\text{align}}(p_i) = \sum_j a_{i,j}\mathbf{E}(q_j) \quad q_{i,j} = \frac{\exp\left(\alpha\left(\mathbf{E}(p_i)\right)\cdot\alpha\left(\mathbf{E}(q_j)\right)\right)}{\sum_{j'}\exp\left(\alpha\left(\mathbf{E}(p_i)\right)\cdot\alpha\left(\mathbf{E}\left(q'_j\right)\right)\right)}$$

为什么神经网络模型性能更好？
单词相似度的语义匹配更好 或 与语义相关但不使用相同词语的改写

BiDAF

在SAT中，利用注意力来讲问题表示映射到段落文字中，但是可以通过在单次级别的两个方向进行映射来做得更好。在注意力流动的两个方向上，找到可以映射到问题单词的段落词和可以映射到段落词的问题单词，再运行另一轮的序列模型，就可以在两者之间做更好地匹配。



idea：

- 对于每个段落词和每个问题词，计算出相似性得分的方式是 建立一个大的连接向量，所以有段落词和问题词的LSTM表示c_i,q_i，并对它们做Hadamard product，将这个巨大的向量与学到的权重矩阵点积，得到在问题中的每个位置和上下文之间的相似度得分S_ij，并使用它来定义两个方向的注意力

$$\boldsymbol{S}_{ij} = \boldsymbol{w}_{\text{sim}}^T \left[\boldsymbol{c}_i; \boldsymbol{q}_i; \boldsymbol{c}_i \circ \boldsymbol{q}_j\right] \in \mathbb{R}$$

$$\alpha^i = \text{softmax}(\boldsymbol{S}_{i,:}) \in \mathbb{R}^M \quad \forall i \in \{1, \ldots, N\}$$
$$\boldsymbol{a}_i = \sum_{j=1}^{M} \alpha_j^i \boldsymbol{q}_j \in \mathbb{R}^{2h} \quad \forall i \in \{1, \ldots, N\}$$

- 在反方向

$$\boldsymbol{m}_i = \max_j \boldsymbol{S}_{ij} \in \mathbb{R} \quad \forall i \in \{1, \ldots, N\}$$
$$\beta = \text{softmax}(\boldsymbol{m}) \in \mathbb{R}^N$$
$$\boldsymbol{c}' = \sum_{i=1}^{N} \beta_i \boldsymbol{c}_i \in \mathbb{R}^{2h}$$

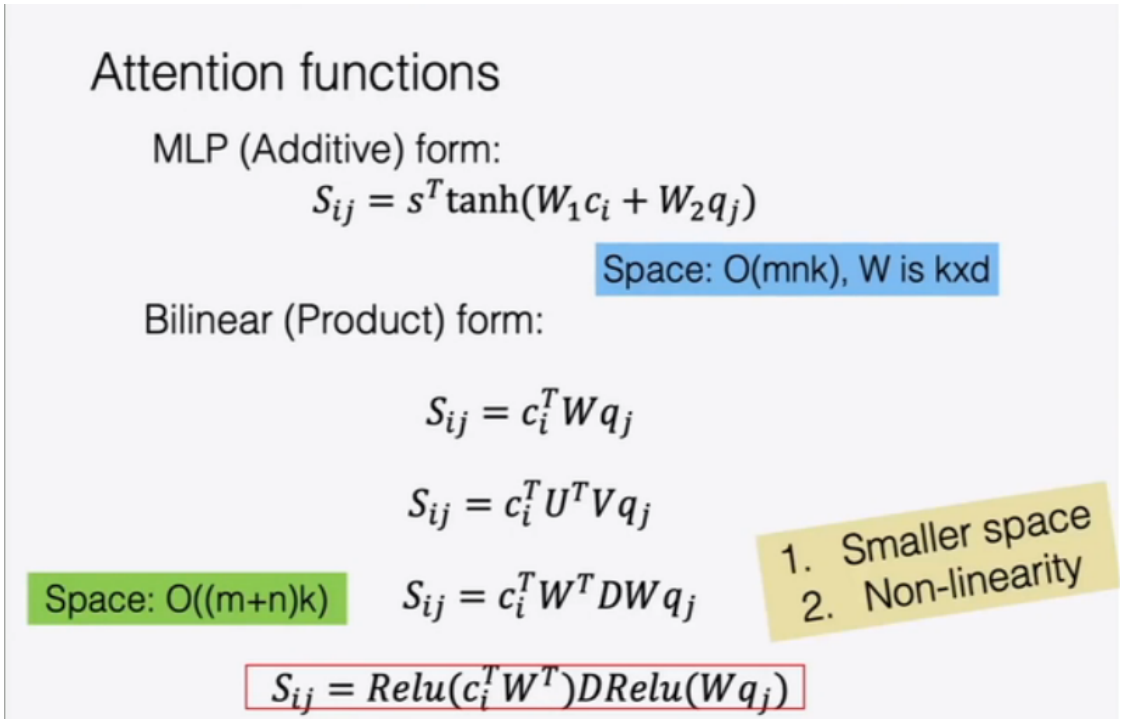
  这些做完之后将得到BiDAF layer的输出为

$$\boldsymbol{b}_i = \left[\boldsymbol{c}_i; \boldsymbol{a}_i; \boldsymbol{c}_i \circ \boldsymbol{a}_i; \boldsymbol{c}_i \circ \boldsymbol{c}'\right] \in \mathbb{R}^{8h} \quad \forall i \in \{1, \ldots, N\}$$

- 然后有一个“建模”层：2层的BiLSTM
  start：将BiDAF和建模层的输出连接到一个稠密FF层，然后softmax;
  end：将建模层M的输出通过另一个BilLSTM o give M，然后与BiDAF层连接，再次通过稠密FF层和一个softmax

Recent, more advanced crchitectures

FusionNet：



ELMo and BERT preview

产生上下文单词表示的算法，可以在特定的上下文中对每个单词进行表示