



&



Machine Translation

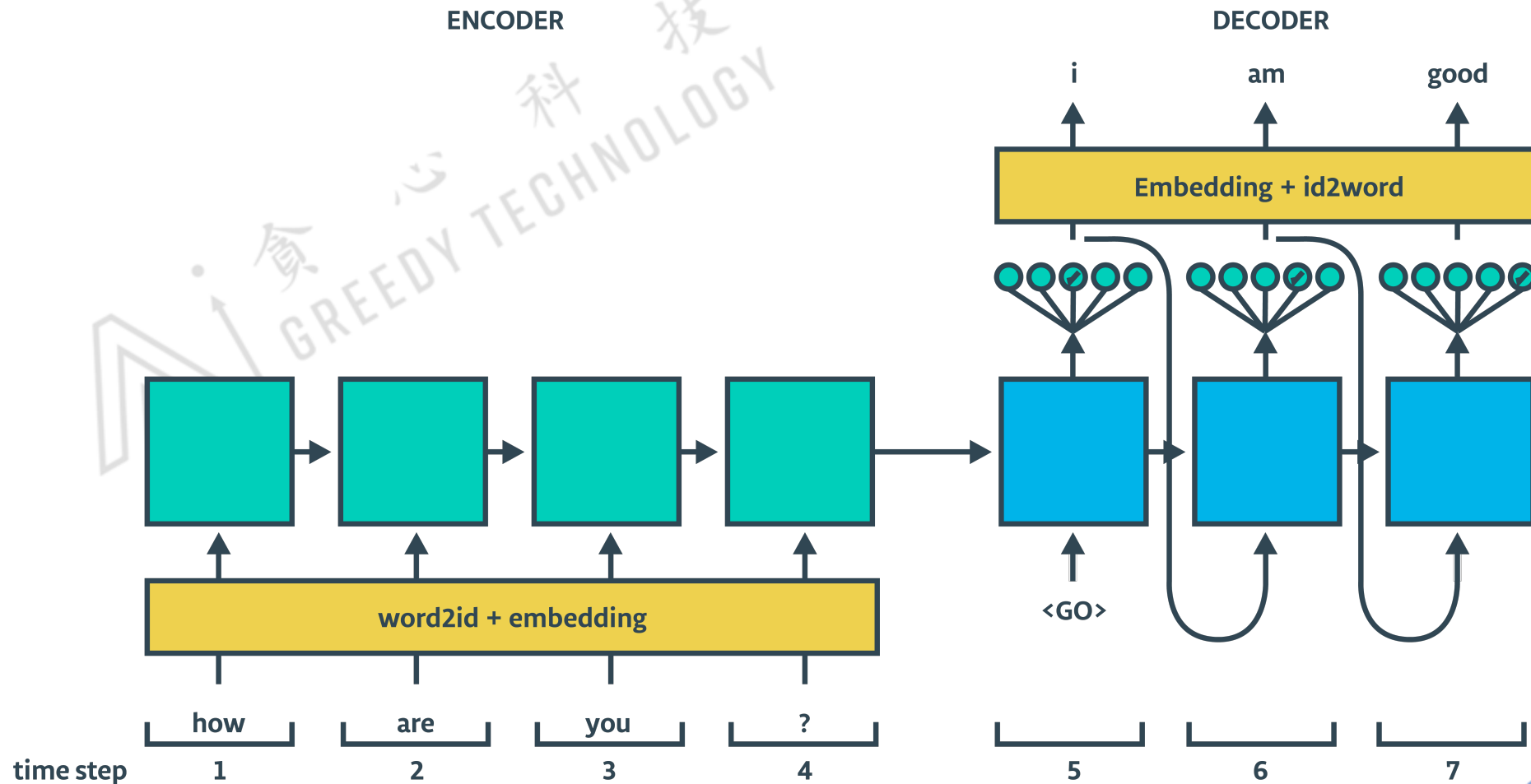
Pytorch seq2seq + attention

NeuHub
AI Links All

Goals to take away:

- 掌握 seq2seq 于机器翻译中的应用
- 掌握 seq2seq + attention 于机器翻译中的原理
- 掌握 seq2seq+att 的模型框架及 attention 计算
- 掌握 python 实现 bleu , NLTK 调包使用 bleu
- 掌握 seq2seq+attention 在机器翻译中的 Demo.

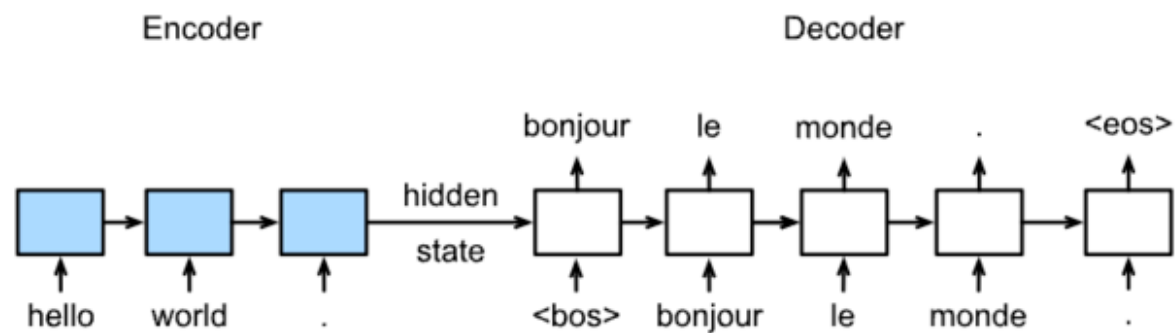
NeuHub
AI Links All



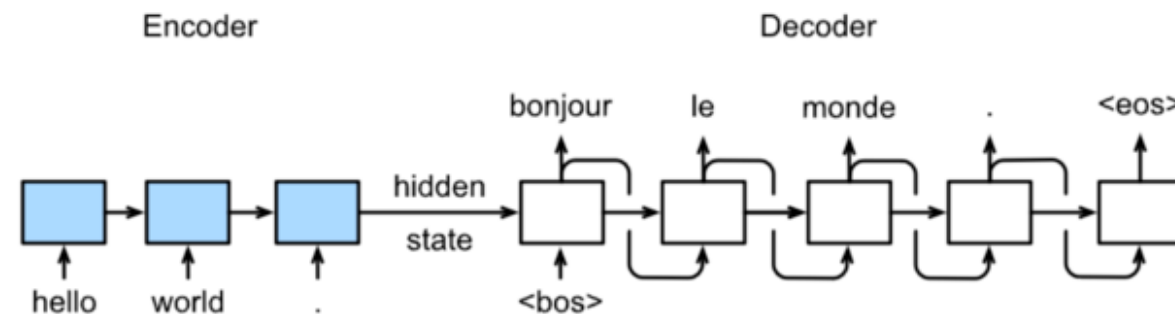
NeuHub
AI Links All

模型:

训练

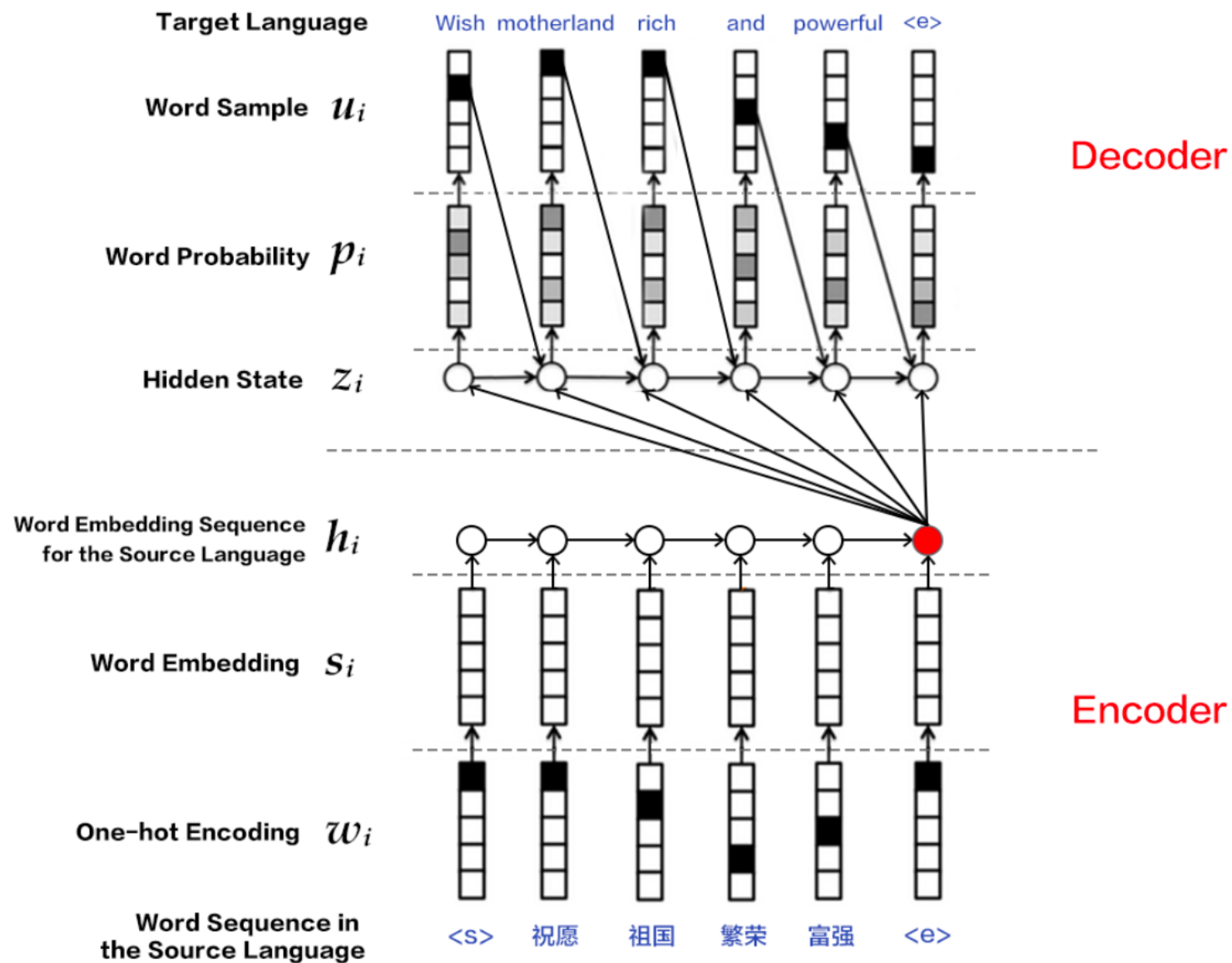


预测

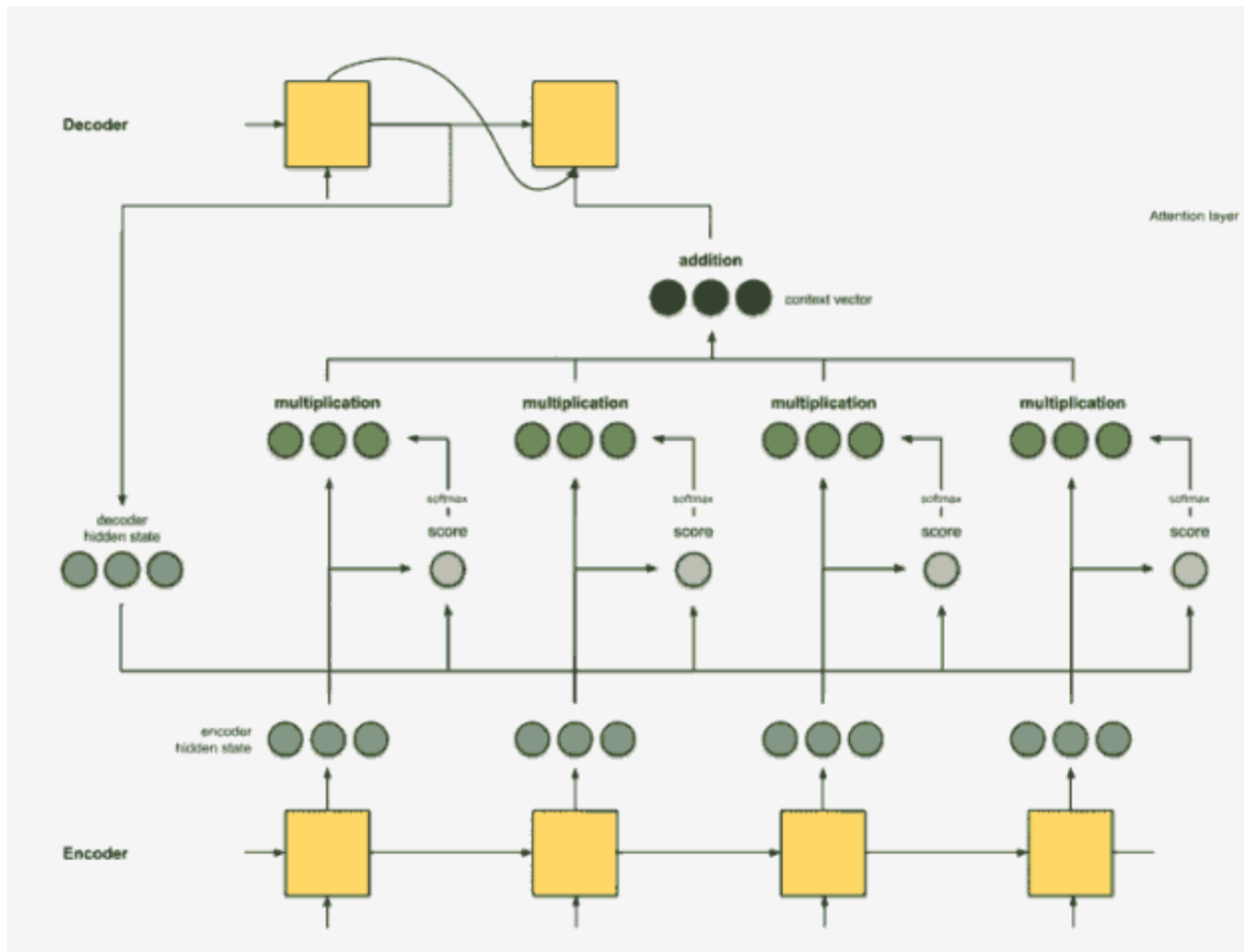


https://blog.csdn.net/weixin_37461330

NeuHub
AI Links All



NeuHub
AI Links All



NeuHub
AI Links All

- 点积 attention score
(Basic dot-product attention) :

这个就是我们常见的attention score计算方式

$$e_i = s^T h_i \in \mathbb{R}$$

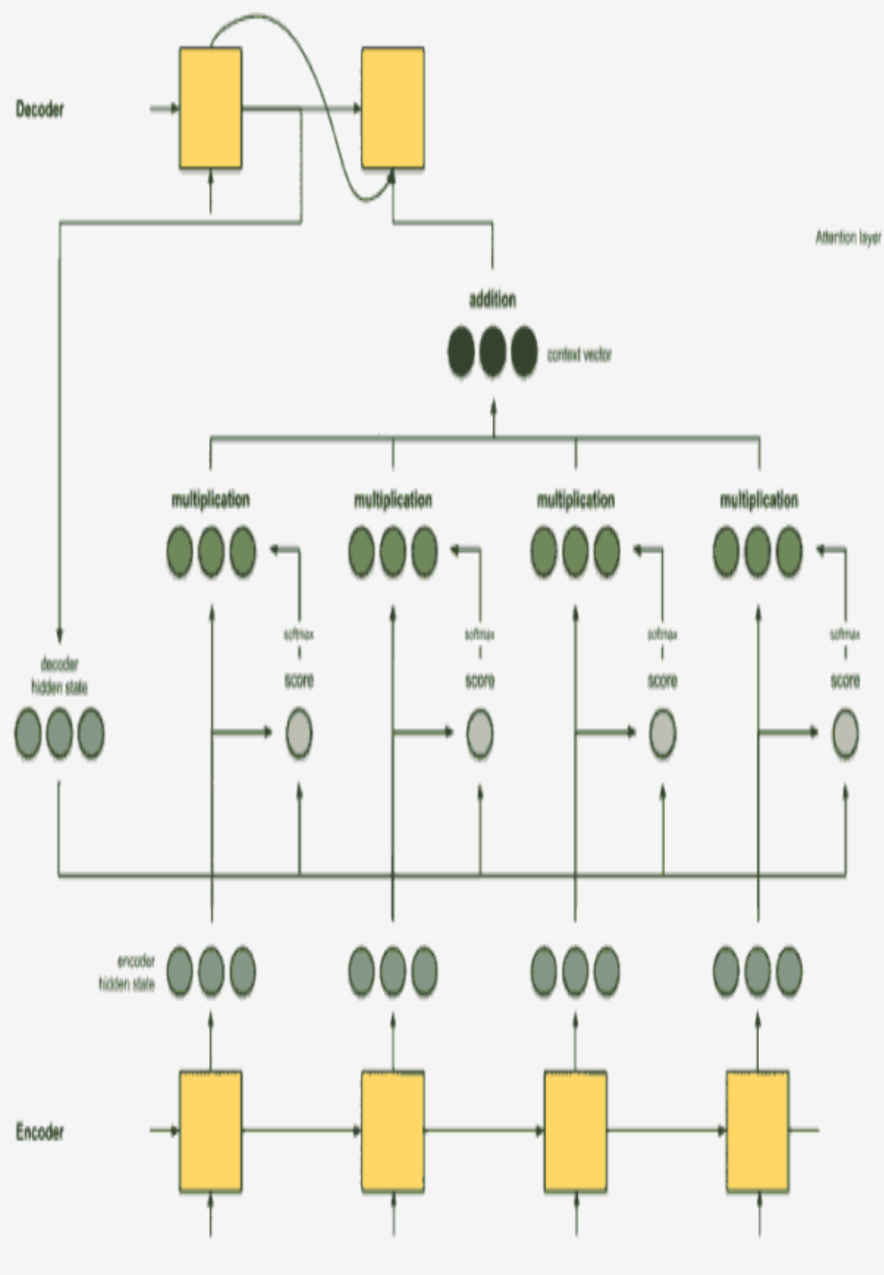
- 乘法 attention score
(Multiplicative attention) :

$$e_i = s^T W h_i \in \mathbb{R}$$

- 加法 attention score
(Additive attention:

$$e_i = v^T \tanh(W_1 h_i + W_2 s) \in \mathbb{R}$$

NeuHub
AI Links All



- 首先我们利用RNN结构得到encoder中的hidden state (h_1, h_2, \dots, h_T) ,
- 假设当前decoder的hidden state 是 s_{t-1} , 我们可以计算每一个输入位置j与当前输出位置的关联性, $e_{tj} = a(s_{t-1}, h_j)$, 写成相应的向量形式即为 $\vec{e}_t = (a(s_{t-1}, h_1), \dots, a(s_{t-1}, h_T))$, 其中 a 是一种相关性的算符, 例如常见的有点乘形式 $\vec{e}_t = \vec{s}_{t-1}^T \vec{h}$, 加权点乘 $\vec{e}_t = \vec{s}_{t-1}^T W \vec{h}$, 加和 $\vec{e}_t = \vec{v}^T \tanh(W_1 \vec{h} + W_2 \vec{s}_{t-1})$ 等等。
- 对于 \vec{e}_t 进行softmax操作将其normalize得到attention的分布, $\vec{\alpha}_t = \text{softmax}(\vec{e}_t)$, 展开形式为
$$\alpha_{tj} = \frac{\exp(e_{tj})}{\sum_{k=1}^T \exp(e_{tk})}$$
- 利用 $\vec{\alpha}_t$ 我们可以进行加权求和得到相应的context vector $\vec{c}_t = \sum_{j=1}^T \alpha_{tj} h_j$
- 由此, 我们可以计算decoder的下一个hidden state $s_t = f(s_{t-1}, y_{t-1}, c_t)$ 以及该位置的输出 $p(y_t | y_1, \dots, y_{t-1}, \vec{x}) = g(y_{i-1}, s_i, c_i)$ 。

Review : Bleu



$$BLEU = BP \times \exp\left(\sum_{n=1}^N w_n \log P_n\right)$$

$$BP = \begin{cases} 1 & \text{if } l_c > l_s \\ e^{1 - \frac{l_s}{l_c}} & \text{if } l_c \leq l_s \end{cases}$$

Python 来实现！

$$\text{Count}_{\text{clip}} = \min(\text{Count}, \text{Max_Ref_Count})$$

$$P_n = \frac{\sum_i \sum_k \min(h_k(c_i), \max_{j \in m} h_k(s_{ij}))}{\sum_i \sum_k \min(h_k(c_i))}$$

NeuHub
AI Links All

Reference

keon/seq2seq: <https://github.com/keon/seq2seq>

$N_{\text{direction}} * n_{\text{layers}}$

NeuHub
AI Links All