

## Lecture 09 Practical Tips for Final Projects

创建时间： 2019/11/29 17:19

更新时间： 2019/12/19 16:48

作者： wjj4work@163.com

---

### 关于FP的建议

#### 读论文、做实验的建议

1. read it.
2. write a summary of what it does.
3. write down some thoughts on how you should adapt or extend ideas in your project.
4. what is your plan

#### 项目类型

1. 找到感兴趣的应用程序/任务，并探索如何有效地处理/解决它，通常应用现有的神经网络模式
2. 实现一个复杂的神经结构，并在一些数据上演示它的性能
3. 提出一种新的或变体的神经网络模型，并探讨其经验上的成功
3. 分析项目。分析一个模型的行为:它如何表示语言知识或它能处理什么样的现象或它所犯的错误
4. 罕见的理论项目:显示模型类型、数据或数据表示的一些有趣的、重要的属性

#### Finding a topic

- “If you see a research area where many people are working, go somewhere else.”

根据感兴趣的论文显示其他你可能感兴趣的论文和目前趋势的一个网站

<http://www.arxiv-sanity.com>

#### Finding data

1. 自己爬，无监督或自己标注
  2. 利用现有的数据集
- <https://catalog.ldc.upenn.edu/> ( 需缴纳非成员许可费用 )

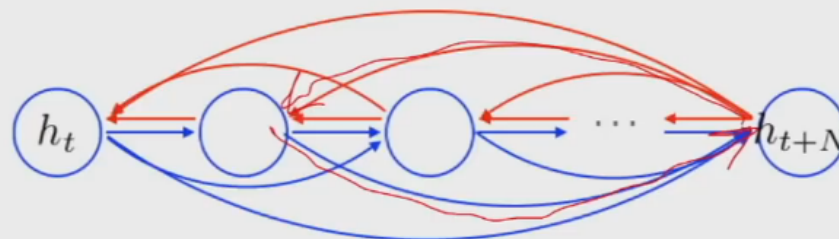
# GRU & MT

## Gated Recurrent Unit

It implies that the error must backpropagate through all the intermediate nodes:



Perhaps we can create shortcut connections.



怎样建立自适应的快捷方式连接？

候选更新（和简单递归神经网络中使用的一样）

$$\tilde{h}_t = \tanh(W[x_t] + U h_{t-1} + b)$$

### 1.UPDATE GATE:

$$u_t = \sigma(W_u[x_t] + U_u h_{t-1} + b_u)$$

计算从0到1的值

$$f(h_{t-1}, x_t) = u_t \odot \tilde{h}_t + (1 - u_t) \odot h_{t-1}$$

- 从前一个时间步直接转发隐藏状态，就能自适应地部分使用一个时间步的计算。
- 继承部分上一时间步的隐藏状态。
- 通过计算来设置门控单元以控制自适应选择。

### 2.RESET GATE:

$$r_t = \sigma(W_r[x_t] + U_r h_{t-1} + b_r)$$

计算0到1的值

候选更新为：

$$\tilde{h}_t = \tanh(W[x_t] + U(r_t \odot h_{t-1}) + b)$$

保留以前存储的部分内容，扔掉想扔掉的部分

- 将GRU看作小型的baby电脑：
  - 可以选择我们想要读去的寄存器的子集（reset gate控制），而update gate自适应的选择一些寄存器进行写操作，其余的寄存器保留以前的值
  - 与注意力机制在思想上有些重合

*Two most widely used gated recurrent units: GRU and LSTM*

### Gated Recurrent Unit

[Cho et al., EMNLP2014;  
Chung, Gulcehre, Cho, Bengio, DLUFL2014]

$$h_t = u_t \odot \tilde{h}_t + (1 - u_t) \odot h_{t-1}$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W[x_t] + U(r_t \odot h_{t-1}) + b)$$

$$u_t = \sigma(W_u[x_t] + U_u h_{t-1} + b_u)$$

$$r_t = \sigma(W_r[x_t] + U_r h_{t-1} + b_r)$$

### Long Short-Term Memory

[Hochreiter & Schmidhuber, NC1999;  
Gers, Thesis2001]

$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t$$

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_c[x_t] + U_c h_{t-1} + b_c)$$

$$o_t = \sigma(W_o[x_t] + U_o h_{t-1} + b_o)$$

$$i_t = \sigma(W_i[x_t] + U_i h_{t-1} + b_i)$$

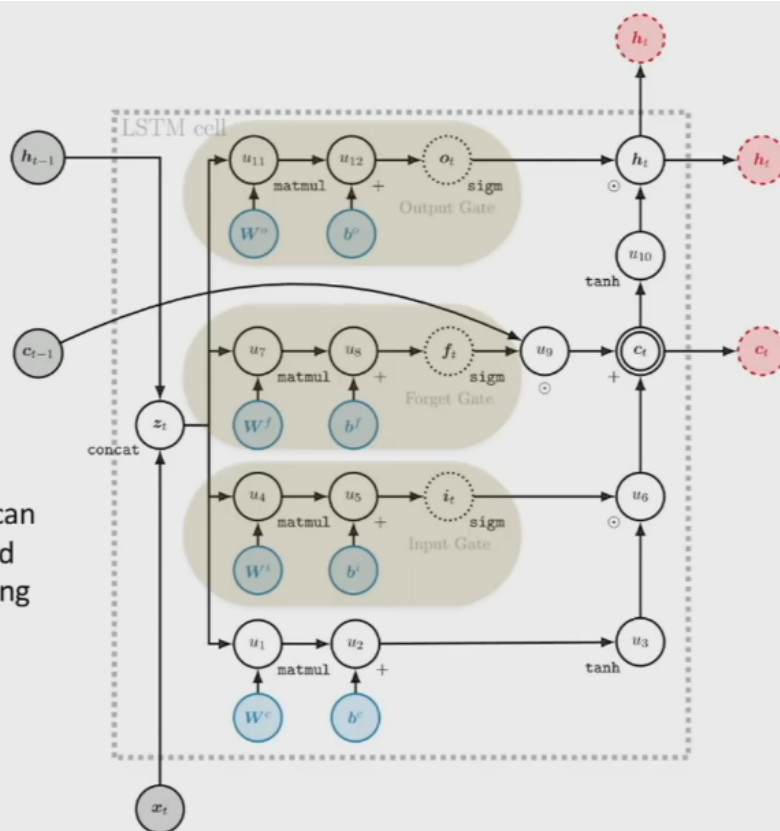
$$f_t = \sigma(W_f[x_t] + U_f h_{t-1} + b_f)$$

有相似的地方，而LSTM更为复杂，使用三个门控单元

## LSTM

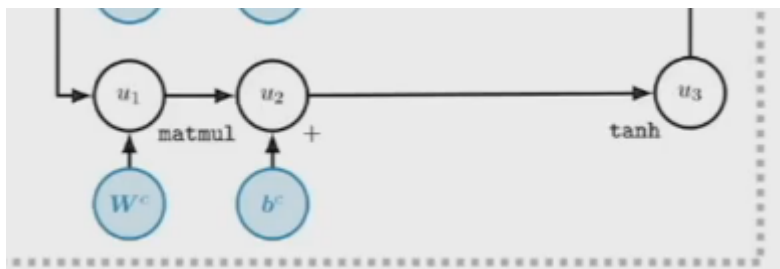
# The LSTM

The LSTM gates all operations so stuff can be forgotten/ignored rather than it all being crammed on top of everything else

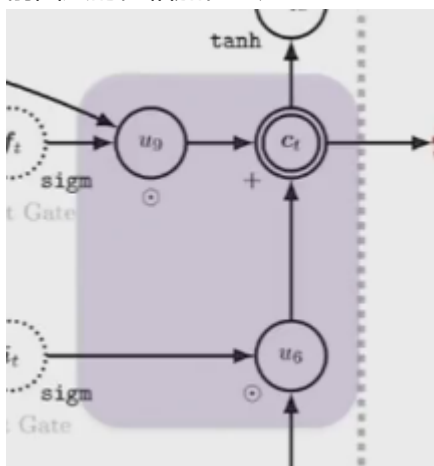


37

- LSTM的底部像一个简单的RNN，然后计算候选更新，见下图

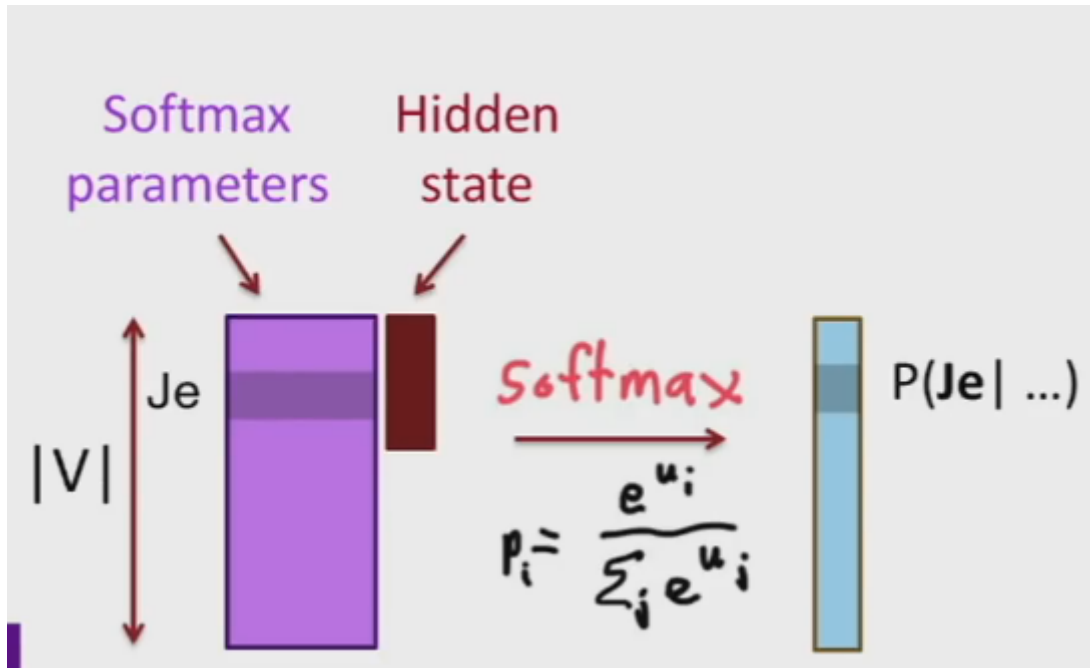


- 核心。使用相加而不是相乘，就不会得到梯度消失。从下面图层中直接继承的值与当前图层的值相加在一起



The large output vocabulary problem in NMT (or all NLG)

<UNK>



庞大的词汇的向量与hidden state点乘再经过softmax，花费大！！

如果限制词汇的size，使用适当的词汇量，就会遇到<UNK>，意为unknown word。可能是源语言的UNK，产生的词汇不在输出词汇中 UNK to UNK。

### 如何处理UNK

使用不需要大量计算就允许输出更大词汇量的方法：

- hierarchical softmax，分层的softmax  
树形结构的词汇表代替巨大的单词矩阵，可以用层次结构进行计算
- Noise-contrastive estimation，噪声对比评估思想  
训练更快
- Train on a subset of the vocabulary at a time; test on a smart on the set of possible translations，每次在词汇表的子集上进行训练，测试时自适应的选择词汇表的子集，有效的使用这些子集
- 使用注意力机制

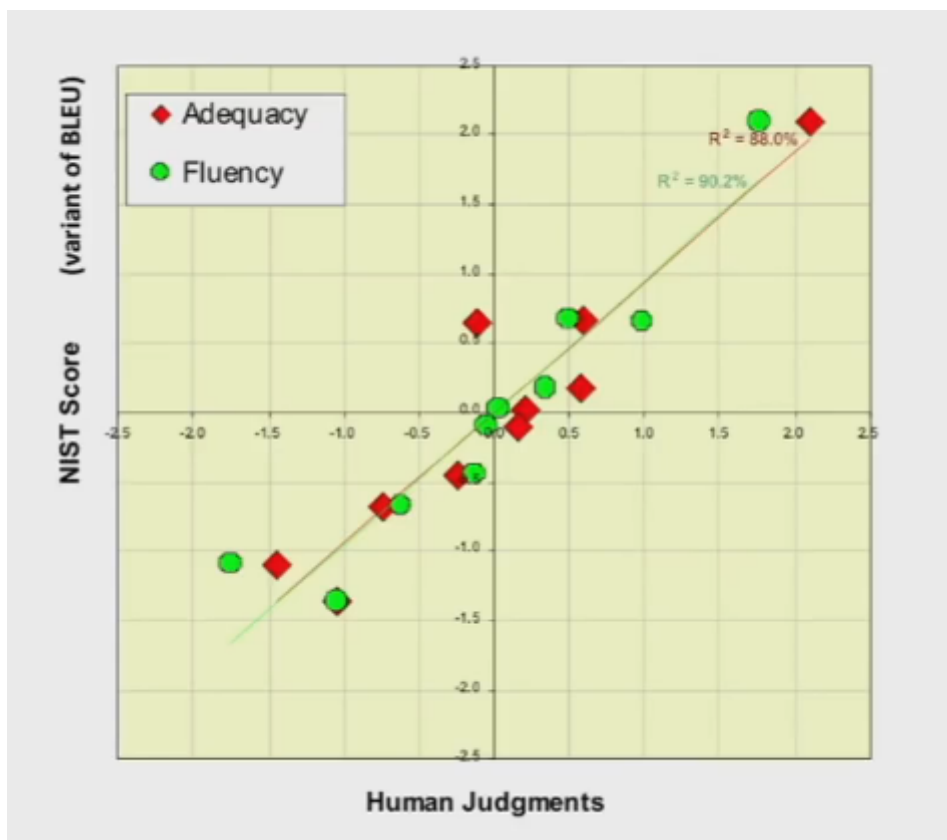
## MT Evaluation

如何评估机器翻译质量？

——人工评估（打分或对比）

——在下游任务中评估。例如我要建立一个跨语言的问答系统，在这个系统中需要用到机器翻译，翻译你提问的问题然后尝试将它们与文档进行匹配。如果问答系统的得分好那就意味着机器翻译的好

——BLEU指标(Papineni et al,ACL-2002)：在不同的n-gram上加权



BLEU与人类判断翻译质量非常接近，但是翻译的真实质量还是比人工翻译低

有关Final Project (\*选择合适的学习速率)

