

2022年度暑期强化课程

循环神经网络语言模型

授课人：曹亚男

助教：任昱冰



中国科学院 信息工程研究所

INSTITUTE OF INFORMATION ENGINEERING, CAS



3. 循环神经网络

3.1

RNN语言模型

3.2

RNN激活单元

3.3

双向循环神经网络

3.4

Seq2seq框架

3. 循环神经网络

3.1

RNN语言模型

3.2

RNN激活单元

3.3

双向循环神经网络

3.4

Seq2seq框架

知识回顾：统计语言模型

- 统计语言模型的作用是为一个长度为 m 的字符串确定一个概率分布 $P(w_1, w_2, \dots, w_m)$ ，表示其存在的可能性。其中 w_1 到 w_m 依次表示这段文本中的各个词

$$\begin{aligned} P(w_1, w_2, \dots, w_m) &= P(w_1)P(w_2 | w_1)P(w_3 | w_1, w_2) \\ &\quad \dots P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1}) \dots P(w_m | w_1, w_2, \dots, w_{m-1}) \\ &= \prod_{i=1}^m P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1}) \end{aligned}$$

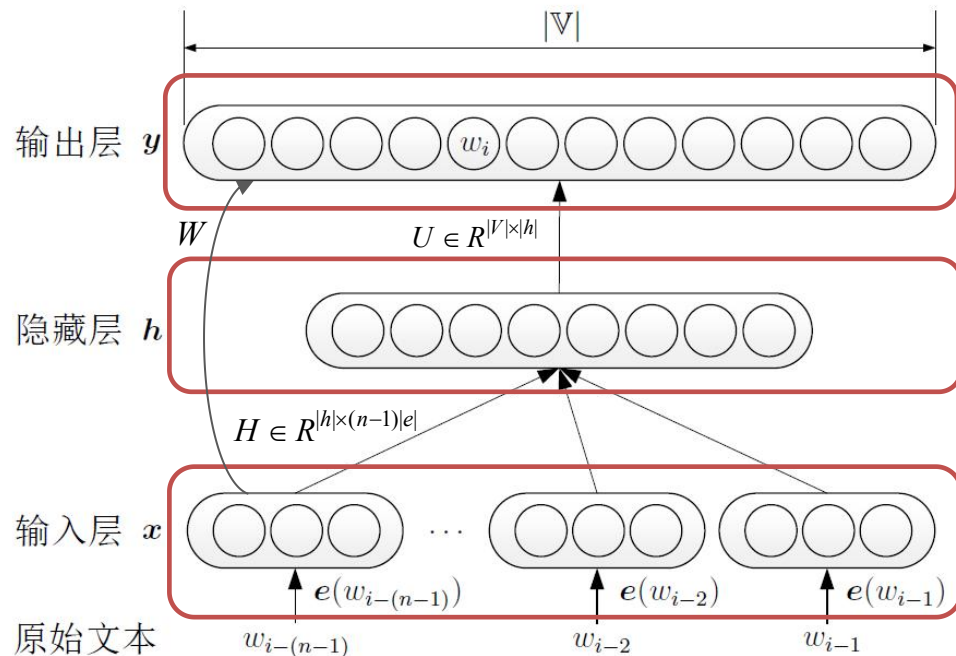
- 由于 $P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$ 很难估算，通常使用 n -gram模型来简化

$$P(w_i | w_1, w_2, \dots, w_{i-1}) \approx P(w_i | w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i-1})$$

NNLM

知识回顾：神经网络语言模型 (NNLM)

- 采用神经网络结构对 n -gram模型进行建模，估算 $P(w_i | w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i-1})$ 的值。输入为条件部分的整个词序列，输出为目标词 w_i 的分布



输出层：有 $|V|$ 个元素，表示下一个词为 V 中某个词的可能性

$$y = b^{(2)} + Wx + Uh$$

$$P(w_i | w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i-1}) = \frac{\exp(y(w_i))}{\sum_{k=1}^{|V|} \exp(y(v_k))}$$

隐藏层：对 x 进行加权求和，权重矩阵为 H ，并用 \tanh 函数激活

$$h = \tanh(b^{(1)} + Hx)$$

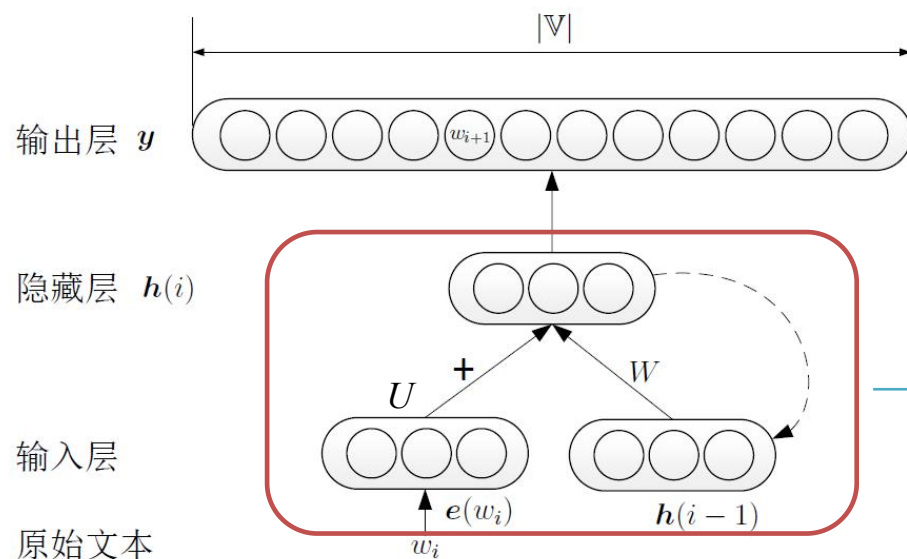
输入层：输入 $n-1$ 个词 $w_{i-(n-1)}, \dots, w_{i-1}$ 的词向量拼接

$$x = [e(w_{i-(n-1)}); \dots; e(w_{i-1})]$$

神经网络语言模型 (NNLM) 结构图

循环神经网络语言模型 (RNNLM)

- 不同于NNLM是对n-gram建模，RNNLM直接对 $P(w_i|w_1, w_2, \dots, w_{i-1})$ 进行建模。RNNLM可以利用 w_i 所有上文信息，预测下一个词



循环神经网络语言模型 (RNNLM) 结构图

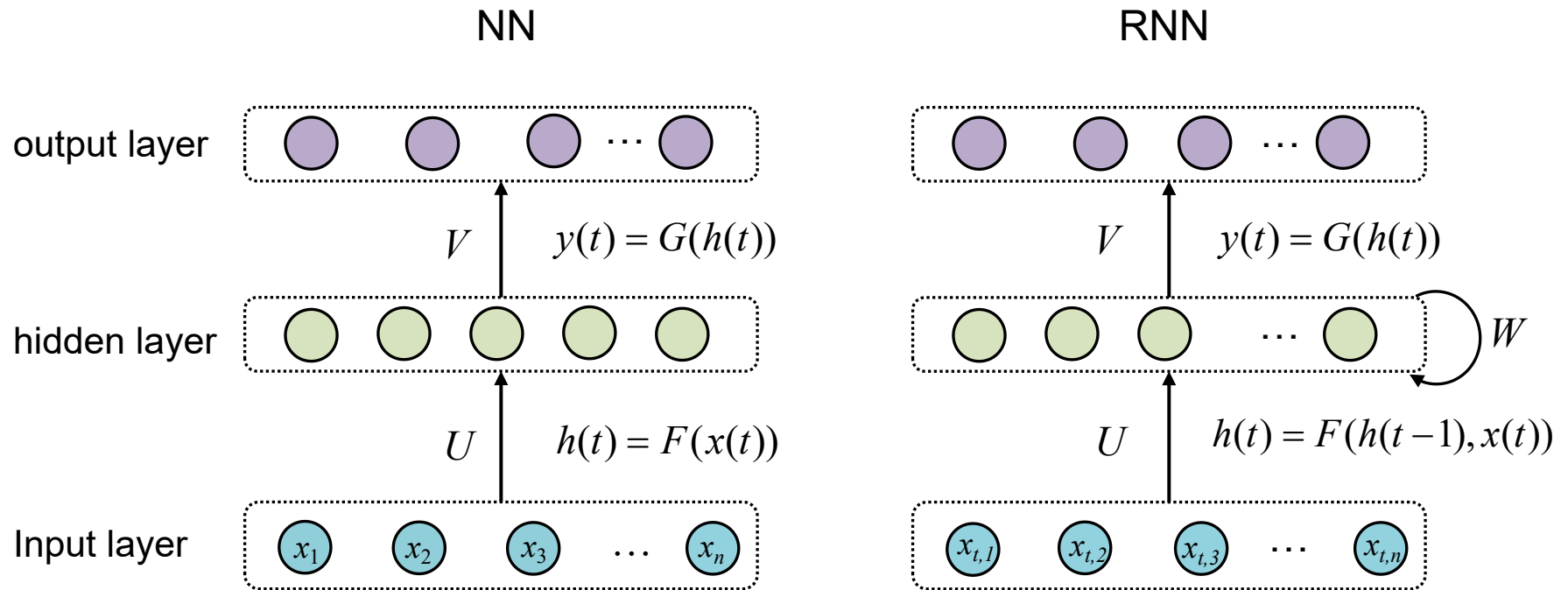
独特的隐藏层算法:

$$h(i) = f(Ux(i) + Wh(i-1))$$

- $h(i)$ 表示文本中第 i 个词对应的隐藏层，由当前词的词向量及上一个词对应的隐藏层结合得到
- 隐藏层初始状态为 $h(0)$ ，模型逐个读入语料中的词 w_1, w_2, \dots ，隐藏层不断更新为 $h(1), h(2), \dots$

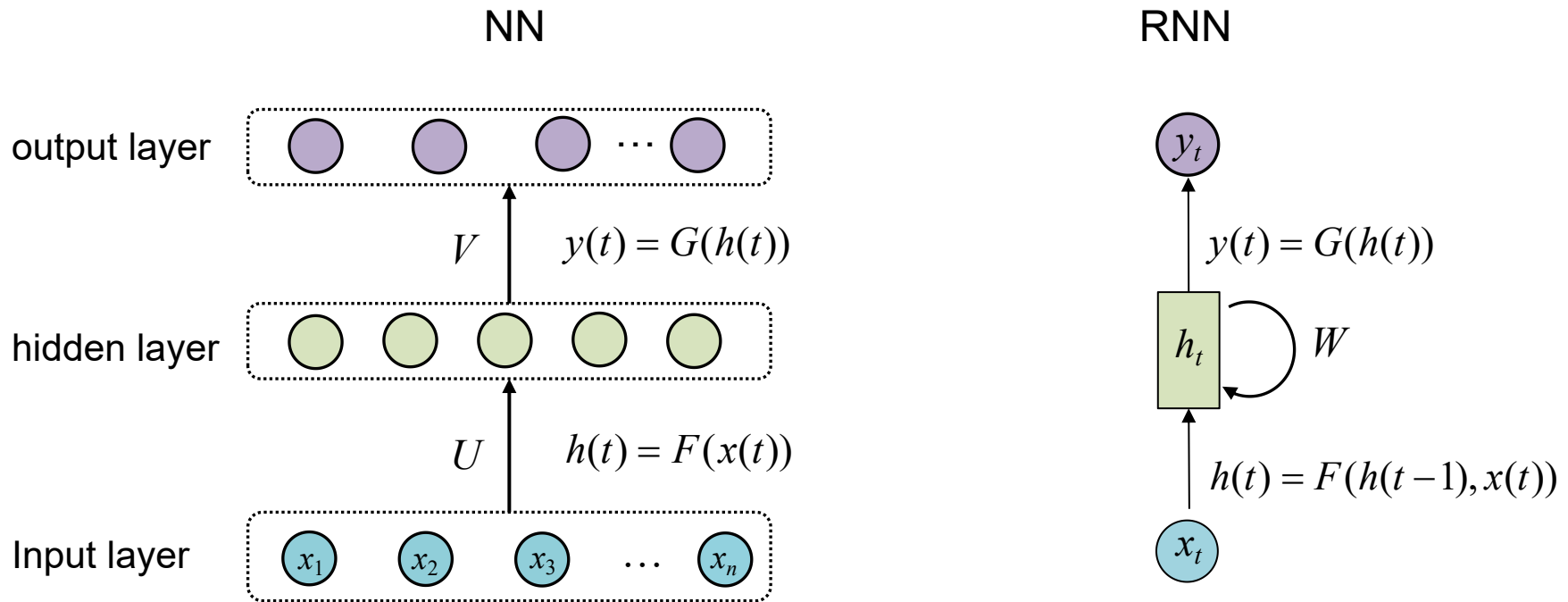
1. Tomas Mikolov, et.al. Statistical language models based on neural networks. 2012
2. Tomas Mikolov, et.al. Recurrent neural network based language model. 2010

RNNLM vs NNLM



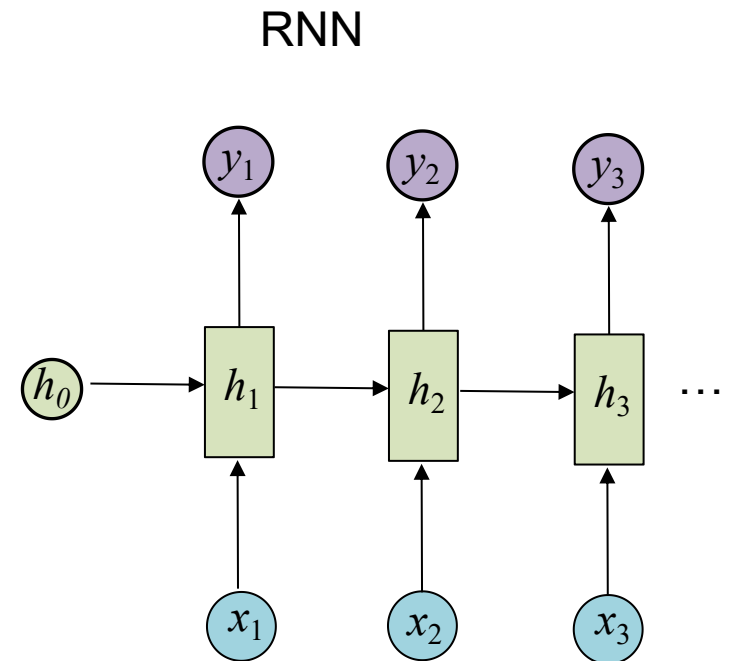
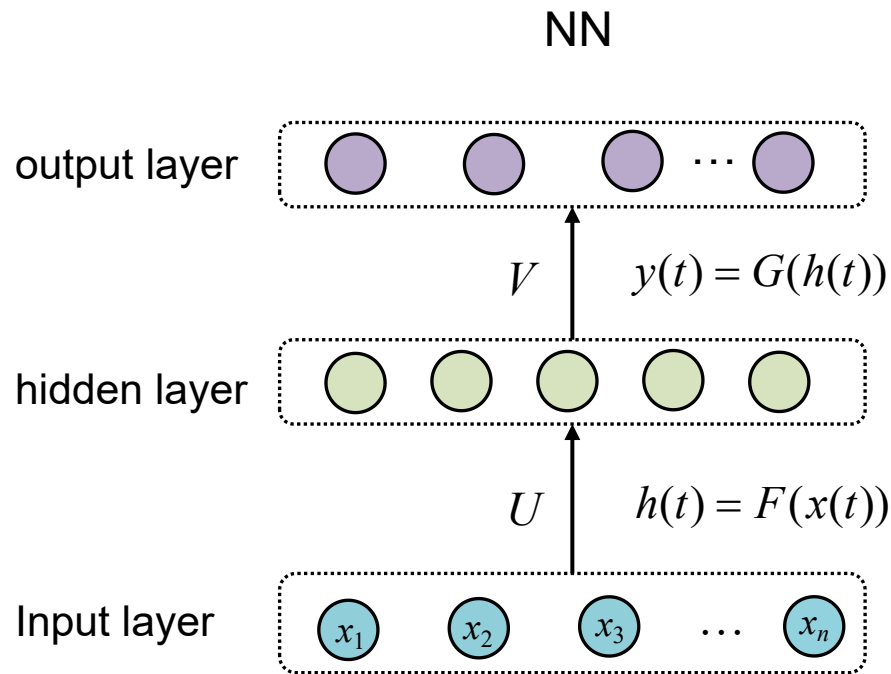
- 对于RNN来说，隐层的更新可通过 $h(t) = f(Ux(t) + Wh(t-1))$ 来实现，其中 f 可以是非线性激活函数（如sigmoid），也可以是复杂的模型结构（如LSTM）

RNNLM vs NNLM



- 对于RNN来说，隐层的更新可通过 $h(t) = f(Ux(t) + Wh(t-1))$ 来实现，其中 f 可以是非线性激活函数（如sigmoid），也可以是复杂的模型结构（如LSTM）

RNNLM vs NNLM



- 对于RNN来说，隐层的更新可通过 $h(t) = f(Ux(t) + Wh(t-1))$ 来实现，其中 f 可以是非线性激活函数（如sigmoid），也可以是复杂的模型结构（如LSTM）

RNN应用场景：序列标注任务

- 结构预测任务大多可以看作序列标注任务，例如词性标注、命名实体识别等

一个例子

- 采用常用的BIO(Beginning, Inside, Other)实体标注体系

1. 以字作为基本输入单元：

| | | | | | | | | | | | |
|---------|---|---|-------|-------|-------|---|---|---|---|---|---|
| Input : | 主 | 席 | 习 | 近 | 平 | 发 | 表 | 重 | 要 | 讲 | 话 |
| | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ |
| Output: | O | O | B-PER | I-PER | I-PER | O | O | O | O | O | O |

2. 以词作为基本输入单元：

| | | | | | | |
|---------|----|-------|-------|----|----|----|
| Input : | 主席 | 习 | 近平 | 发表 | 重要 | 讲话 |
| | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ | ↓ |
| Output: | O | B-PER | I-PER | O | O | O |

RNN for Speech Recognition

Table 1: Performance of models on WSJ DEV set when increasing size of training data.

| Model | # words | PPL | WER |
|--------------------|---------|-----|------|
| KN5 LM | 200K | 336 | 16.4 |
| KN5 LM + RNN 90/2 | 200K | 271 | 15.4 |
| KN5 LM | 1M | 287 | 15.1 |
| KN5 LM + RNN 90/2 | 1M | 225 | 14.0 |
| KN5 LM | 6.4M | 221 | 13.5 |
| KN5 LM + RNN 250/5 | 6.4M | 156 | 11.7 |

Table 2: Comparison of various configurations of RNN LMs and combinations with backoff models while using 6.4M words in training data (WSJ DEV).

| Model | PPL | | WER | |
|----------------|-----|--------|------|--------|
| | RNN | RNN+KN | RNN | RNN+KN |
| KN5 - baseline | - | 221 | - | 13.5 |
| RNN 60/20 | 229 | 186 | 13.2 | 12.6 |
| RNN 90/10 | 202 | 173 | 12.8 | 12.2 |
| RNN 250/5 | 173 | 155 | 12.3 | 11.7 |
| RNN 250/2 | 176 | 156 | 12.0 | 11.9 |
| RNN 400/10 | 171 | 152 | 12.5 | 12.1 |
| 3xRNN static | 151 | 143 | 11.6 | 11.3 |
| 3xRNN dynamic | 128 | 121 | 11.3 | 11.1 |

减小词表

$$P(w_i(t+1) | w(t), s(t-1)) = \begin{cases} \frac{y_{rare}}{C_{rare}} & \text{if } w_i(t+1) \text{ is rare,} \\ y_i(t) & \text{otherwise} \end{cases}$$

- 出现频度低于阈值的词合并为特殊标记
- 词表越大，稀有词合并阈值越大

超参数设置

- 激活单元使用sigmoid函数
- 采用不同的隐单元数量
- 权重矩阵初始化为均值为0、方差为0.1的随机分布

训练技巧

- 静态训练 vs. 动态：模型在训练阶段不断更新，测试阶段不更新或更新
- 使用标准的SGD算法，学习率设为0.1，学习率提升明显时保持不变，没有明显提升时，学习率减半

RNN for Speech Recognition

Table 1: Performance of models on WSJ DEV set when increasing size of training data.

| Model | # words | PPL | WER |
|--------------------|---------|-----|------|
| KN5 LM | 200K | 336 | 16.4 |
| KN5 LM + RNN 90/2 | 200K | 271 | 15.4 |
| KN5 LM | 1M | 287 | 15.1 |
| KN5 LM + RNN 90/2 | 1M | 225 | 14.0 |
| KN5 LM | 6.4M | 221 | 13.5 |
| KN5 LM + RNN 250/5 | 6.4M | 156 | 11.7 |

Table 2: Comparison of RNN and combinations with KN5 LM in training data (WSJ DEV set).

| Model | PPL | | WER | |
|----------------|-----|--------|------|--------|
| | RNN | RNN+KN | RNN | RNN+KN |
| KN5 - baseline | - | 221 | - | 13.5 |
| RNN 60/20 | 229 | 186 | 13.2 | 12.6 |
| RNN 90/10 | 202 | 173 | 12.8 | 12.2 |
| RNN 250/5 | 173 | 155 | 12.3 | 11.7 |
| RNN 250/2 | 176 | 156 | 12.0 | 11.9 |
| RNN 400/10 | 171 | 152 | 12.5 | 12.1 |
| 3xRNN static | 151 | 143 | 11.6 | 11.3 |
| 3xRNN dynamic | 128 | 121 | 11.3 | 11.1 |

困惑度降低
50%

错误率降低
18%

评价标准

- 错误率：将识别出的词序列转为标准词序列，所需替换、删除、插入词的比例

$$WER = \frac{S + D + I}{N}$$

- 困惑度：困惑度越小、测试集中句子概率越大、语言模型越好

$$PPL = 2^{H(L,q)} \approx 2^{-\frac{1}{n} \log_2 q(x_1^n)} = [q(x_1^n)]^{-\frac{1}{n}}$$

交叉熵

实验结论

- RNN比KN5 LM好
- 在一定范围内，隐单元数量越多，效果越好
- 动态训练效果比静态训练效果好

3. 循环神经网络

3.1

RNN语言模型

3.2

RNN激活单元

3.3

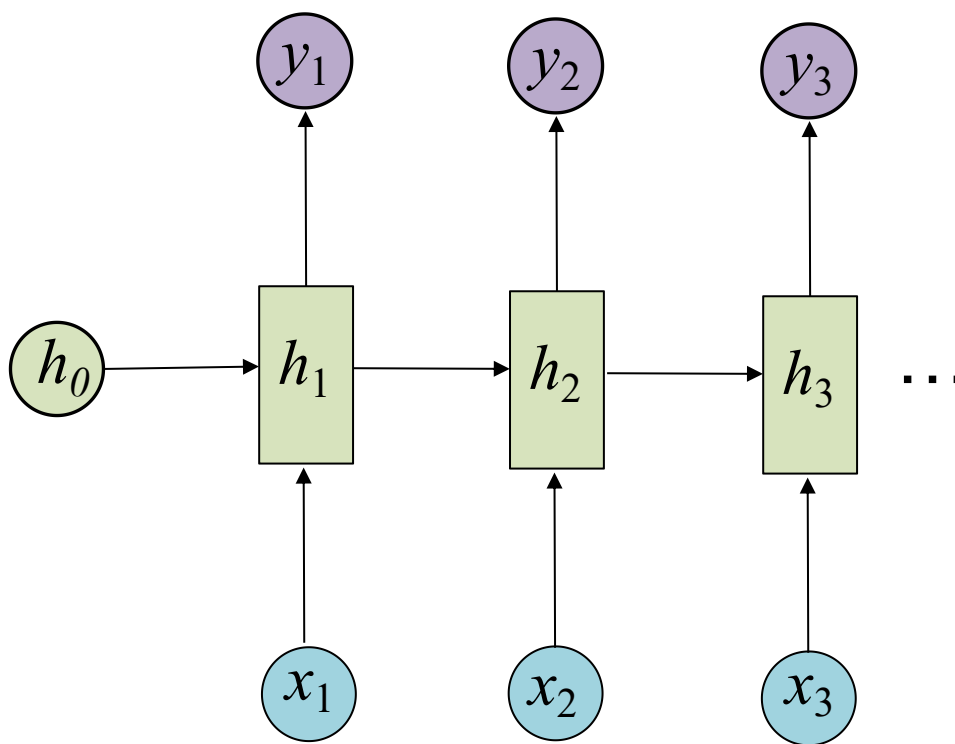
双向循环神经网络

3.4

Seq2seq框架

回顾RNN

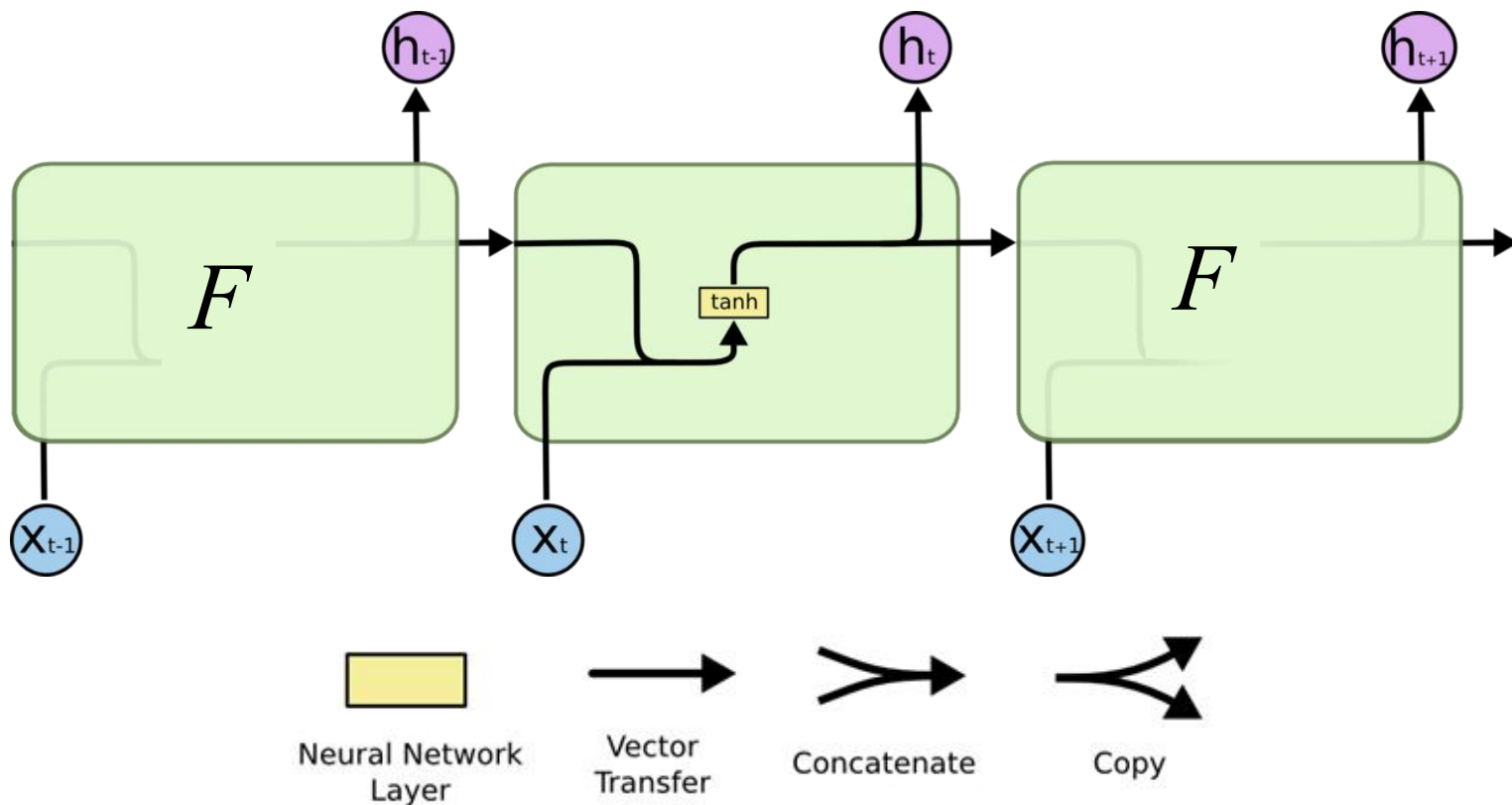
- 对于RNN来说，隐层的前向计算方法是 $h(t) = f(Ux(t) + Wh(t-1))$



非线性激活函数

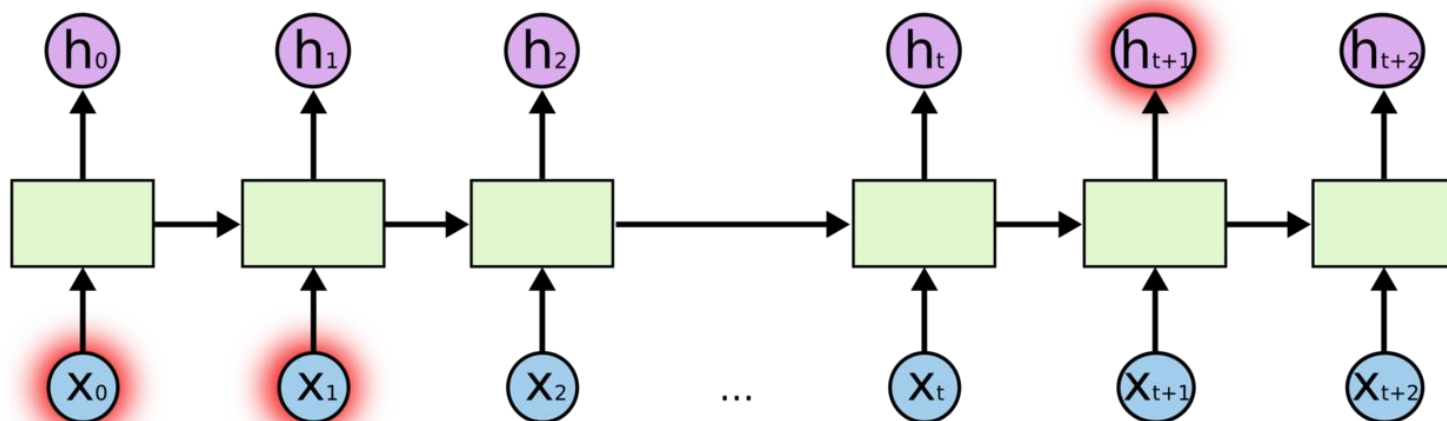
- RNN通常采用sigmoid、tanh函数作为激活函数，容易导致梯度消失

$$h(t) = \tanh(Ux(t) + Wh(t-1))$$



长期依赖 (Long-Term Dependency)

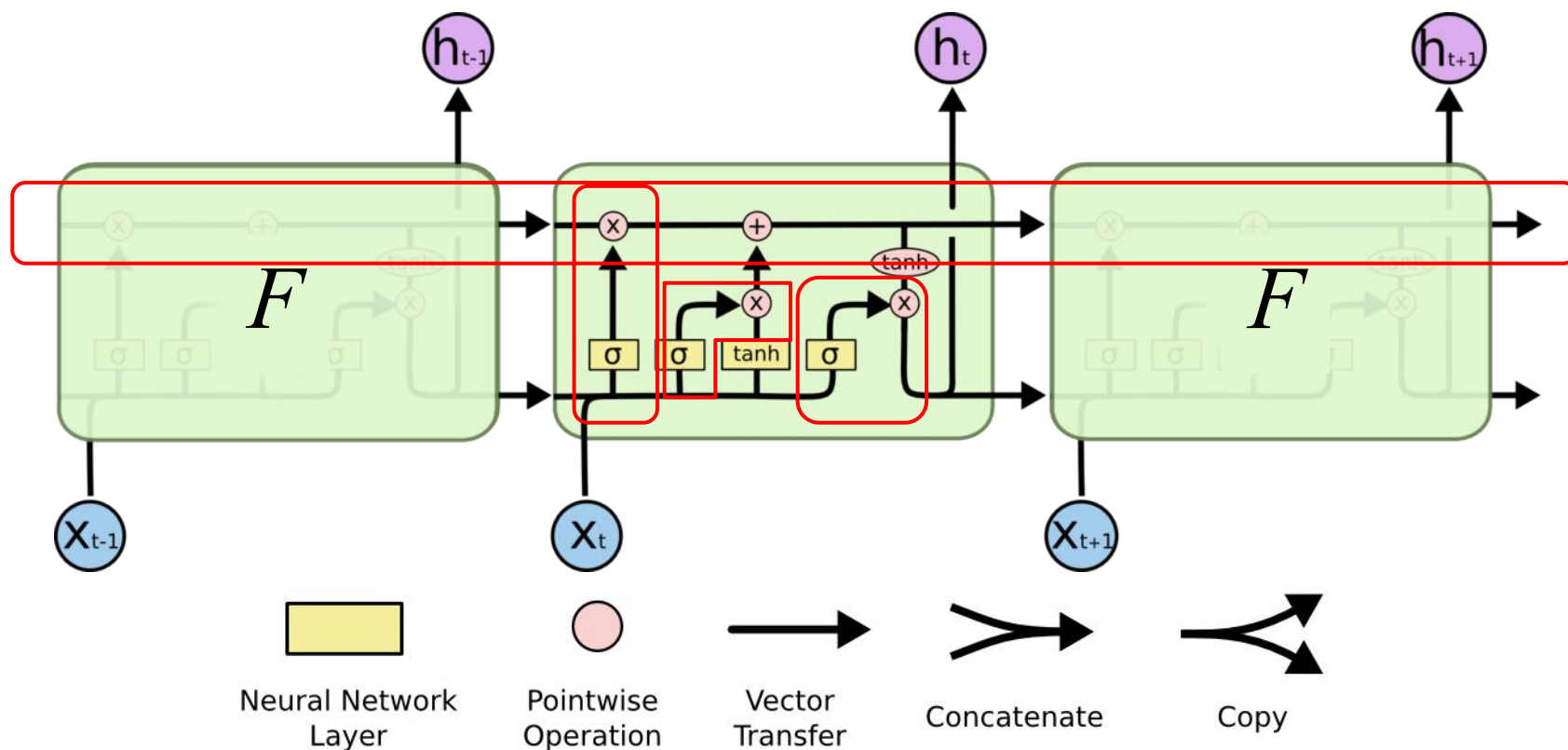
- 很久以前的输入，对当前时刻的网络影响较小；反向传播的梯度，也很难影响很久以前的输入
- 例如：
 - The cat, which already ate a bunch of food, (was) full.
 - The cats, which already ate a bunch of food, (were) full.



- 解决思路：采用ReLU函数，或采用其他模型来代替非线性激活函数

LSTM模型

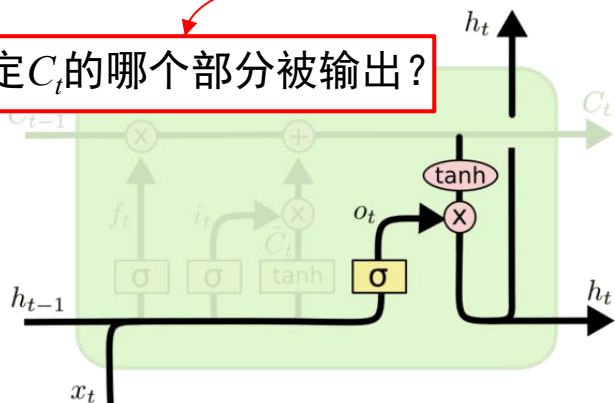
- LSTM单元不仅接受 x_t 和 h_{t-1} ，还维持一个细胞状态 C_t ，保证信息在长期传播过程中不会被丢失
- 通过设计“门”结构保留重要特征，丢弃不重要的特征；每个门结构由一个sigmoid层和一个piecewise操作构成



LSTM模型

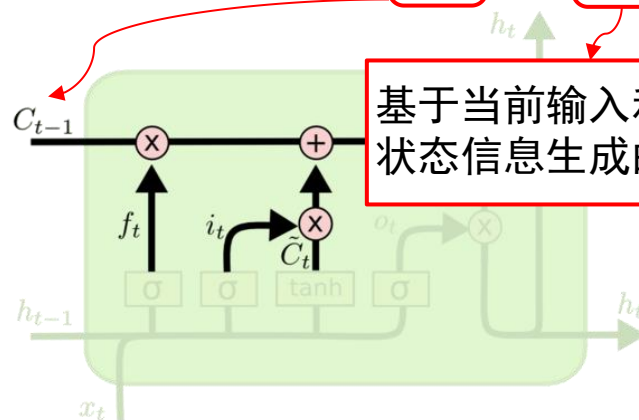
- 输出: $h_t = o_t * \tanh(C_t)$
- 输出门: $o_t = \sigma(W_o [h_{t-1}, x_t] + b_o)$

决定 C_t 的哪个部分被输出?



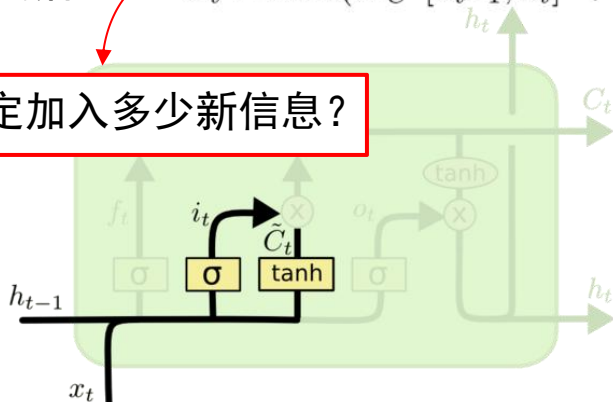
- 细胞状态: $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$

基于当前输入和上个隐状态信息生成的新信息



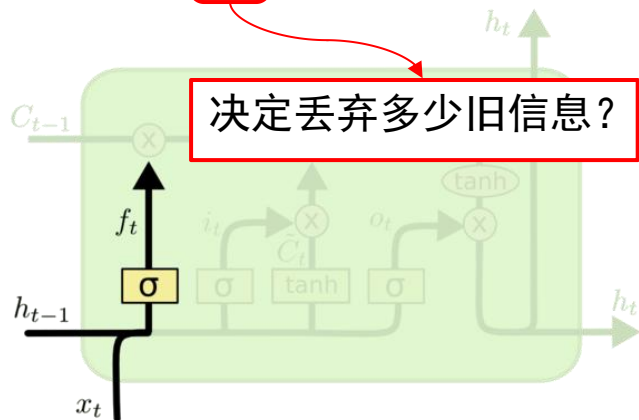
- 输入门: $i_t = \sigma(W_i [h_{t-1}, x_t] + b_i)$
- 新信息: $\tilde{C}_t = \tanh(W_C [h_{t-1}, x_t] + b_C)$

决定加入多少新信息?



- 遗忘门: $f_t = \sigma(W_f [h_{t-1}, x_t] + b_f)$

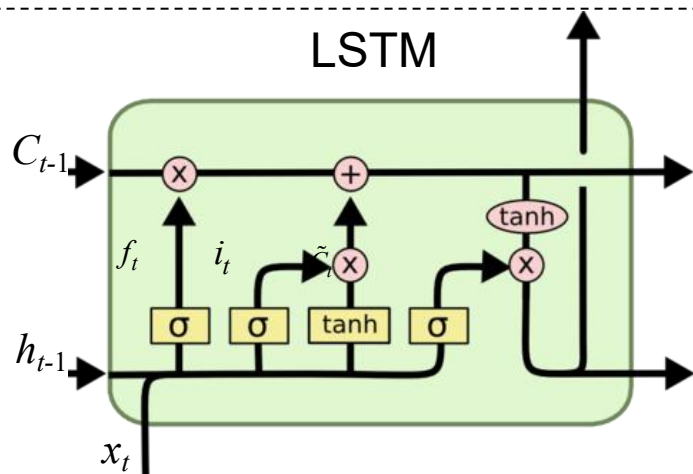
决定丢弃多少旧信息?



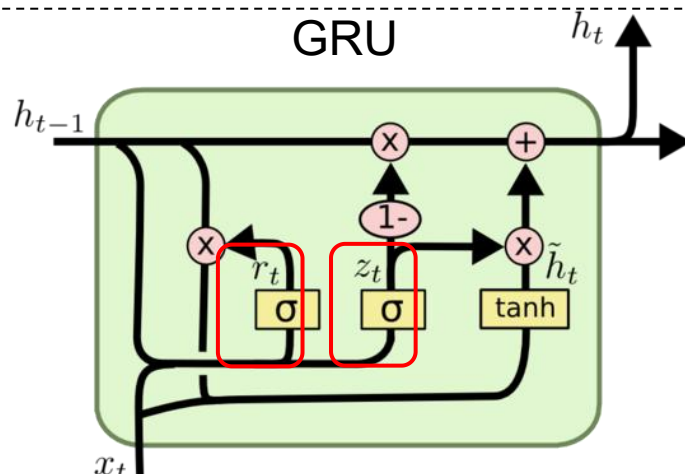
GRU

- 有单独的细胞状态
- 用输入门和遗忘门决定保留或放弃
- 新信息 \tilde{C}_t 来源于 h_{t-1} 和 x_t
- 输出门控制细胞状态的输出

- 没有单独的细胞状态
- 用更新门决定保留或放弃
- \tilde{h}_t 由重置门决定来自 h_{t-1} 的信息
- 直接输出隐状态



- 遗忘门 $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$
- 输入门 $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$
- 新信息 $\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$
- 细胞状态 $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$
- 输出门 $o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$
- 隐状态 $h_t = o_t * \tanh(C_t)$



- 更新门 $z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$
- 重置门 $r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$
- 新信息 $\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$
- 隐状态 $h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$

保留哪些旧状态

接收哪些新状态

Tanh vs. LSTM vs. GRU

| | | | tanh | GRU | LSTM |
|------------------|-------------------|-------|-------------|-------------|-------------|
| Music Datasets | Nottingham | train | 3.22 | 2.79 | 3.08 |
| | | test | 3.13 | 3.23 | 3.20 |
| | JSB Chorales | train | 8.82 | 6.94 | 8.15 |
| | | test | 9.10 | 8.54 | 8.67 |
| | MuseData | train | 5.64 | 5.06 | 5.18 |
| | | test | 6.23 | 5.99 | 6.23 |
| | Piano-midi | train | 5.64 | 4.93 | 6.49 |
| | | test | 9.03 | 8.82 | 9.03 |
| Ubisoft Datasets | Ubisoft dataset A | train | 6.29 | 2.31 | 1.44 |
| | | test | 6.44 | 3.59 | 2.70 |
| | Ubisoft dataset B | train | 7.61 | 0.38 | 0.80 |
| | | test | 7.62 | 0.88 | 1.26 |

Table 2: The average negative log-probabilities of the training and test sets.

任务

$$\max_{\theta} \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \log p(x_t^n | x_1^n, \dots, x_{t-1}^n; \theta)$$

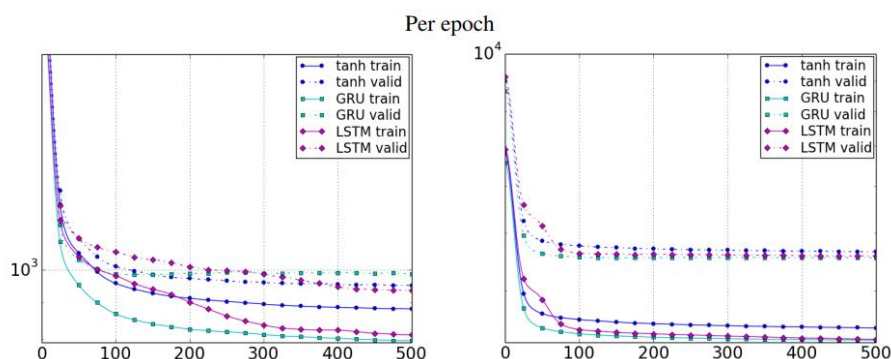
- 最大化语言模型的log似然

参数设置

- 三种模型使用相近的参数数量，以避免过拟合造成不同的影响

结论

- GRU比LSTM稍好，比tanh好的多；具体需要根据任务数据进行选择
- 收敛速度：GRU>LSTM>Tanh



3. 循环神经网络

3.1

RNN语言模型

3.2

RNN激活单元

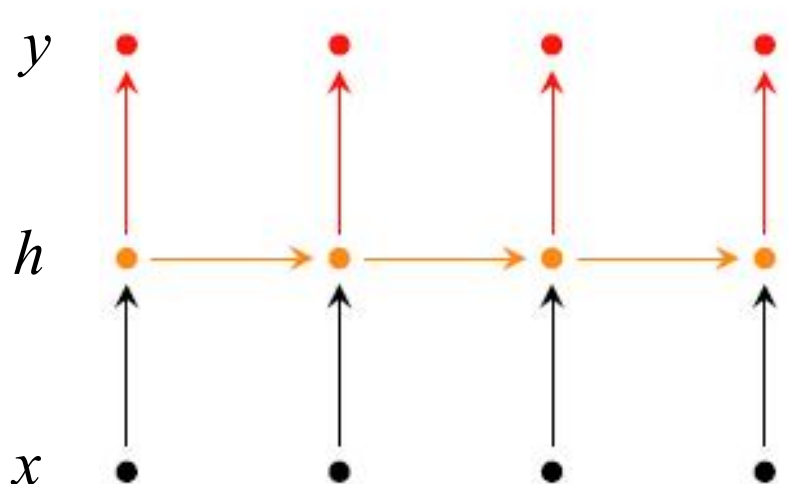
3.3

双向循环神经网络

3.4

Seq2seq框架

RNN




$$h_t = f(Wx_t + Vh_{t-1} + b)$$

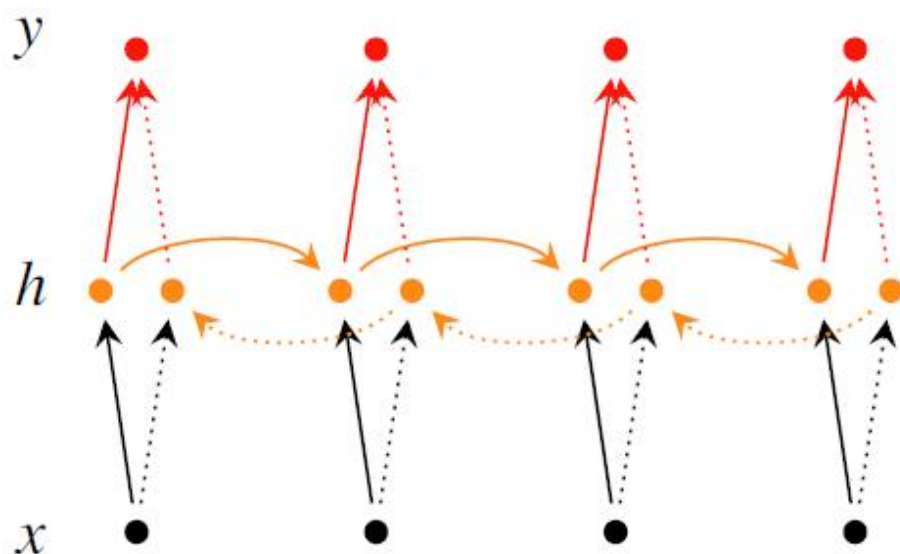
$$y_t = g(Uh_t + c)$$

- x 表示输入序列中的一个词的词向量， y 表示该词对应的输出标签
- h 表示隐层，通过当前词和上一个隐层的信息进行计算，存储了截止目前状态输入的句子信息

Problems

- 问题：RNN不能解决上文环境相同，但标注不同的情况
 - I did not go to the rodeo.
 - I [did not accept]_{DSE} his suggestion.
 - 解决方案
 - 设置一个固定的窗口，对一个词的上下文进行建模
 - 在模型中考虑过去的状态（上文），也考虑未来的状态（下文）
-  Bidirectional RNN (Schuster and Paliwal, 1997)

Bidirectional RNNs



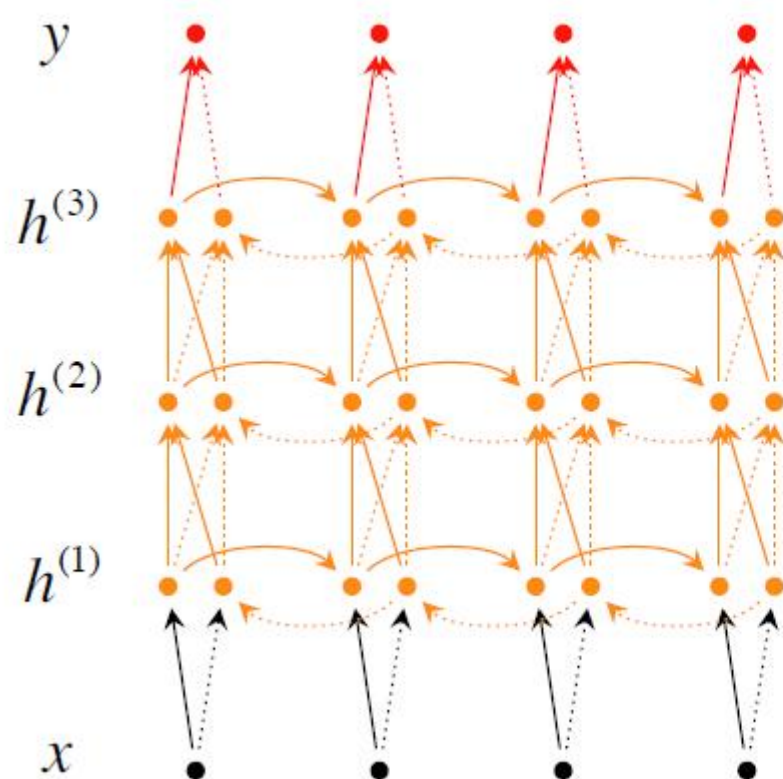
$$\vec{h}_t = f(\vec{W}x_t + \vec{V}\vec{h}_{t-1} + \vec{b})$$

$$\overleftarrow{h}_t = f(\overleftarrow{W}x_t + \overleftarrow{V}\overleftarrow{h}_{t+1} + \overleftarrow{b})$$

$$y_t = g(U[\vec{h}_t; \overleftarrow{h}_t] + c)$$

- 针对每个时刻的输入，都有一个正向隐层、一个反向隐层 $h = [\vec{h}; \overleftarrow{h}]$
- 两个隐层分别表示一个词的上下文信息（即当前时刻之前和未来时刻的信息）

Deep Bidirectional RNNs



$$\vec{h}_t^{(i)} = f(\vec{W}^{(i)} h_t^{(i-1)} + \vec{V}^{(i)} \vec{h}_{t-1}^{(i)} + \vec{b}^{(i)})$$

$$\overleftarrow{h}_t^{(i)} = f(\overleftarrow{W}^{(i)} h_t^{(i-1)} + \overleftarrow{V}^{(i)} \overleftarrow{h}_{t+1}^{(i)} + \overleftarrow{b}^{(i)})$$

$$y_t = g(U[\vec{h}_t^{(L)}; \overleftarrow{h}_t^{(L)}] + c)$$

- 深度双向RNN采用多个隐层，每个隐层向后一层传递序列信息h

Elmo

- Elmo使用双向的LSTM语言模型，由一个前向和一个后向语言模型构成，目标函数是取这两个方向语言模型的最大似然
- ELMo首先训练一个完整的语言模型，再用语言模型去处理训练语料，生成相应的词向量，可对复杂特征(如句法和语义)和多义词进行建模



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

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

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

RNN for Opinion Mining

- 识别输入序列中表达观点的文本片段，候选类别包括DSE和ESE
 - DSE：显式表达情感、情绪的文本片段（词或短语）
 - ESE：隐式表达情感、情绪的文本片段（词或短语）

The committee, [as usual]_{ESE}, [has refused to make any statements]_{DSE}.

BIO标注策略（B、I、O表示观点表达式的开始、内部和外部）

The committee , as usual , has refused to
O O O B_ESE I_ESE O B_DSE I_DSE I_DSE
make any statements .
I_DSE I_DSE I_DSE O

RNN for Opinion Mining: Experiments

| Layers | $ h $ | Precision | | Recall | | F1 | |
|---------|-------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | | Prop. | Bin. | Prop. | Bin. | Prop. | Bin. |
| Shallow | 36 | 62.24 | 65.90 | 65.63* | 73.89* | 63.83 | 69.62 |
| Deep 2 | 29 | 63.85* | 67.23* | 65.70* | 74.23* | 64.70* | 70.52* |
| Deep 3 | 25 | 63.53* | 67.67* | 65.95* | 73.87* | 64.57* | 70.55* |
| Deep 4 | 22 | 64.19* | 68.05* | 66.01* | 73.76* | 64.96* | 70.69* |
| Deep 5 | 21 | 60.65 | 61.67 | 56.83 | 69.01 | 58.60 | 65.06 |
| Shallow | 200 | 62.78 | 66.28 | 65.66* | 74.00* | 64.09 | 69.85 |
| Deep 2 | 125 | 62.92* | 66.71* | 66.45* | 74.70* | 64.47 | 70.36 |
| Deep 3 | 100 | 65.56* | 69.12* | 66.73* | 74.69* | 66.01* | 71.72* |
| Deep 4 | 86 | 61.76 | 65.64 | 63.52 | 72.88* | 62.56 | 69.01 |
| Deep 5 | 77 | 61.64 | 64.90 | 62.37 | 72.10 | 61.93 | 68.25 |

Evaluation of RNNs for DSE extraction

超参数设置

- 激活函数：输出层softmax，隐层ReLU
- 词向量：word2vec
- 正则：针对较大网络，采用dropout来避免过拟合
- 损失函数：交叉熵
- **SGD**：学习率0.005

| | Model | Precision | | Recall | | F1 | |
|-----|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| | | Prop. | Bin. | Prop. | Bin. | Prop. | Bin. |
| DSE | CRF | 74.96* | 82.28* | 46.98 | 52.99 | 57.74 | 64.45 |
| | semiCRF | 61.67 | 69.41 | 67.22* | 73.08* | 64.27 | 71.15* |
| | CRF +vec | 74.97* | 82.43* | 49.47 | 55.67 | 59.59 | 66.44 |
| | semiCRF +vec | 66.00 | 71.98 | 60.96 | 68.13 | 63.30 | 69.91 |
| | Deep RNN 3 100 | 65.56 | 69.12 | 66.73* | 74.69* | 66.01* | 71.72* |
| ESE | CRF | 56.08 | 68.36 | 42.26 | 51.84 | 48.10 | 58.85 |
| | semiCRF | 45.64 | 69.06 | 58.05 | 64.15 | 50.95 | 66.37* |
| | CRF +vec | 57.15* | 69.84* | 44.67 | 54.38 | 50.01 | 61.01 |
| | semiCRF +vec | 53.76 | 70.82* | 52.72 | 61.59 | 53.10 | 65.73 |
| | Deep RNN 3 100 | 52.04 | 60.50 | 61.71* | 76.02* | 56.26* | 67.18* |

Comparison of Deep RNNs to CRF

结论

- 双向 **vs.** 单向：双向浅层RNN（36个隐单元）比单向浅层RNN（65个隐单元）好
- 网络层次：Deep RNN层数不是越多越好，平均看来3层RNN效果最好
- **DeepRNN vs. CRF**：DeepRNN在DSE和ESE上效果均最好

BI-LSTM-CRF for Sequence Tagging

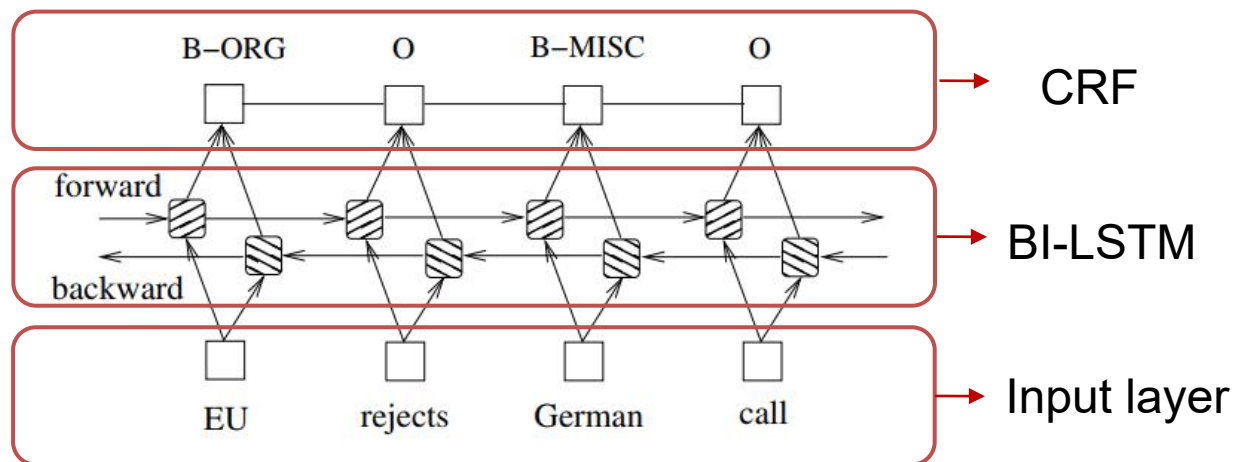


Figure 7: A BI-LSTM-CRF model.

Table 2: Comparison of tagging performance on POS, chunking and NER tasks for various models.

| | | POS | CoNLL2000 | CoNLL2003 |
|--------|-----------------------------------|--------------|--------------|----------------------|
| Random | Conv-CRF (Collobert et al., 2011) | 96.37 | 90.33 | 81.47 |
| | LSTM | 97.10 | 92.88 | 79.82 |
| | BI-LSTM | 97.30 | 93.64 | 81.11 |
| | CRF | 97.30 | 93.69 | 83.02 |
| | LSTM-CRF | 97.45 | 93.80 | 84.10 |
| | BI-LSTM-CRF | 97.43 | 94.13 | 84.26 |
| Senna | Conv-CRF (Collobert et al., 2011) | 97.29 | 94.32 | 88.67 (89.59) |
| | LSTM | 97.29 | 92.99 | 83.74 |
| | BI-LSTM | 97.40 | 93.92 | 85.17 |
| | CRF | 97.45 | 93.83 | 86.13 |
| | LSTM-CRF | 97.54 | 94.27 | 88.36 |
| | BI-LSTM-CRF | 97.55 | 94.46 | 88.83 (90.10) |

- CRF很强大，其效果好于只用LSTM或BI-LSTM
- BI-LSTM与CRF的结合几乎将序列标注任务的效果推向顶峰

3. 循环神经网络

3.1

RNN语言模型

3.2

RNN激活单元

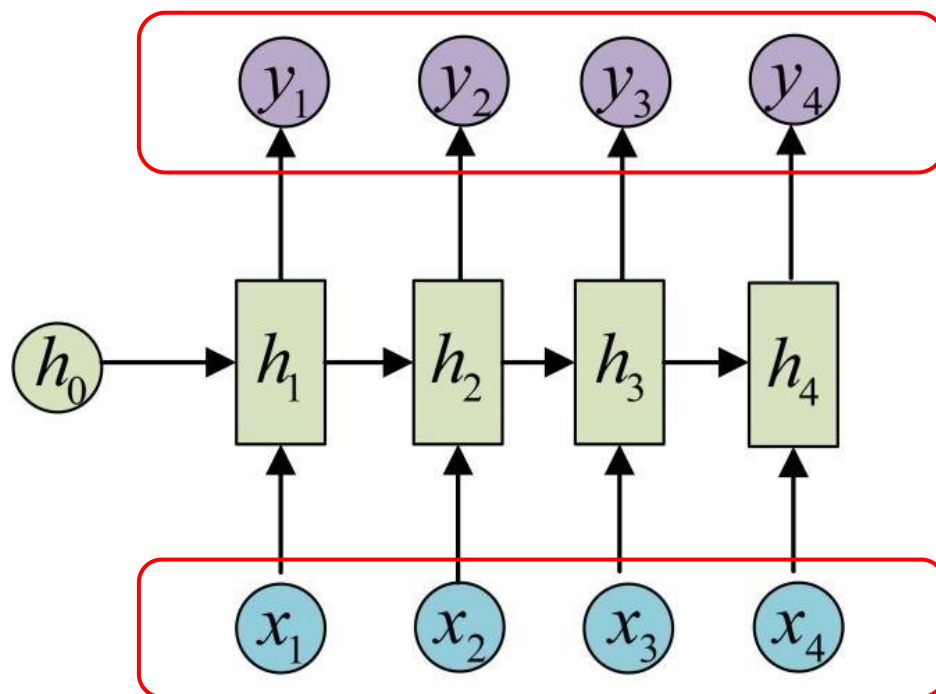
3.3

双向循环神经网络

3.4

Seq2seq框架

RNN基本结构



$$h(t) = f(Ux(t) + Wh(t-1))$$

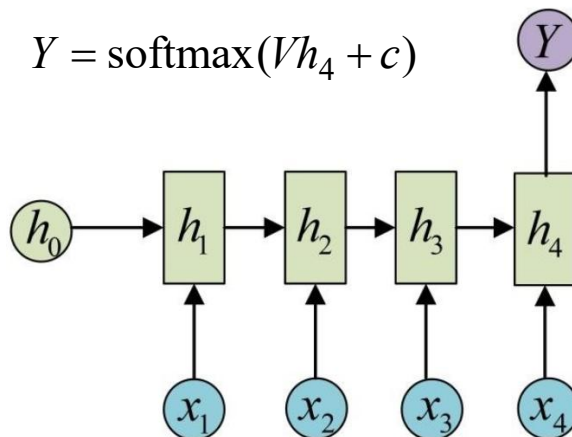
$$y(t) = G(h(t))$$

输入序列和输出序列等长，不等长怎么办？

RNN变体

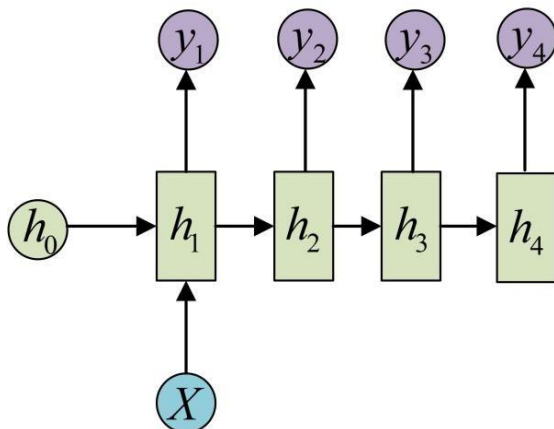
Many to one

$$Y = \text{softmax}(Vh_4 + c)$$



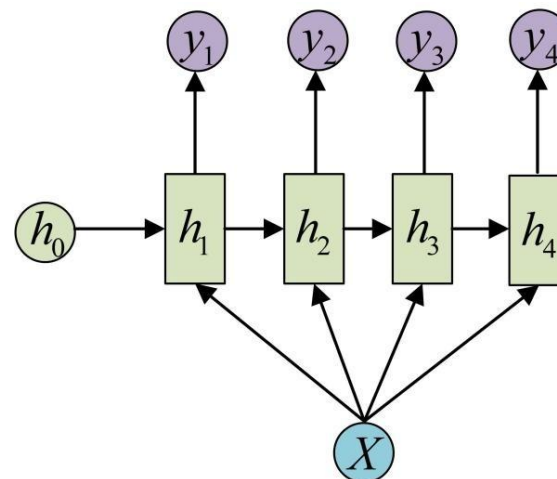
one to many

$$h(t) = \begin{cases} f(Wh(t-1)) & , t > 1 \\ f(UX + Wh(t-1)) & , t = 1 \\ 0 & , t = 0 \end{cases}$$



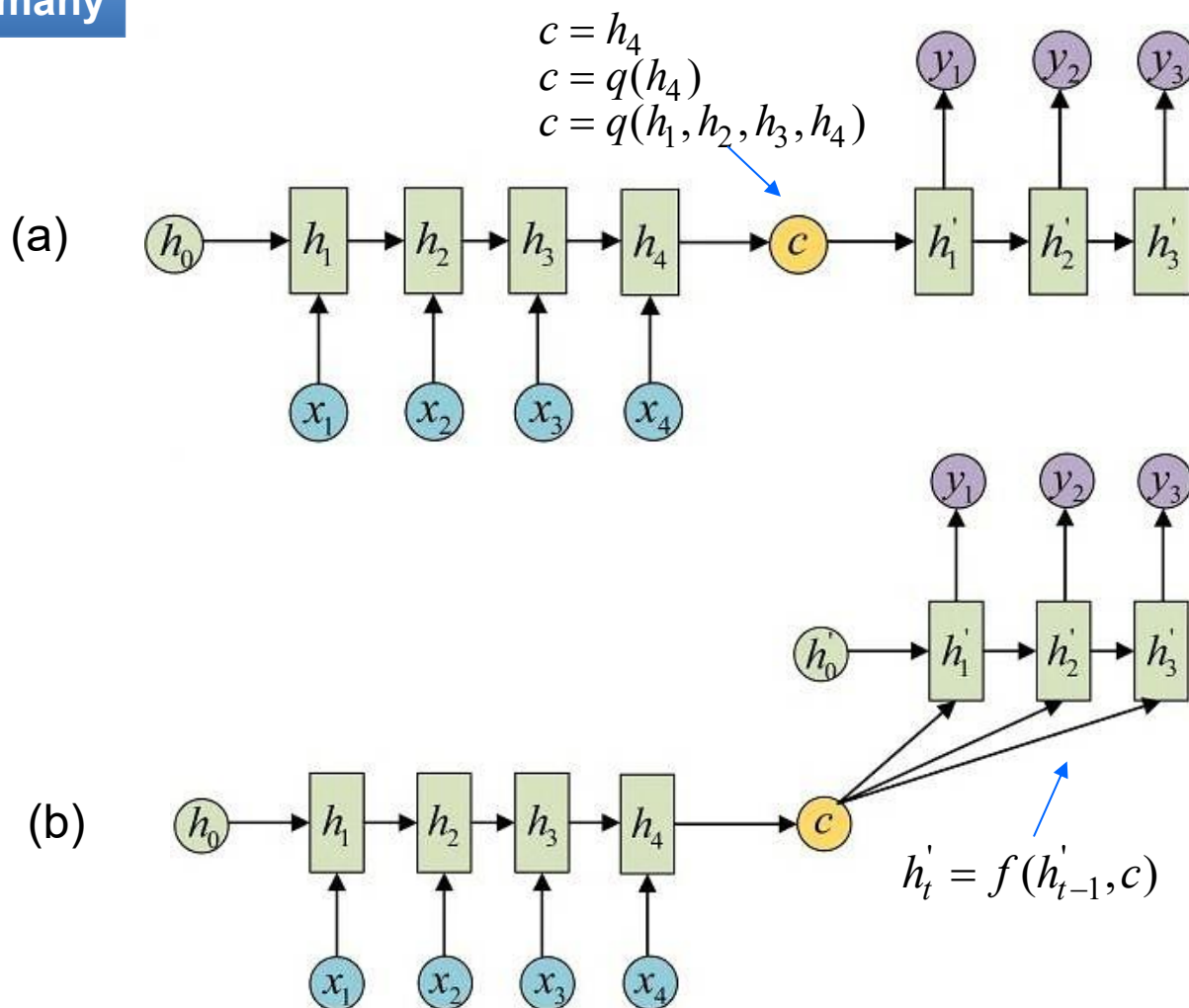
one to many

$$h(t) = f(UX + Wh(t-1))$$

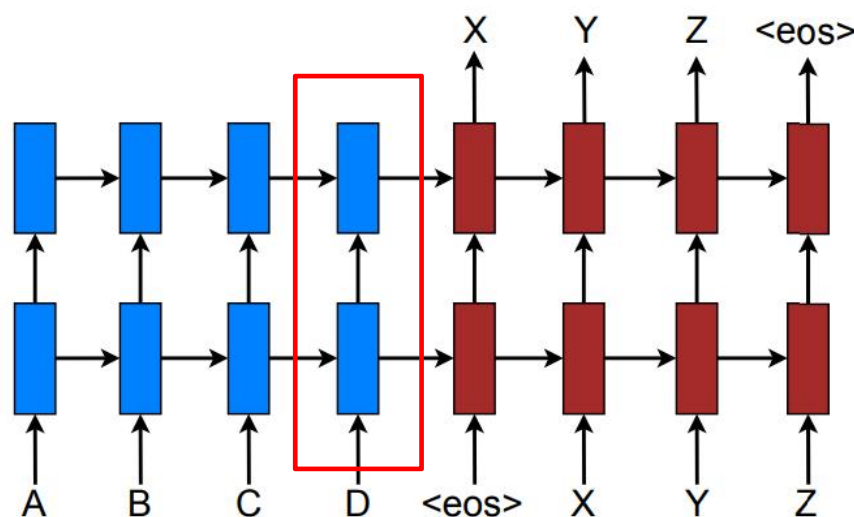
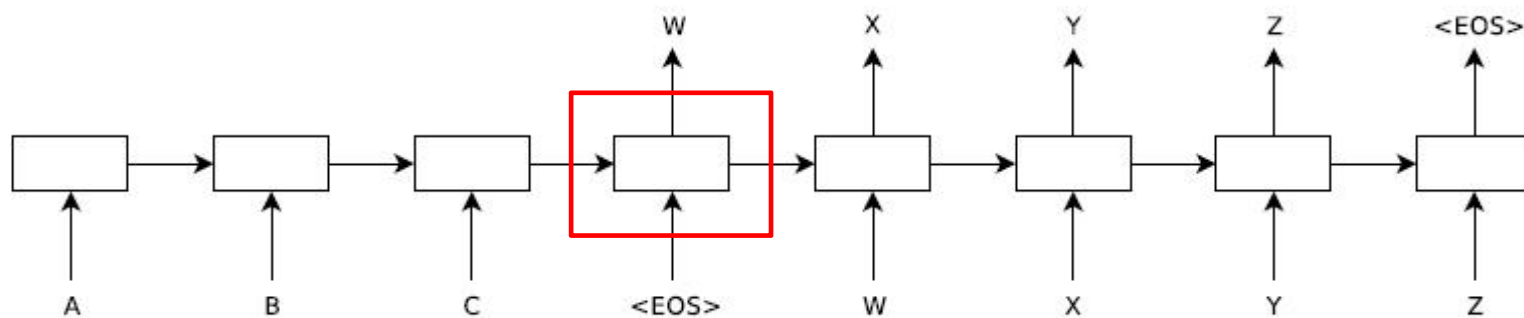


RNN变体: Encoder-Decoder

many to many

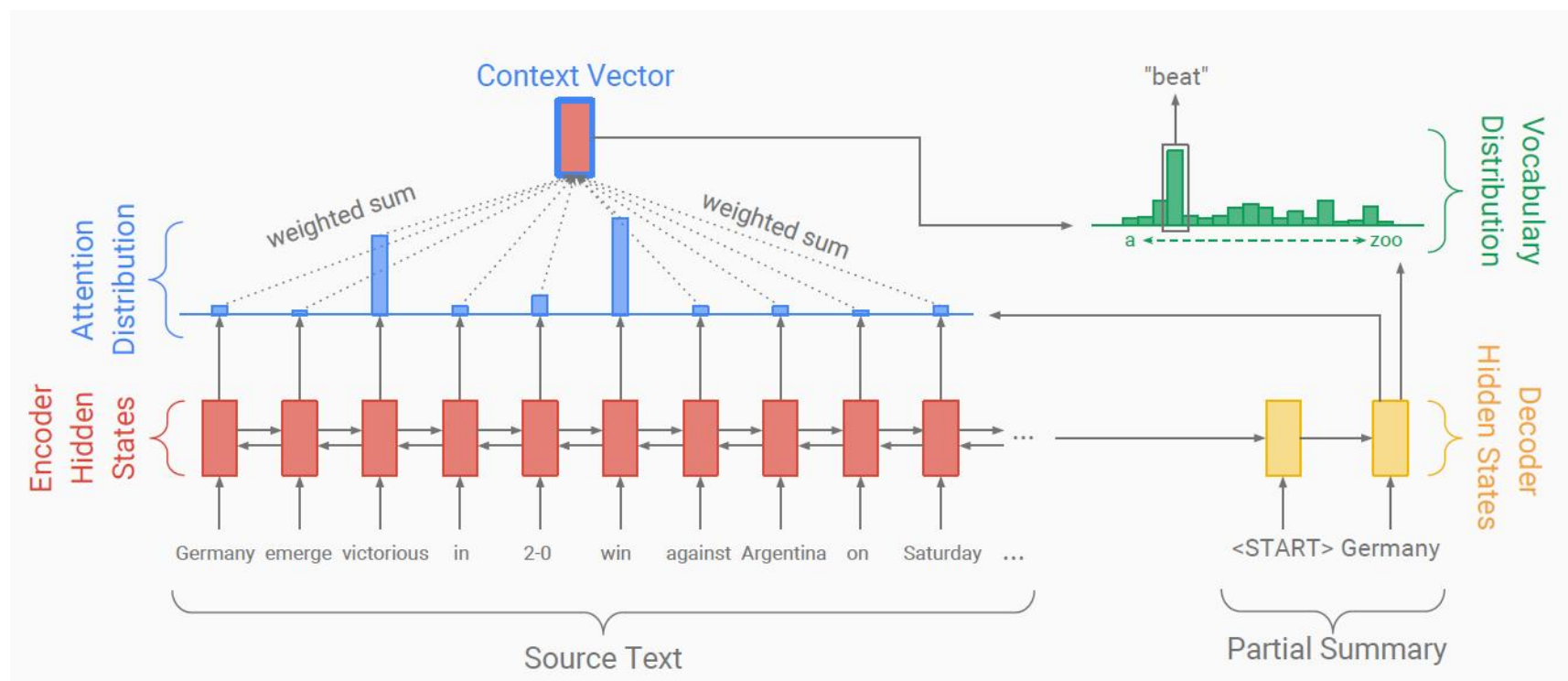


Seq2Seq Model for Machine Translation



- 深层的编解码器效果更好

Seq2Seq Model for Text Summarization

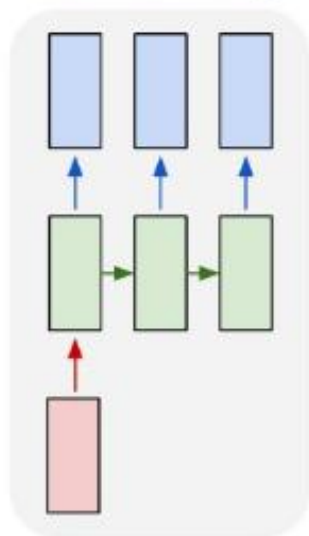


Attention Based Seq2seq Model

Alexander M Rush, Sumit Chopra, and Jason Weston. A neural attention model for abstractive sentence summarization. arXiv preprint arXiv:1509.00685, 2015.

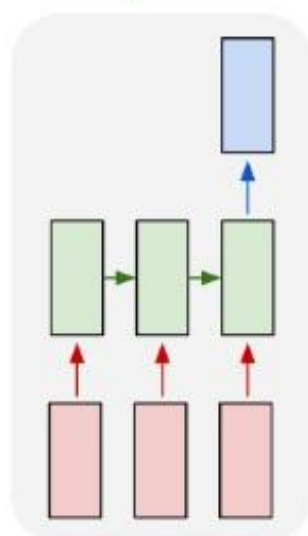
The capability of RNN

one to many



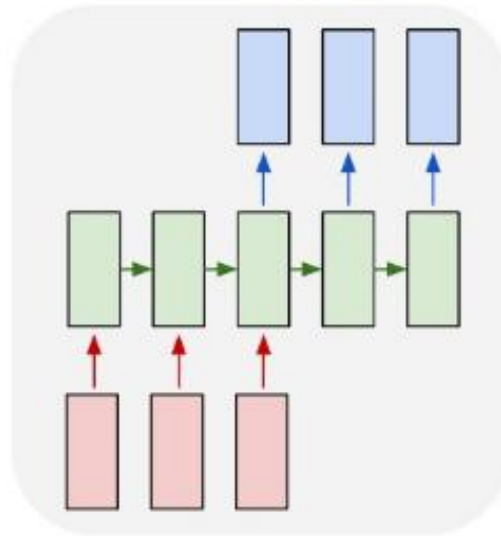
图像生成文字

many to one



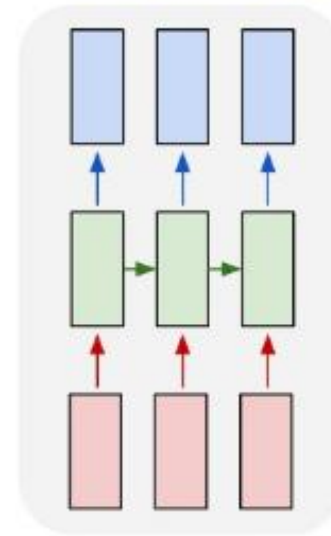
文本分类

many to many



自动文摘、机器翻译等

many to many



序列标注

欢迎加入DL4NLP!



中国科学院 信息工程研究所

INSTITUTE OF INFORMATION ENGINEERING, CAS