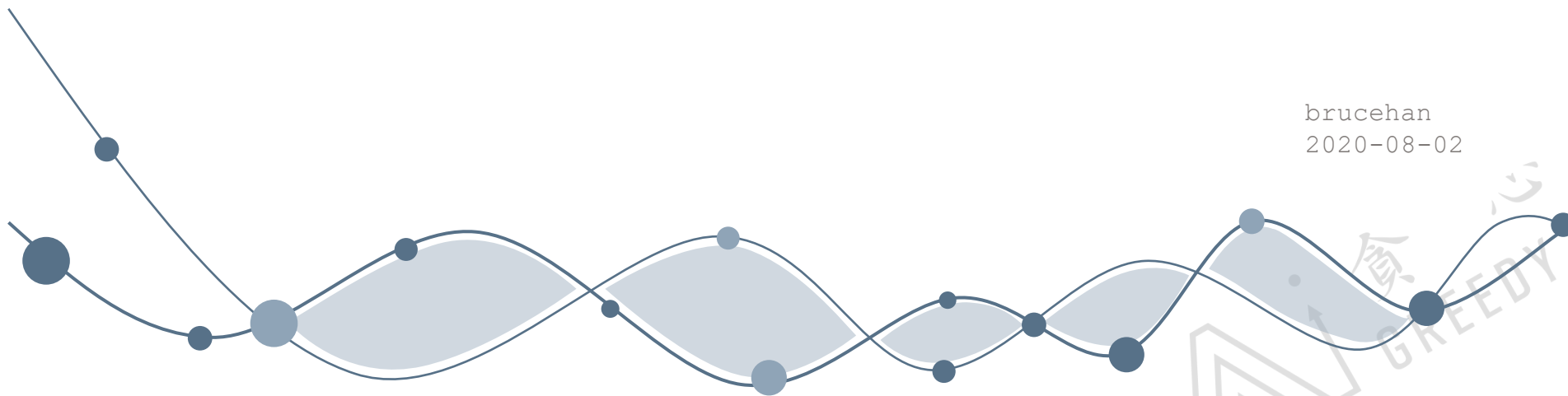


# MS-Pointer Network

——从文本摘要说起

brucehan  
2020-08-02



## 文本摘要

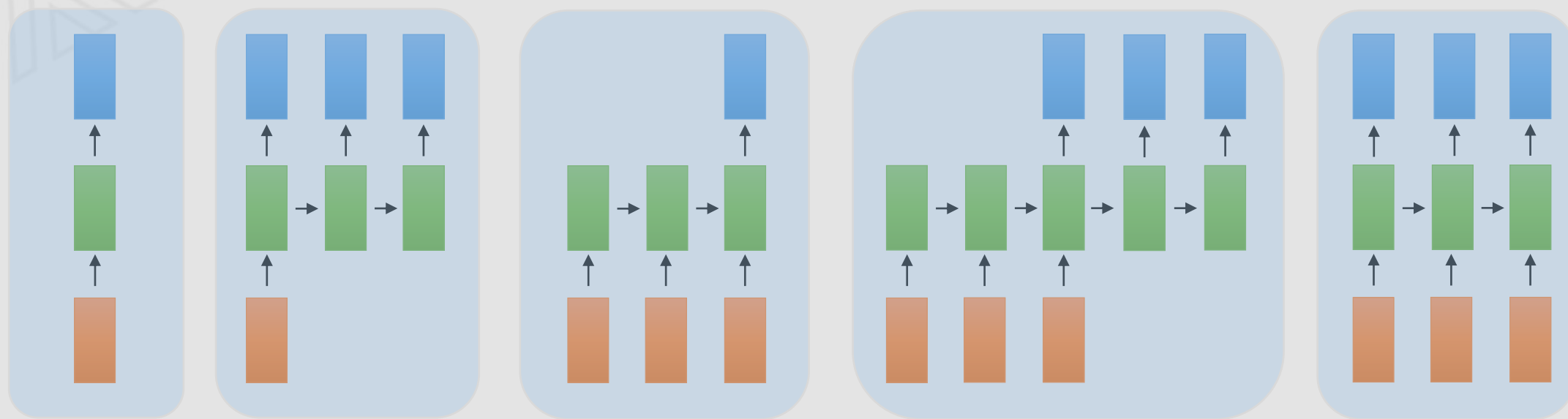
- Extract
- generate



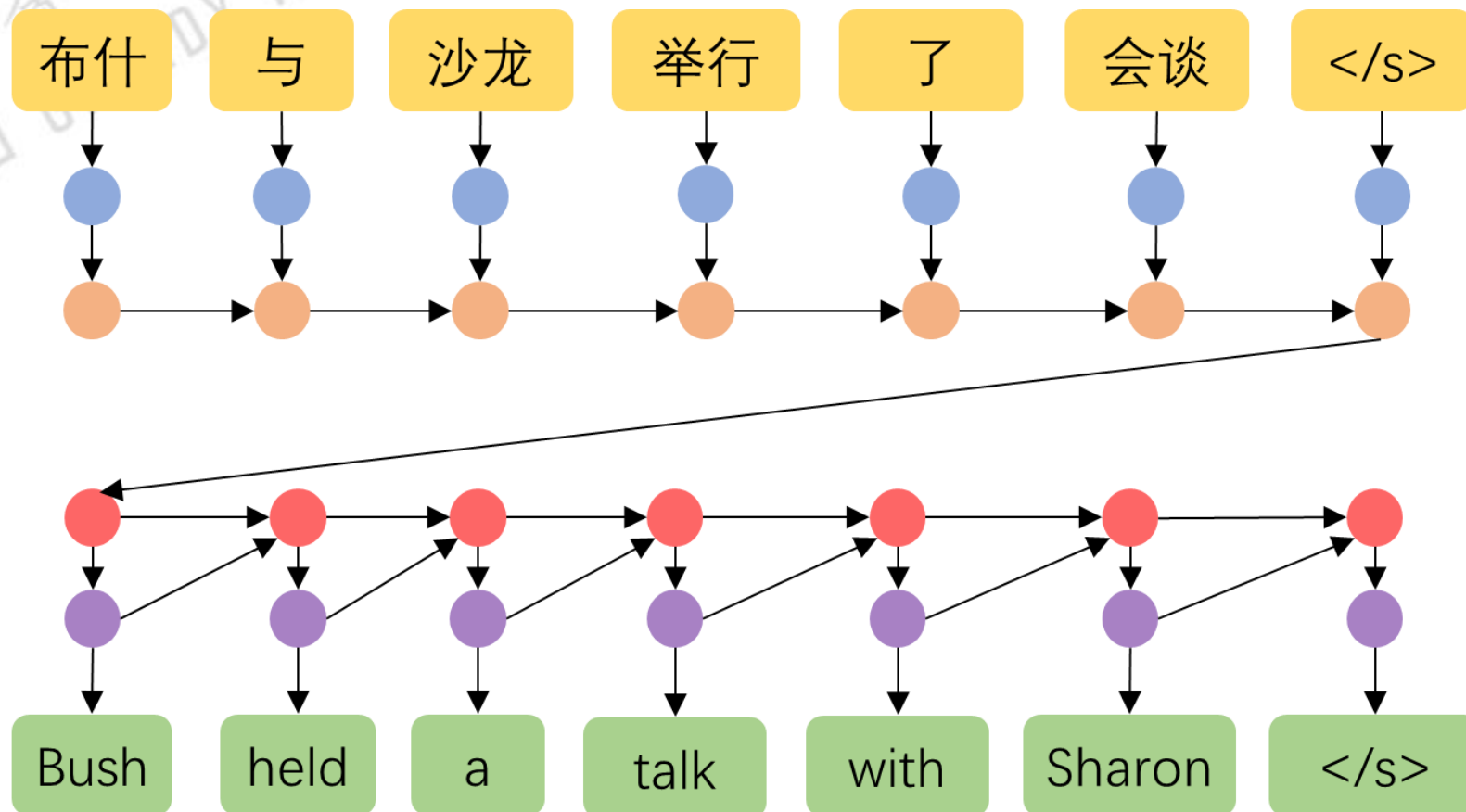
## RNN的技术选型

➤ CNN

➤ RNN



## Encode-decode NMT

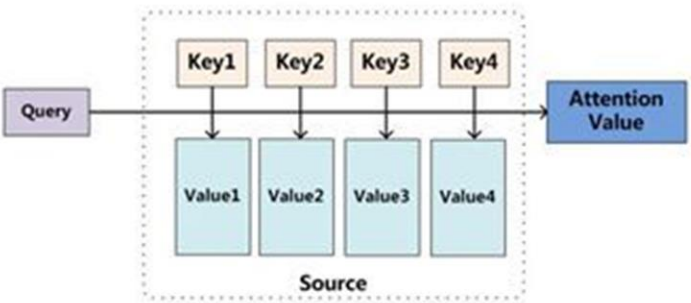


# attention

一个查询（query）到一系列（键key-值value）对的相似性加权

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V$$

■ An attention function can be described as mapping a query and a set of key-value pairs to an output.

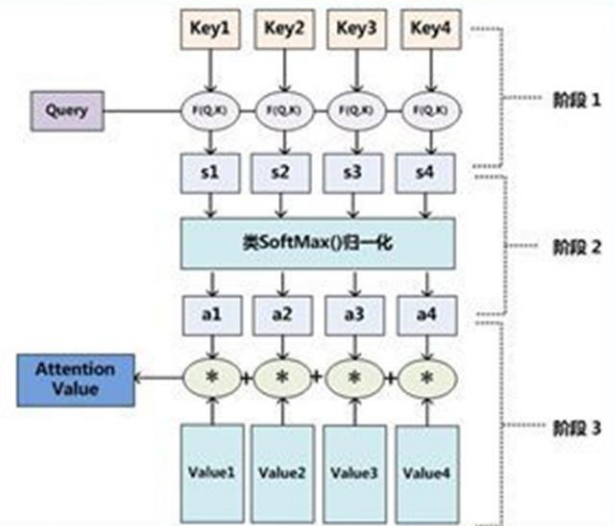


$$\text{Attention}(\text{Query}, \text{Source}) = \sum_{i=1}^L \text{Similarity}(\text{Query}, \text{Key}_i) * \text{Value}_i$$

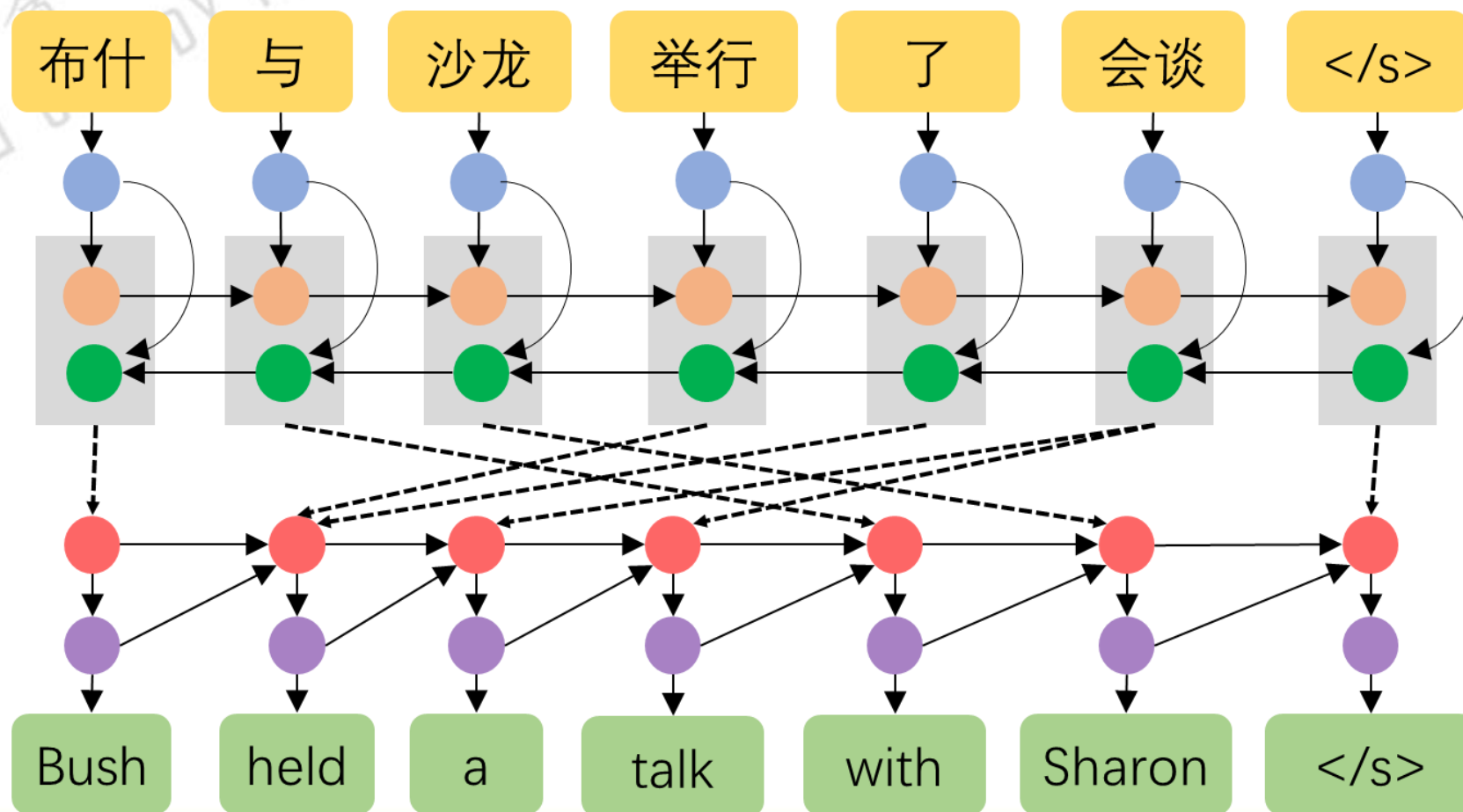
$$f(Q, K_i) = \begin{cases} Q^T K_i & \text{dot} \\ Q^T W_o K_i & \text{general} \\ W_o [Q; K_i] & \text{concat} \\ v_o^T \tanh(W_o Q + U_o K_i) & \text{perceptron} \end{cases}$$

$$a_i = \text{softmax}(f(Q, K_i)) = \frac{\exp(f(Q, K_i))}{\sum_j \exp(f(Q, K_j))}$$

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \sum_i a_i V_i$$

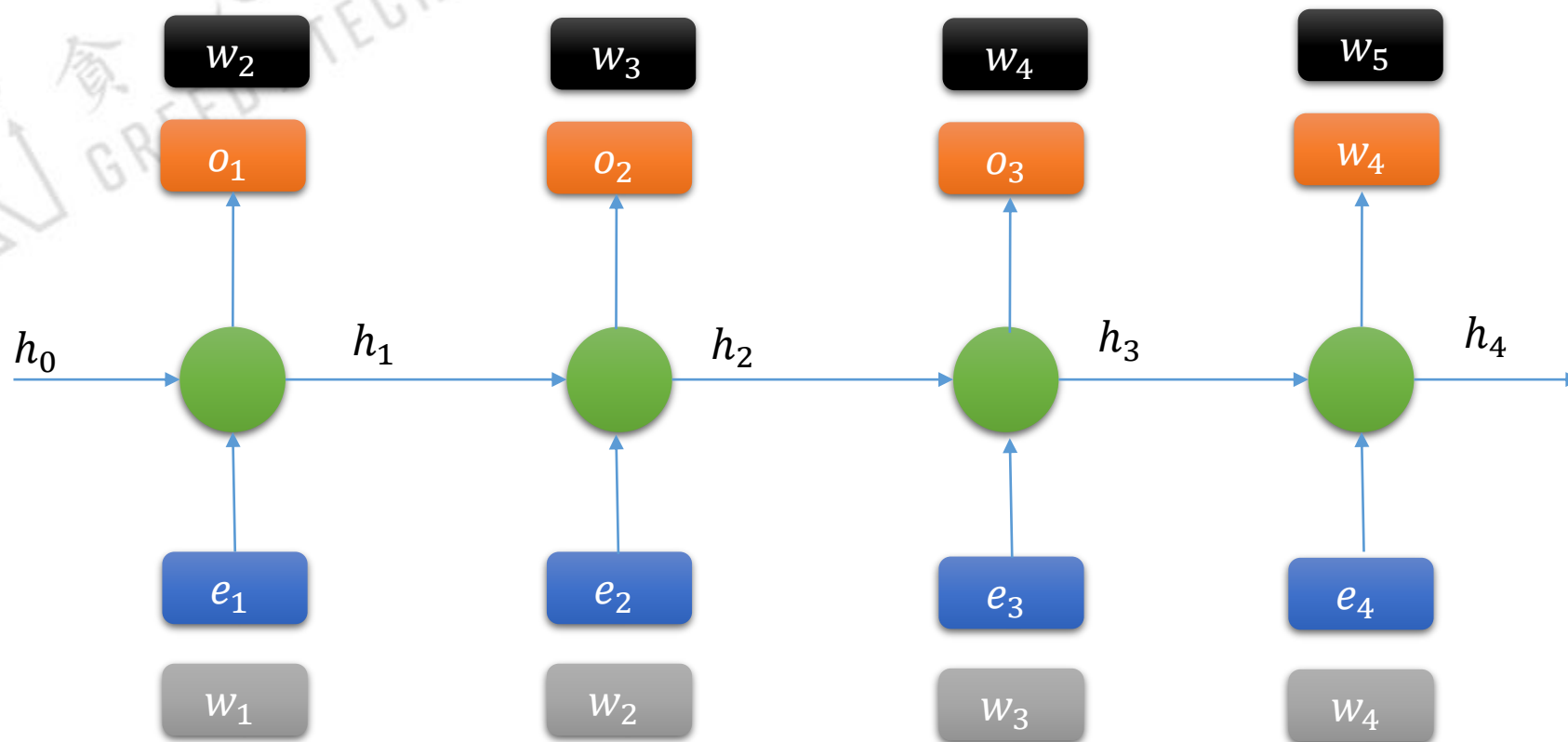


## Encode-decode NMT with attention



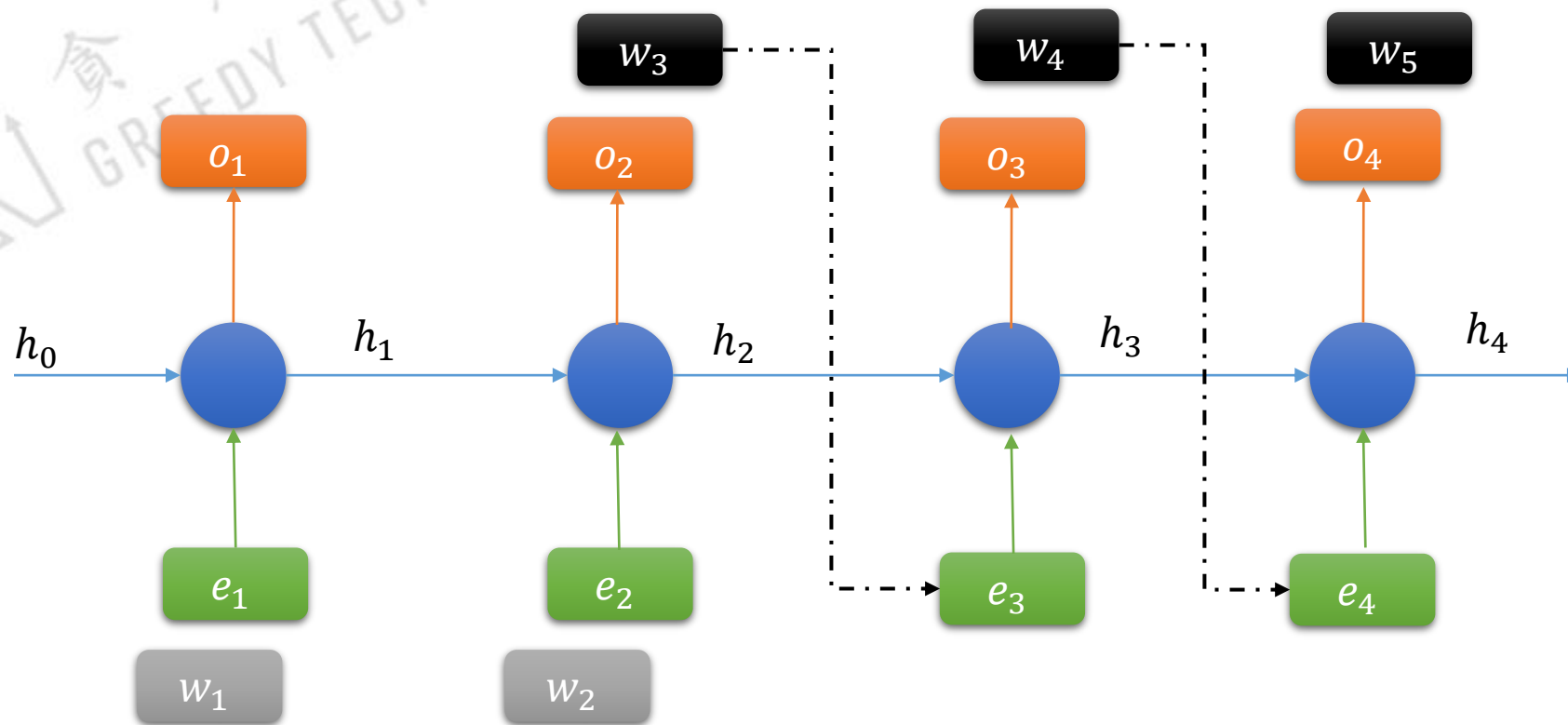
# RNN语言模型

TRAIN



# RNN语言模型

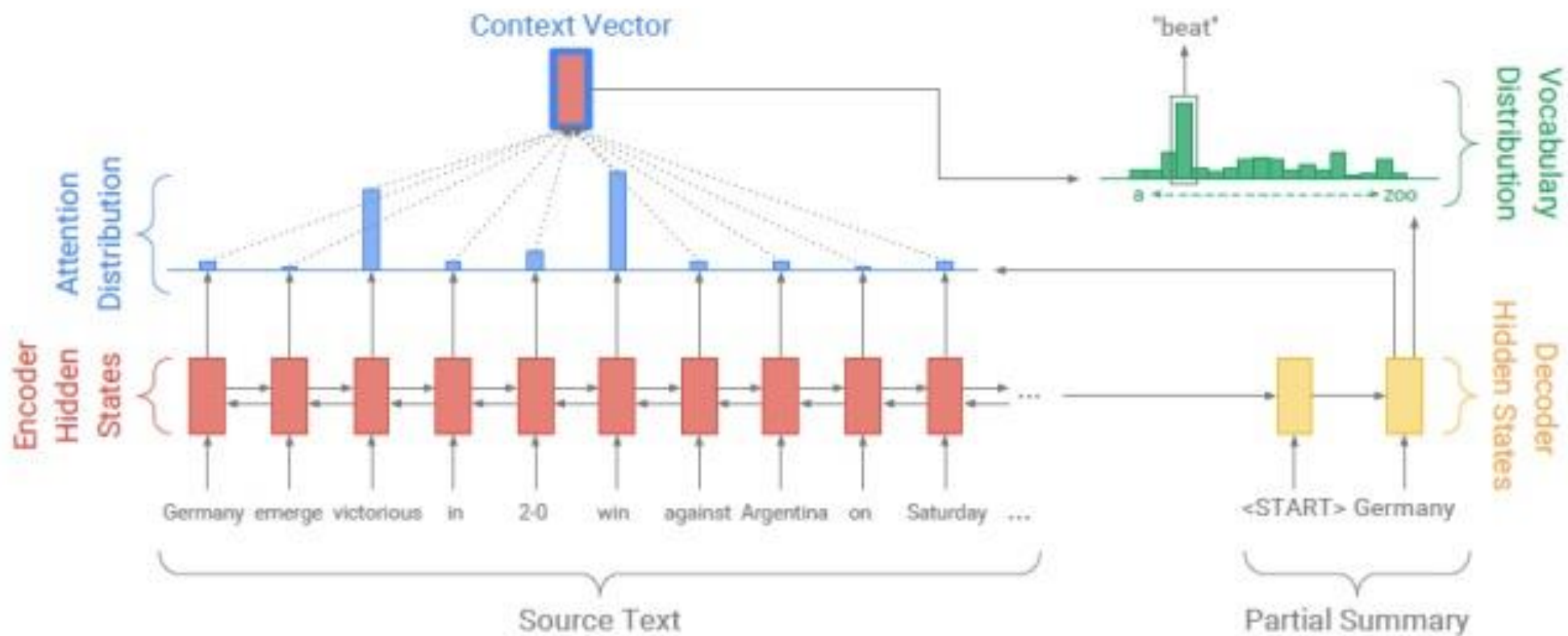
## INFERENCE



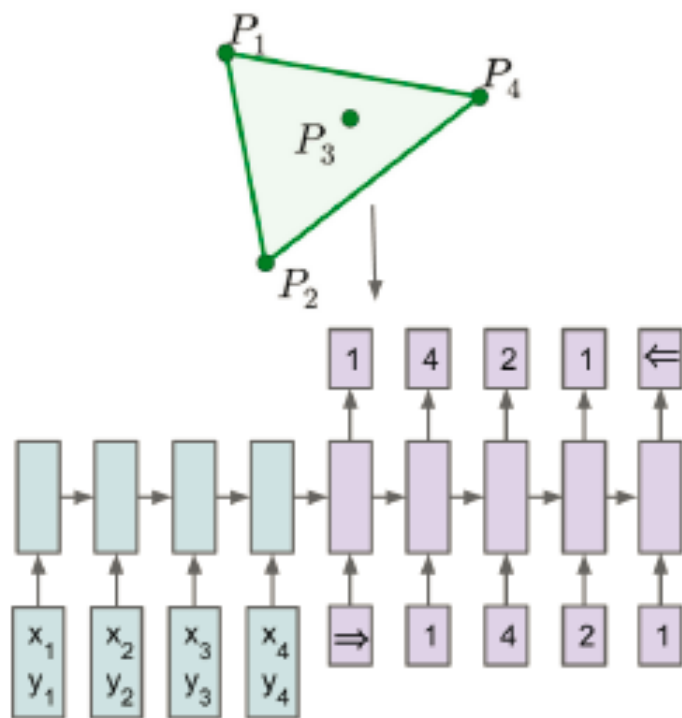
$start\_string = w_1 w_2$



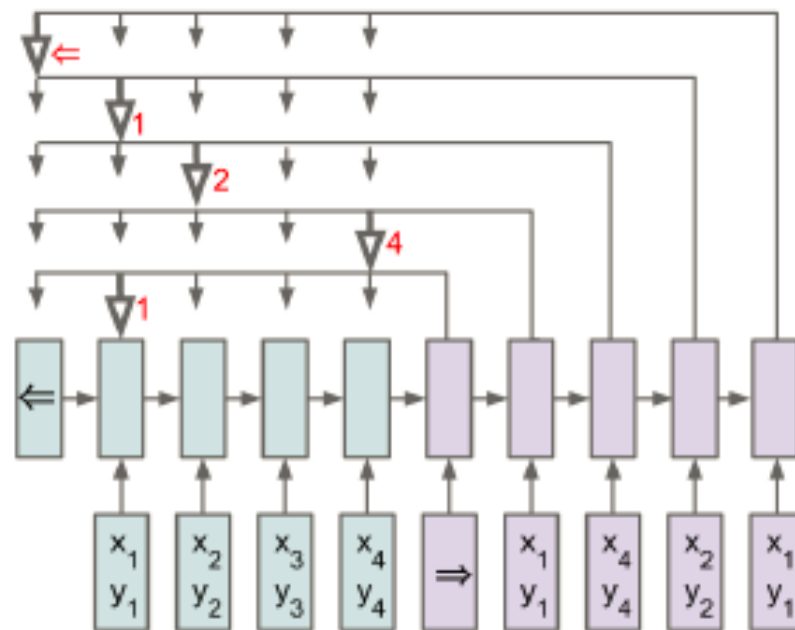
## Seq2seq generator



# pointer network

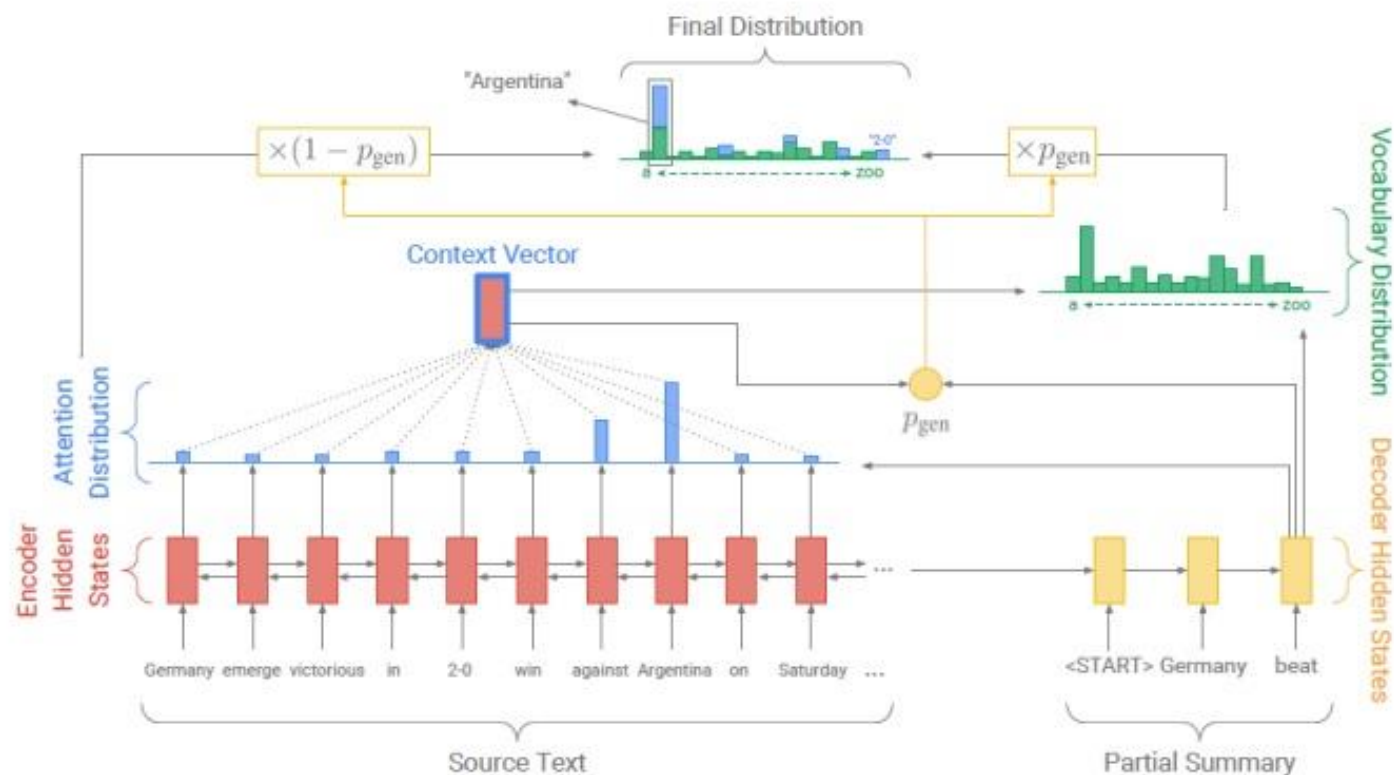


(a) Sequence-to-Sequence



(b) Ptr-Net

# Pointer network generator



$$p_{\text{gen}} = \sigma(w_h^T h_t^* + w_s^T s_t + w_x^T x_t + b_{\text{ptr}}) \quad (8)$$

$$P(w) = p_{\text{gen}} P_{\text{vocab}}(w) + (1 - p_{\text{gen}}) \sum_{i: w_i = w} a_i^t \quad (9)$$

Paper: 《Multi-Source Pointer Network for Product Title Summarization》



(a) Search page on Amazon



(b) Detail page on Amazon

背景：传统电子商务中产品明细在PC端的显示一般是充分而且正确的，然而在手机移动端，由于屏幕大小的限制一般无法做到显示完整，因此，基于对用户使用体验和商品吸引力的考虑，对商品生成一个简短准确的描述就成为了移动端电子商务的一个重要研究课题。

问题建模：商品描述文本摘要

- ❑ 不介绍无关信息
- ❑ 保留关键信息(如品牌和商品名称)

# Multi-Source Pointer Network

introduce



&



Paper: 《Multi-Source Pointer Network for Product Title Summarization》



(c) Recommendation page on



(d) Detail page on Taobao

## (O). Original Title

任天堂 switch 主机 全新 一代 游戏机 体感 家用 电视 ...  
Nintendo switch console new generation console motion home video ...

## (S). Short Title

任天堂 switch 游戏机  
Nintendo switch console

Brand: Nintendo / 任天堂  
Nintendo / Nintendo  
Commodity Name: 游戏机  
console

## (K). Background Knowledge

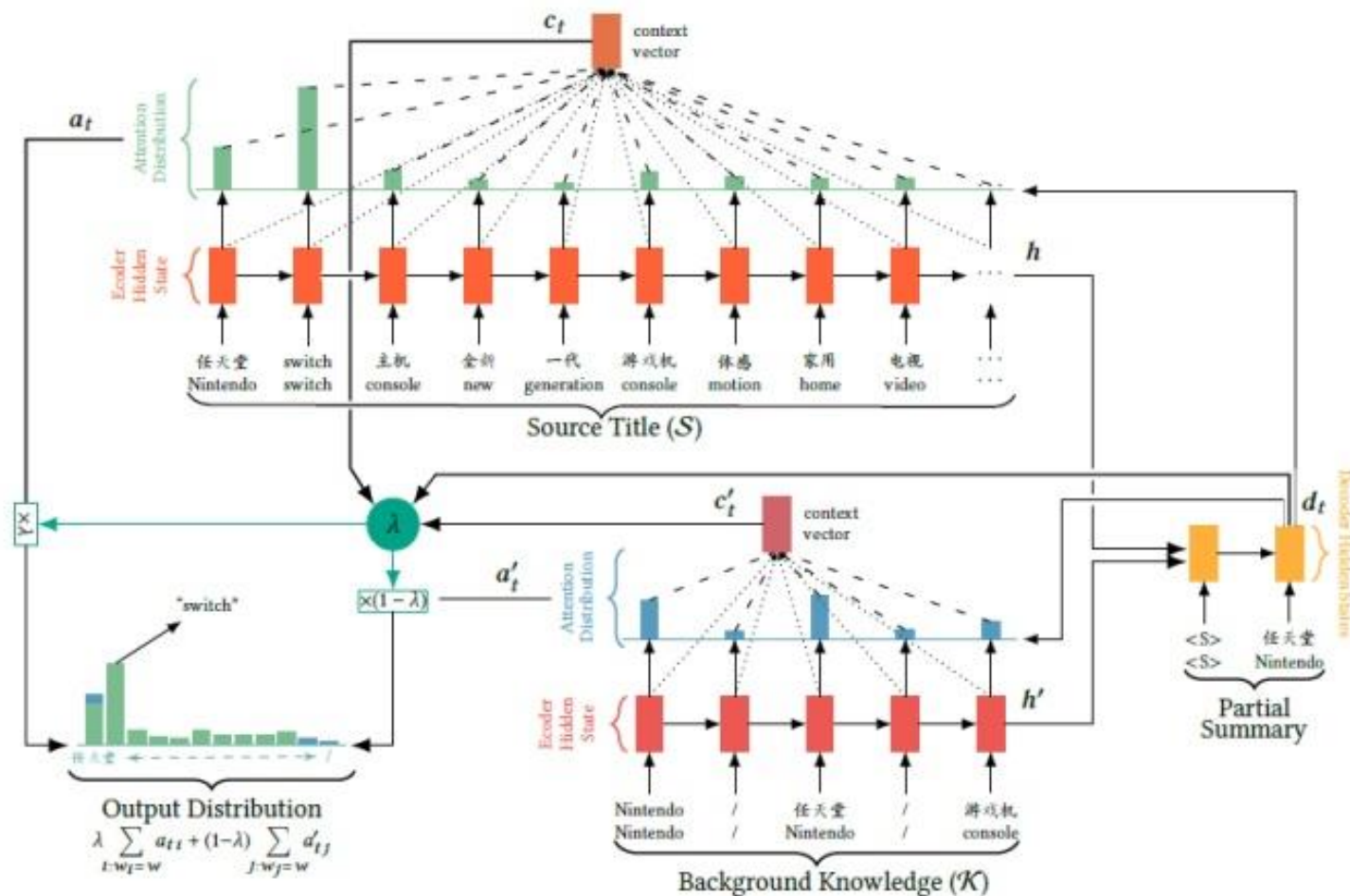


# Multi-Source Pointer Network

solution



&



$$u_{ti} = \mathbf{v}^\top \tanh(W_h h_i + W_d d_t + b_{\text{attn}})$$

$$u'_{tj} = \mathbf{v}'^\top \tanh(W'_h h'_j + W'_d d_t + b'_{\text{attn}})$$

$$a_t = \text{softmax}(u_t), \quad a'_t = \text{softmax}(u'_t)$$

$$p(y_t=w|S, \mathcal{K}, y_{<t}) = \lambda \sum_{i:w_i=w} a_{ti} + (1-\lambda) \sum_{j:w_j=w} a'_{tj}$$

$$\lambda = \sigma(\mathbf{w}_d^\top d_t + \mathbf{w}_y^\top y_{t-1} + \mathbf{w}_c^\top c_t + \mathbf{w}_{c'}^\top c'_t)$$

$$c_t = \sum_i a_{ti} h_i, \quad c'_t = \sum_i a'_{ti} h'_i$$

作者设置了多个常见的自动摘要baseline进行横向对比的实验：

method	description
Seq2seq-Gen	原始的seq2seq生成模型（uni/bi）；
Ptr-Gen	指针生成网络（uni/bi）
Trunc	截断操作，对于输入序列，按照目标标题顺序截断开头内容；
TextRank	文本分词后进行词的重要性排序以选择最重要的TopK个词组成产品摘要；
LSTM-Del	通过序列标注的方式，从输入序列中选择重要词汇构成摘要；
Seq2seq-Del:	接受输入，训练seq2seq获得删去无用信息保留关键信息作为摘要的能力；
Ptr-net	抽取式摘要模型，为本文模型的单输入baseline；
Ptr-Concat:	对于background knowledge不采用双重编码后门控的方式融合，采用直接拼接的方法。

# Multi-Source Pointer Network

result



&



结果样例:

Original Title	任天堂Switch_游戏机专用背夹电池MOD-X真皮保护套 Nintendo Switch Console Dedicated Battery Case MOD-X Leather Case	美国_曼哈顿Manhattan_Portage_邮差包_单肩包挎包 US Manhattan Manhattan Portage Messenger Bag Shoulder Bag Satchel
Background Knowledge	BRAND NAME: MOD-X COMMODITY NAME: 电池 // Battery	BRAND NAME: Manhattan Portage COMMODITY NAME: 背包包 // Handbag and Knapsack
Ground Truth	MOD-X任天堂Switch背夹电池 // MOD-X Nintendo Switch Battery Case	Manhattan_Portage_邮差包 // Manhattan Portage Messenger Bag
Trunc.	任天堂Switch_游戏机专用 // Nintendo Switch Console Dedicated	美国_曼哈顿Manhattan_Portage_ // US Manhattan Manhattan Portage
TextRank	游戏机专用背夹电池MOD-X // Console Dedicated Battery Case MOD-X	Portage_邮差包单 // Portage Messenger Bag single
Seq2Seq-Gen	任天堂NS_switch主机 // Nintendo NS Switch Console	ORSLOW单肩斜挎包 // ORSLOW Shoulder Crossbody Bag
Seq2Seq-Del	任天堂游戏机保护套 // Nintendo Console Case	曼哈顿Manhattan_Portage_差包包 // Manhattan Manhattan Portage Bag Bag
LSTM-Del	任天堂游戏机 // Nintendo Console	曼哈顿Manhattan_Portage包_包包 // Manhattan Manhattan Portage Bag Bag
Ptr-Gen	任天堂switch游戏机 // Nintendo Switch Console	美国曼哈顿Manhattan_邮差包 // US Manhattan Manhattan Messenger Bag
Ptr-Net	任天堂switch游戏机 // Nintendo Switch Console	曼哈顿单肩包 // Manhattan Shoulder Bag
Ptr-Concat	MOD-X任天堂Switch背夹电池 // MOD-X Nintendo Switch Battery Case	美国Manhattan_Portage单肩包 // US Manhattan Portage Shoulder Bag
MS-Pointer	MOD-X任天堂Switch背夹电池 // MOD-X Nintendo Switch Battery Case	美国Manhattan_Portage_邮差包 // US Manhattan Portage Messenger Bag



ROUGE-N系列，其实就是以n-gram为基本单元，计算两个句子之间的n-gram重合率。每个ROUGE系列的计算结果又可以细分为precision， recall和f-beta分数

ROUGE-N-precision: 两个句子重叠的  $n - gram$  个数  $/ len(x_m)$

ROUGE-N-recall: 两个句子重叠的  $n - gram$  个数  $/ len(y_n)$

ROUGE-N-f-beta:

$$(1 + beta^2) precision * recall / (recall + precision * beta^2)$$

ROUGE-L的计算方式与上述类似，但是针对是最长公共子序列的重合率计算。

ROGUE-W与ROUGE-L类似，不同的是考虑了连续最长公共子序列应该拥有更大的权重。

ROUGE-S，基于的是skip-gram。举个例子来说明skip-gram的含义：