Sequence to Sequence модели

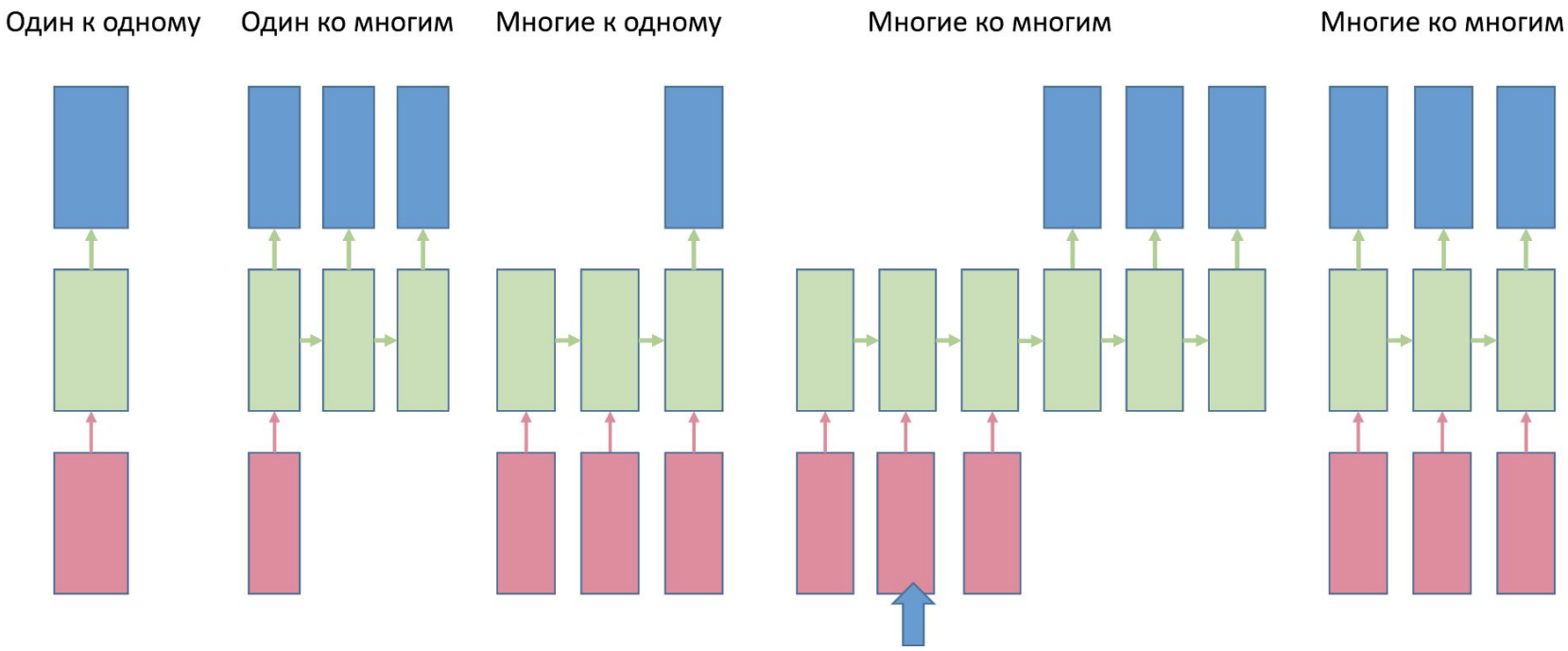
и механизм внимания

Олег Шляжко
18 апреля 2018

План лекции

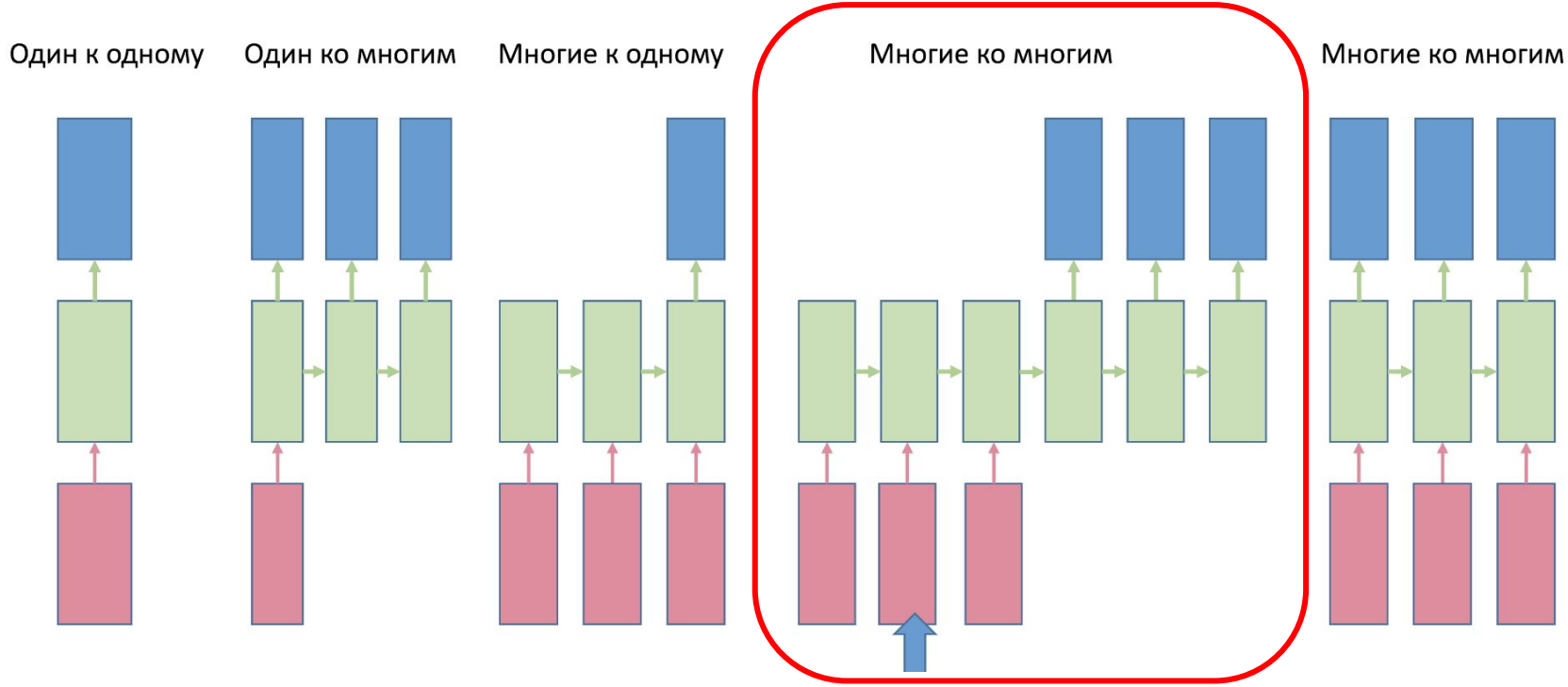
1. Задачи Sequence to Sequence
2. Архитектура энкодер-декодер
3. Механизм внимания
4. Tips & Tricks
5. **Разбор примера Machine Translation**

Рекуррентная нейросеть



Переводчик, чат боты
Вход – текст. Выход - текст

Рекуррентная нейросеть

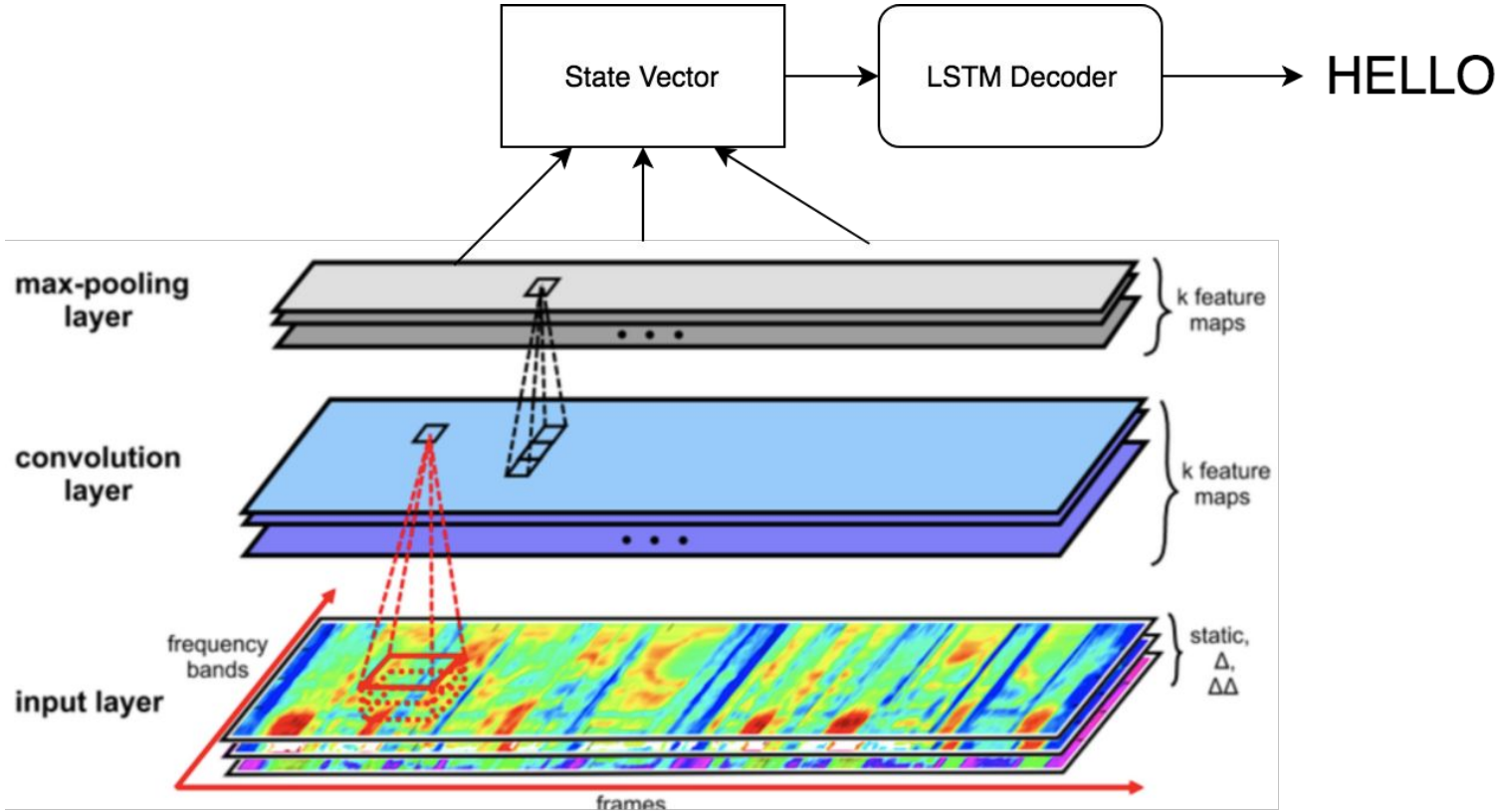


len(input) != len(output)

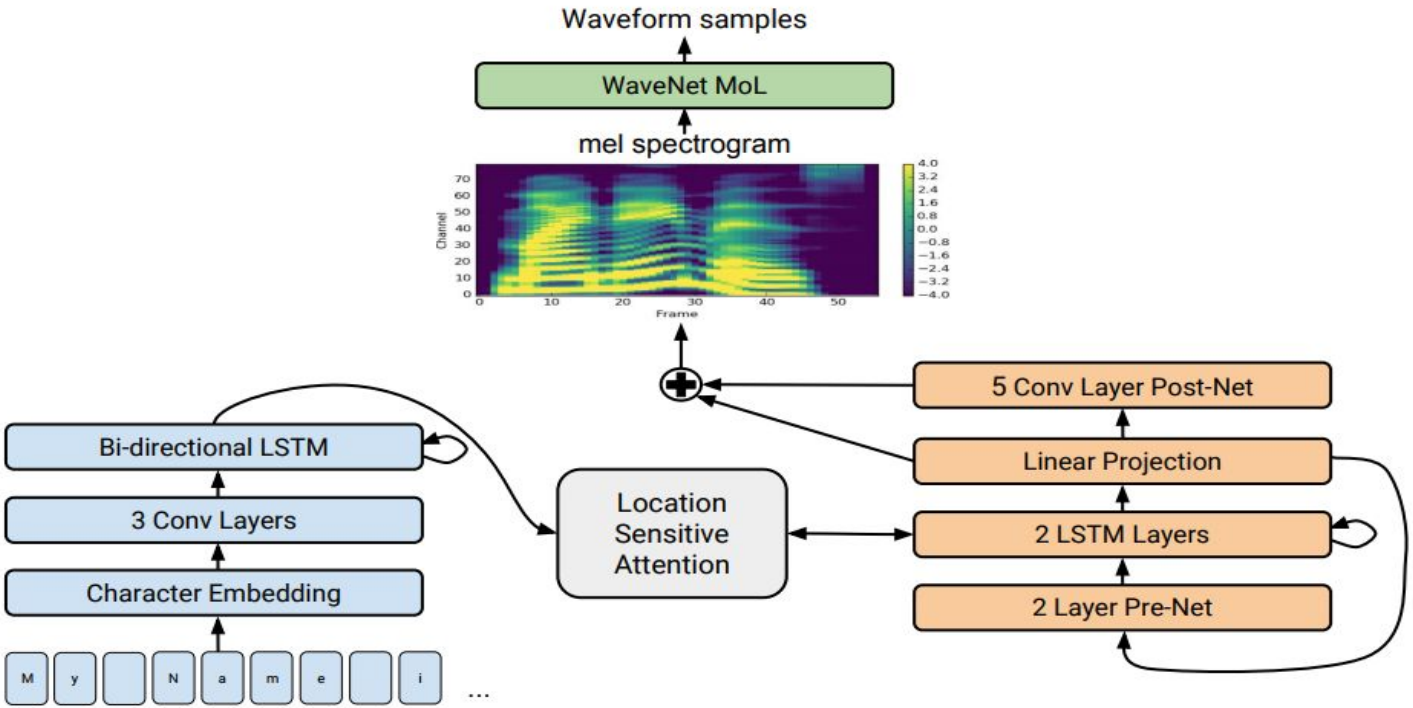
Задачи Sequence to Sequence

1. Распознавание речи (spectrum -> text)
2. Синтез речи (text -> waveform)
3. Рукописный ввод (image sequence -> text)
4. Машинный перевод (text -> text)
5. Чатботы (text -> text)
6. Суммаризация (text -> text)

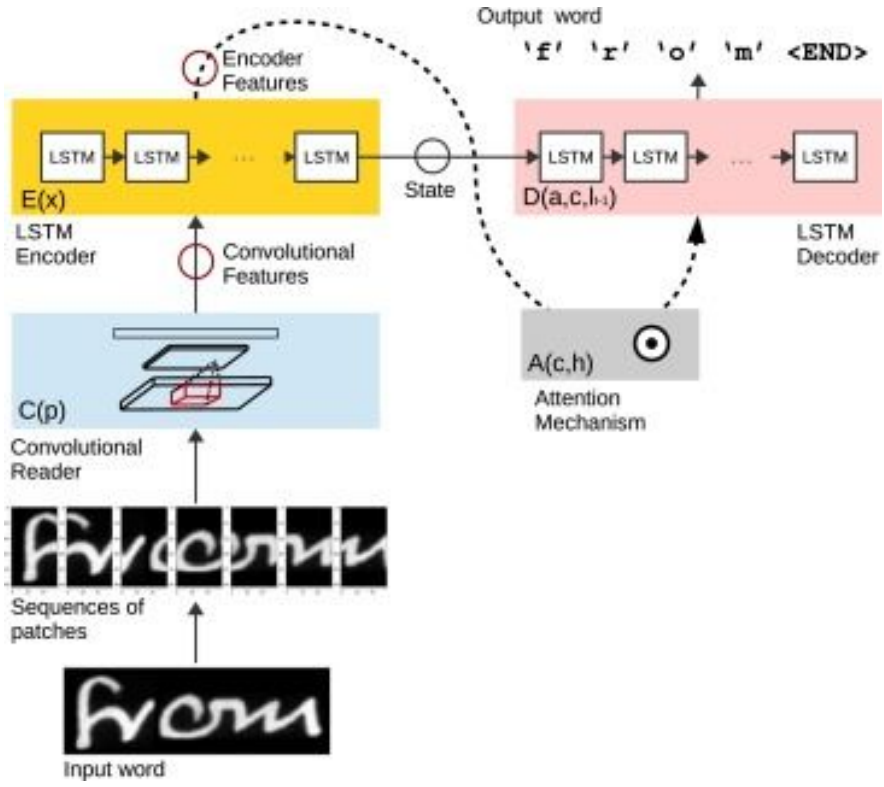
Speech recognition



Speech Synthesis



Рукописный ввод



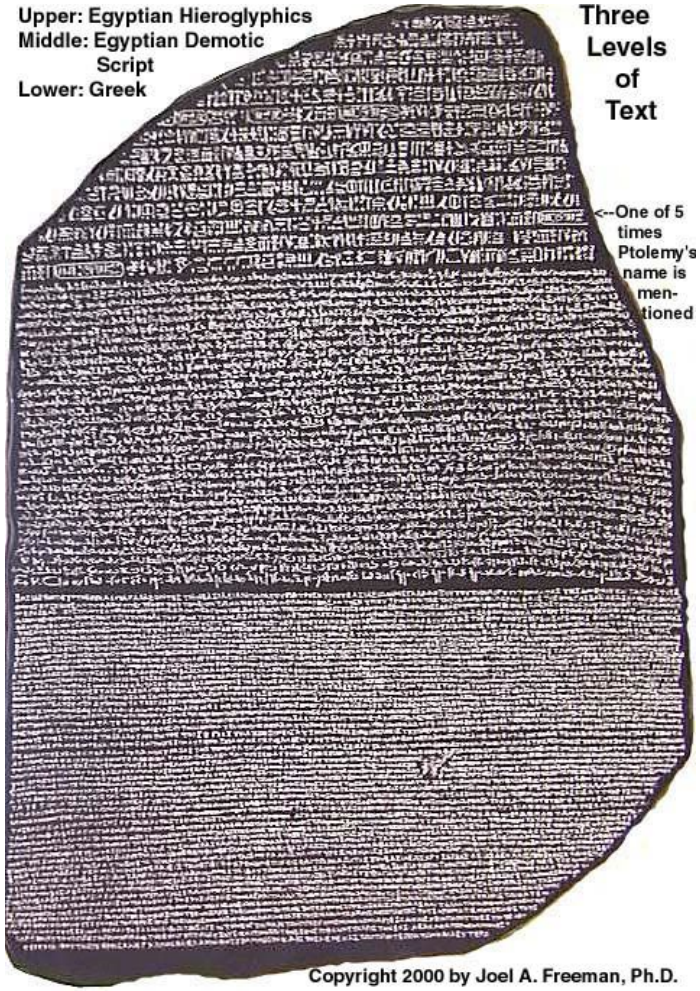
Задача перевода

Rosetta Stone --->

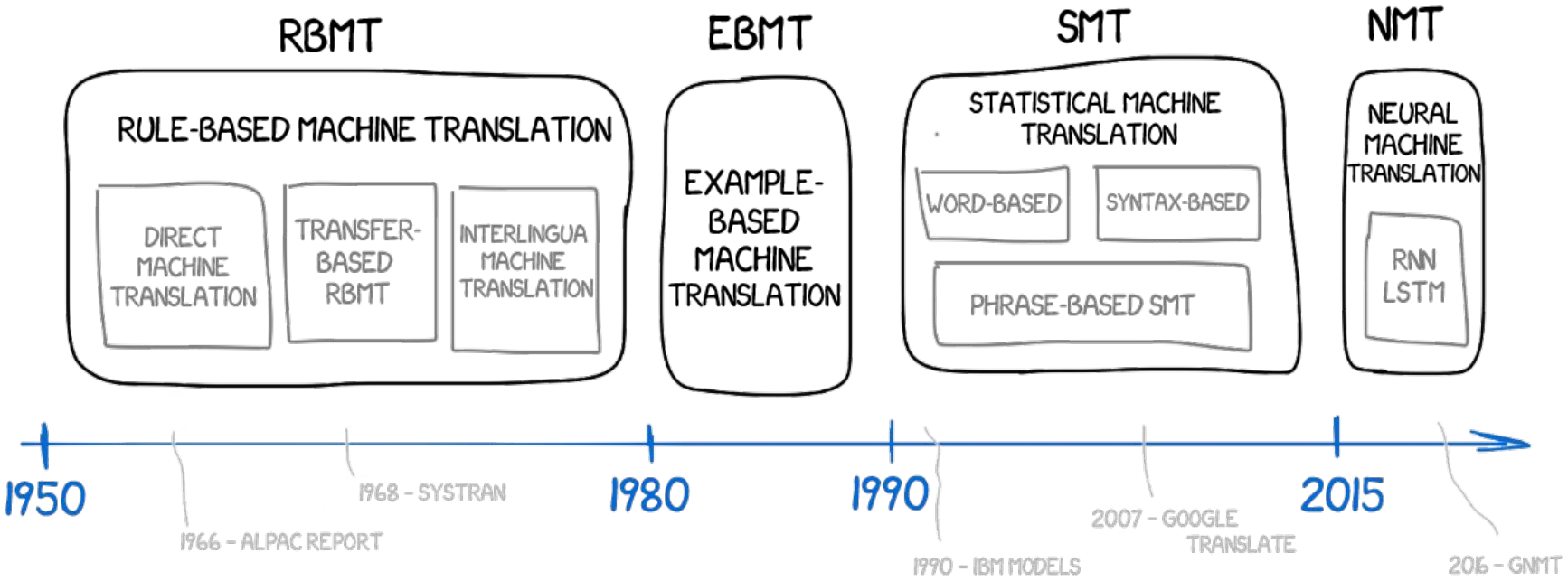
Параллельный корпус, найден в 1799 г.

Позволил расшифровать

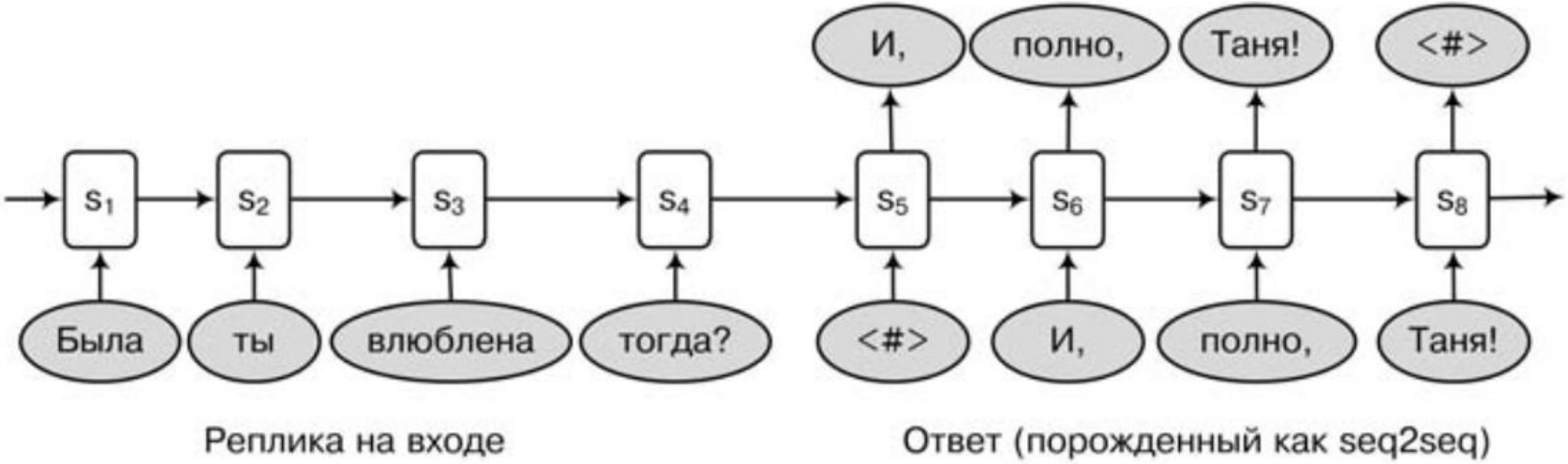
египетские иероглифы



A BRIEF HISTORY OF MACHINE TRANSLATION



Чатботы


И,
полно,
Таня!
<#>
s1
s2
s3
s4
s5
s6
s7
s8
Была
ты
влюблена
тогда?
<#>
И,
полно,
Таня!
Реплика на входе
Ответ (порожденный как seq2seq)

RNN Sequence-to-sequence model

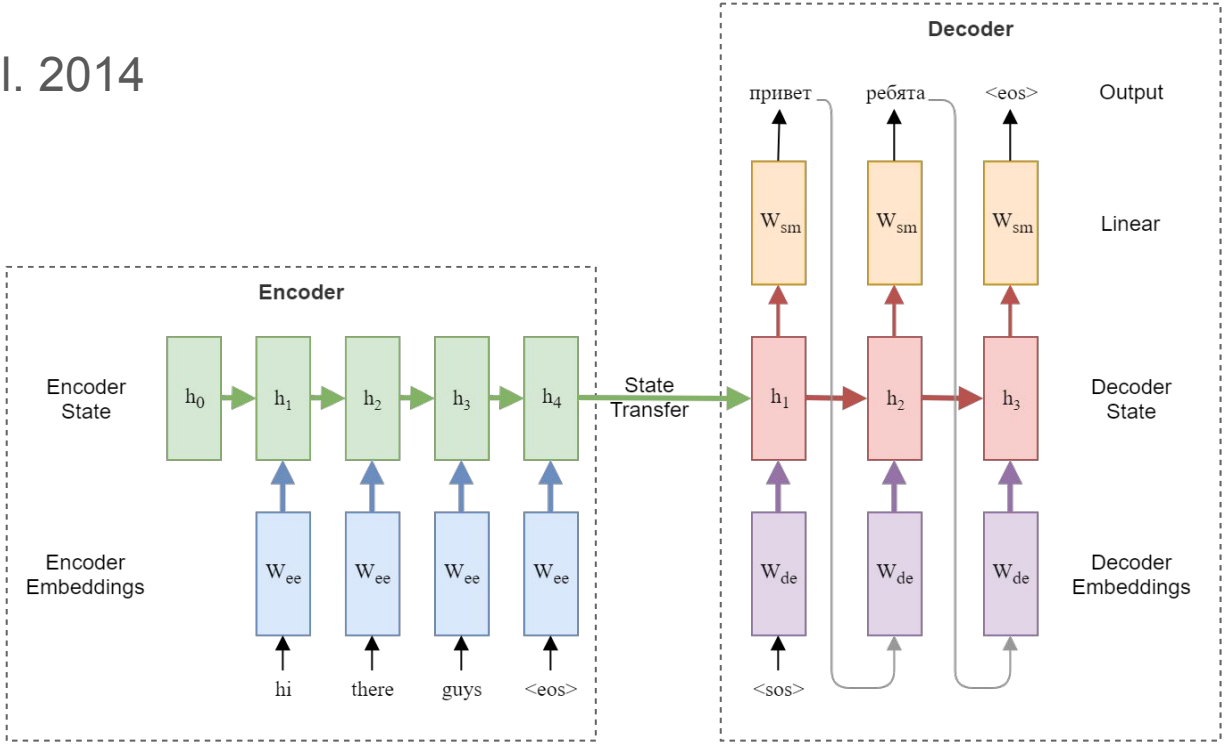
Google, Sutskever et al. 2014

Encoder

$$e_t = x_t * W_{emb}$$
$$h_t = rnn(h_{t-1}, e_t)$$
$$context = h_T$$

Decoder

$$h_0 = context$$
$$y_0 = < sos >$$
$$e_t = y_{t-1} * W_{emb}$$
$$o_t, h_t = rnn(h_{t-1}, e_t)$$
$$y_t = softmax(o_t * W_{sm})$$



https://arxiv.org/pdf/1409.3215.pdf

RNN Sequence-to-sequence model

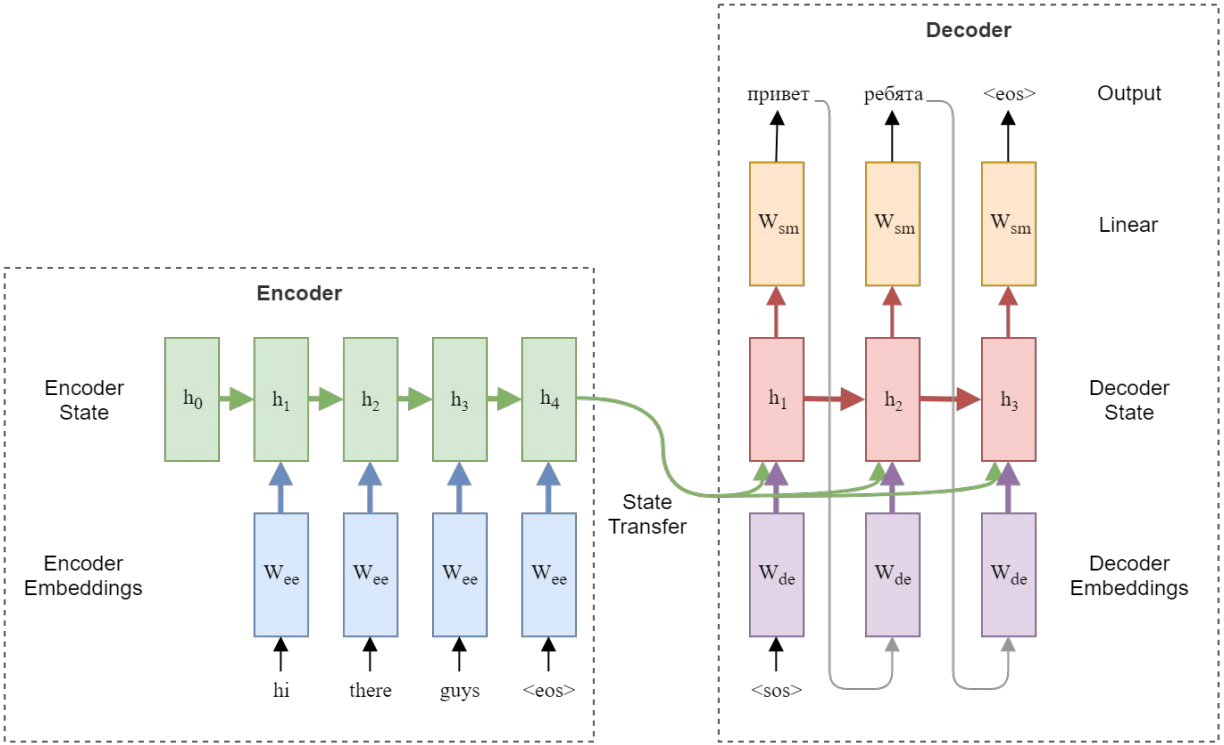
Cho et al. 2014

Encoder (same)

$$e_t = x_t * W_{emb}$$
$$h_t = rnn(h_{t-1}, e_t)$$
$$context = h_T$$

Decoder

$$c_t = [e_t; context]$$
$$y_0 = < sos >$$
$$e_t = y_{t-1} * W_{emb}$$
$$o_t, h_t = rnn(h_{t-1}, c_t)$$
$$y_t = softmax(o_t * W_{sm})$$

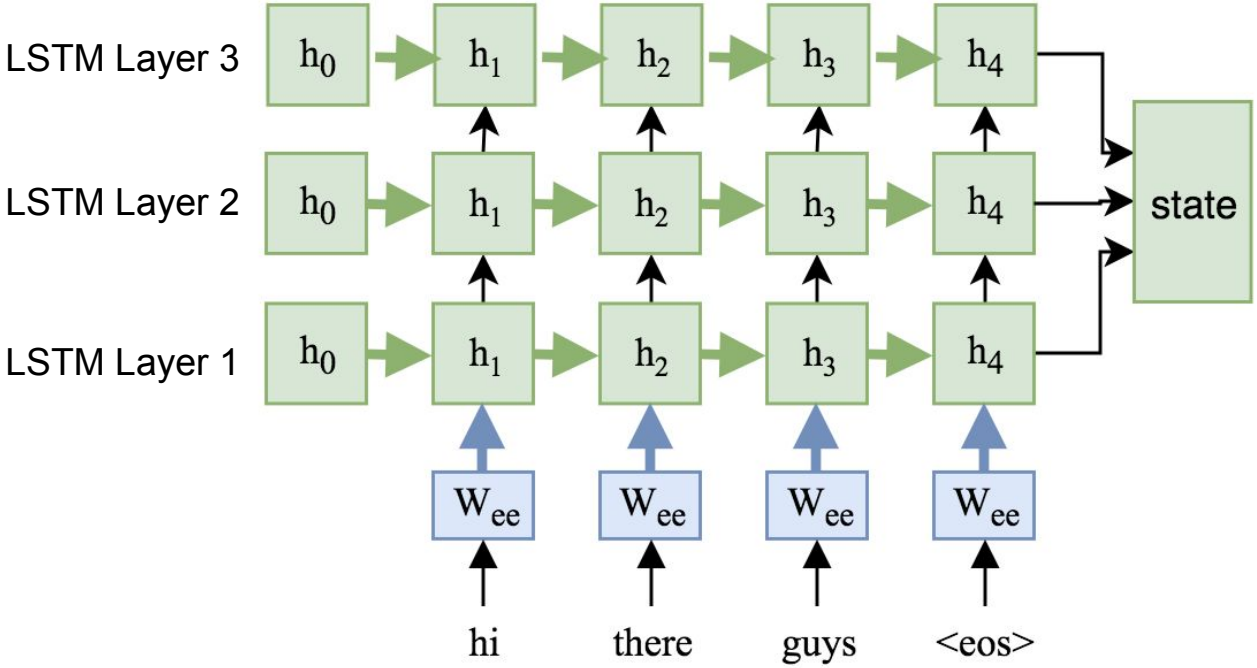


https://www.aclweb.org/anthology/D14-1179

RNN Sequence-to-sequence model

Улучшения:

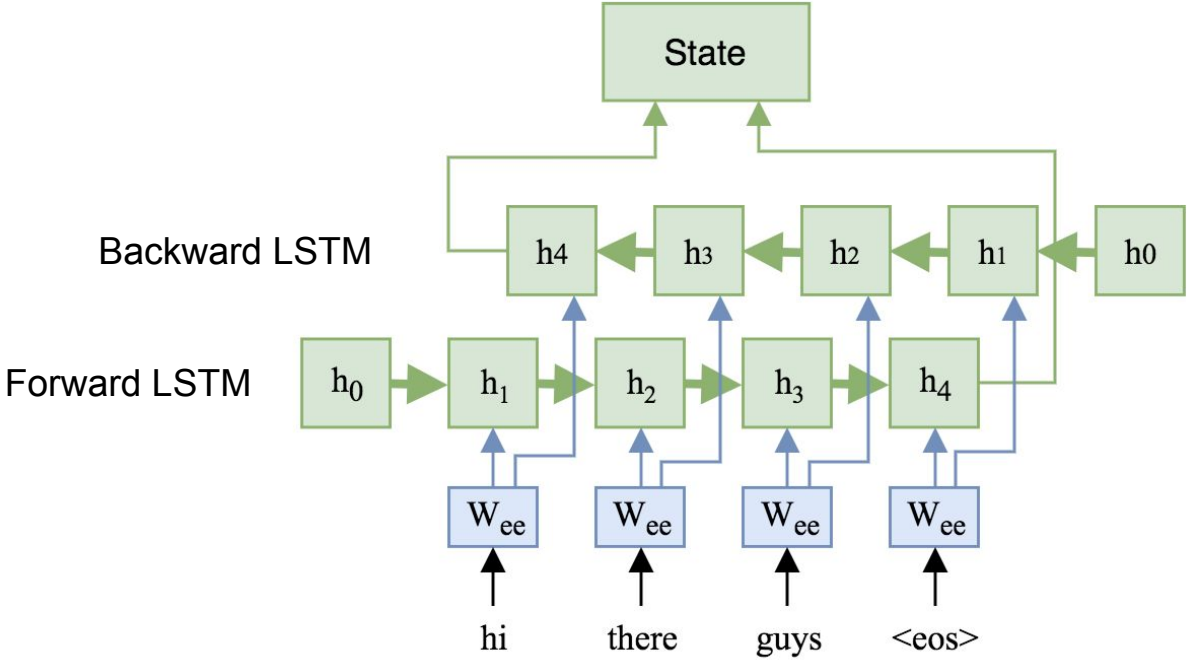
1. Deep Encoder
2. Deep Decoder



RNN Sequence-to-sequence model

Улучшения:

Bidirectional Encoder



RNN Sequence-to-sequence model

Проблемы:

1. Размер стейта фиксирован
2. Изменения из начала последовательности затираются
3. Не все входные токены одинаково значимы
4. Просто взять стейты со всех шагов декодера - слишком много данных

RNN Sequence-to-sequence model

Решение:

Внимание

Механизм внимания, мотивация

Xu et al. 2015

Show, Attend and Tell:

Neural Image Caption Generation

with Visual Attention.

A woman is throwing a frisbee in a park.

A dog is standing on a hardwood floor.

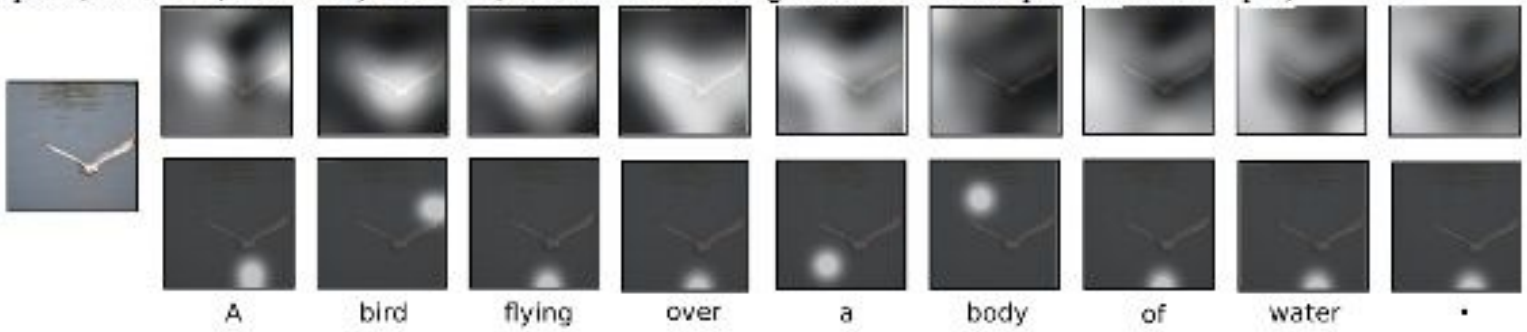
A little girl sitting on a bed with a teddy bear.

A group of people sitting on a boat in the water.

https://arxiv.org/abs/1502.03044

“Soft” vs “Hard” Attention

Figure 2. Attention over time. As the model generates each word, its attention changes to reflect the relevant parts of the image. “soft” (top row) vs “hard” (bottom row) attention. (Note that both models generated the same captions in this example.)



Soft vs Hard Attention

Hard

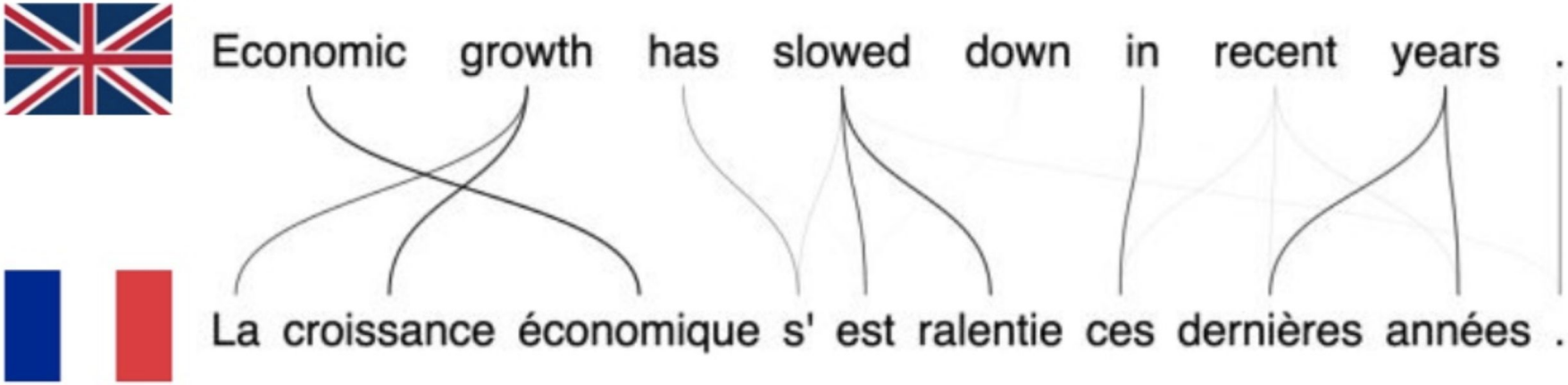
1. Выбор одной/n областей
2. Получаем сэмплингом из softmax
3. Не дифференцируем
4. Нужно учить с помощью RL
5. А значит тяжело учится

Soft

1. Взвешенная сумма областей
2. Дифференцируемый
3. А значит обучаем через backprop

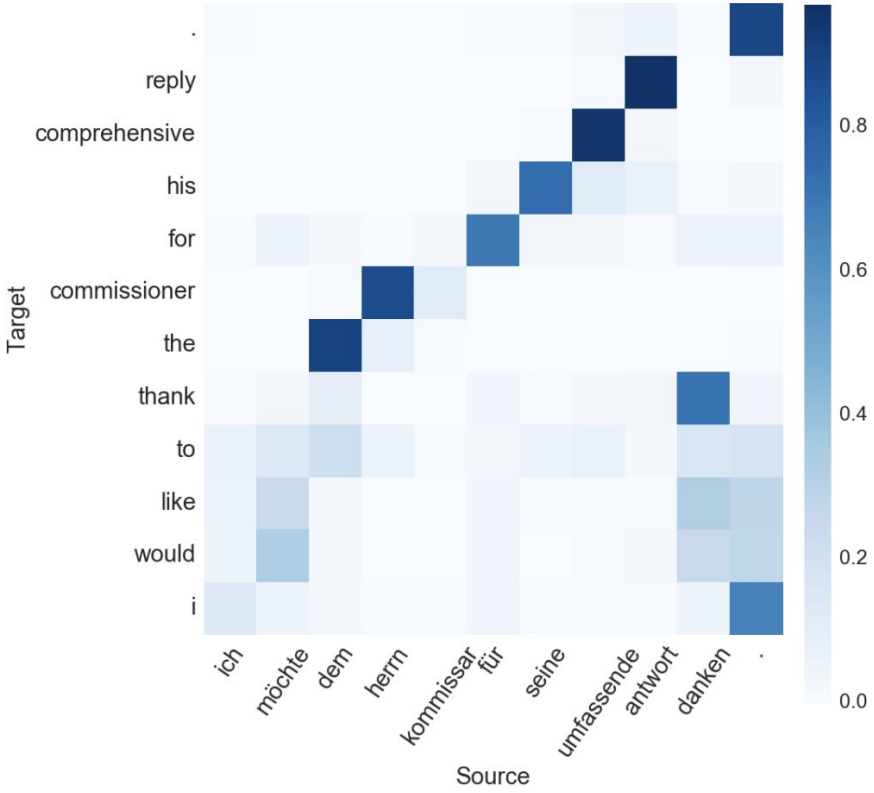
Механизм внимания, мотивация

В случае машинного перевода

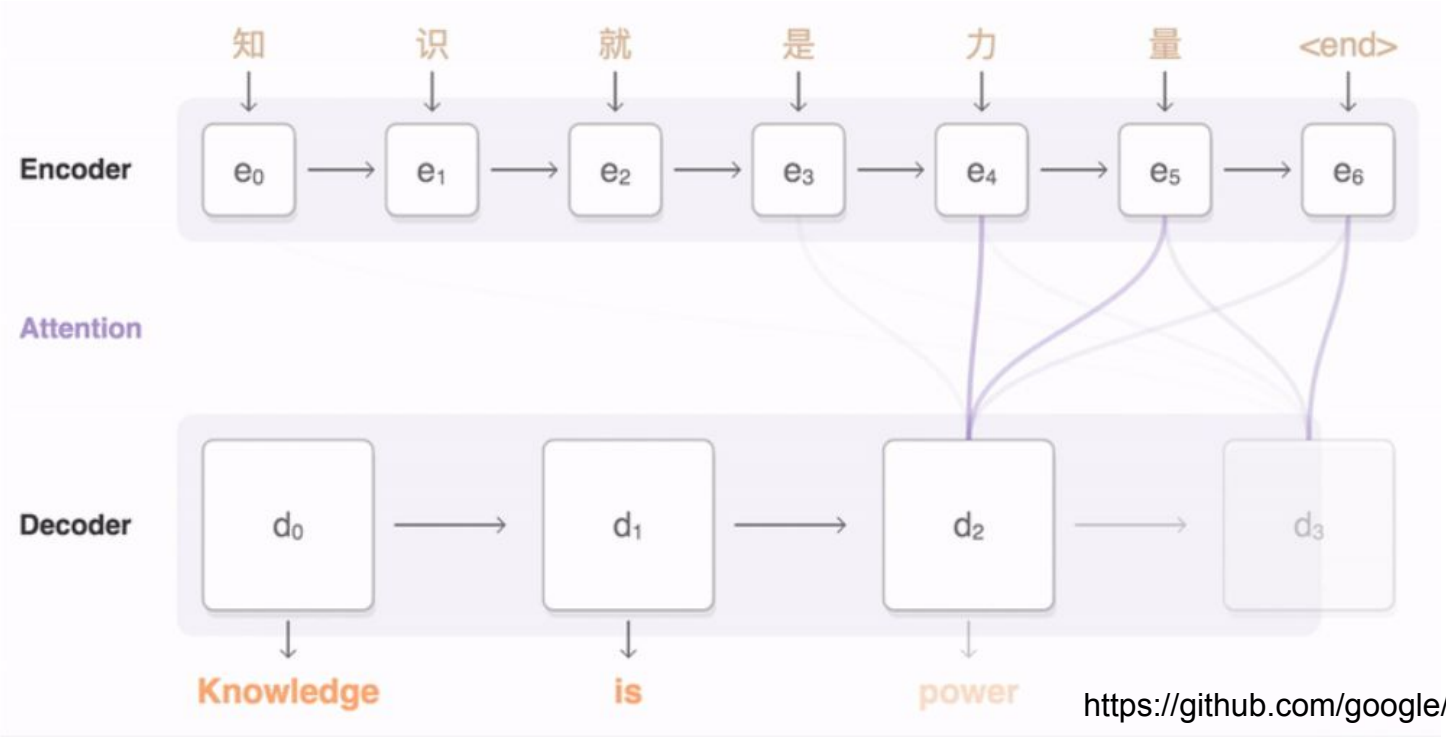


(Edge thicknesses represent the attention weights found by the attention model)

Механизм внимания, alignment

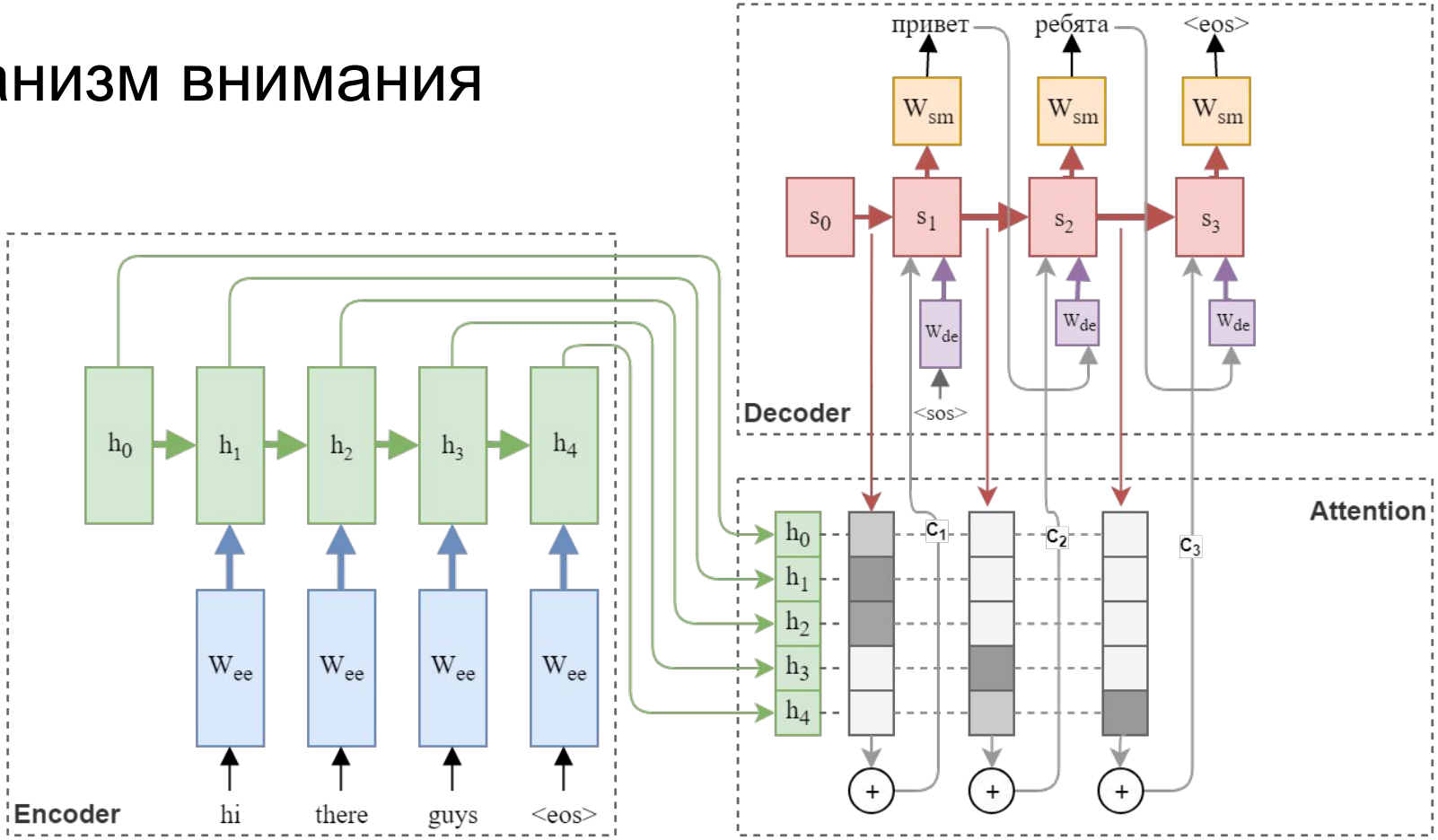


Механизм внимания, мотивация



https://github.com/google/seq2seq

Механизм внимания



https://arxiv.org/pdf/1409.0473.pdf

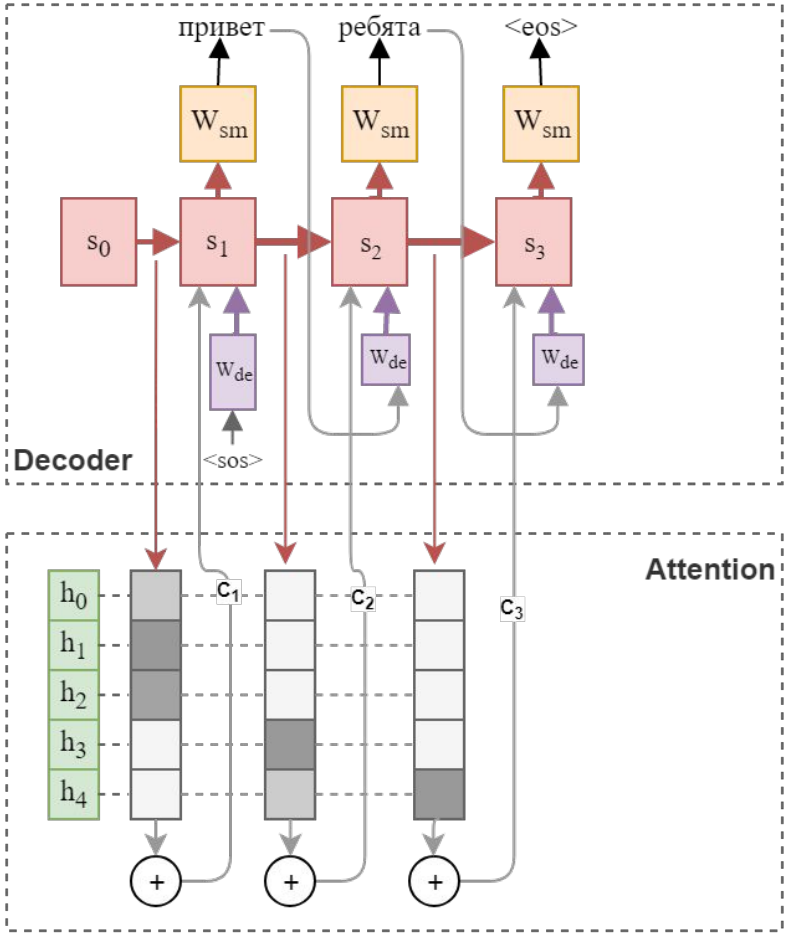
Механизм внимания

Bahdanau et al. 2014

$$c_i = \sum_{j=1}^{T_x} a_{ij} h_j$$

$$a_{ij} = \frac{exp(e_{ij}))}{\sum_{k=1}^{T_x} exp(e_{ik})}$$

$$e_{ij} = attention(s_{i-1}, h_j)$$

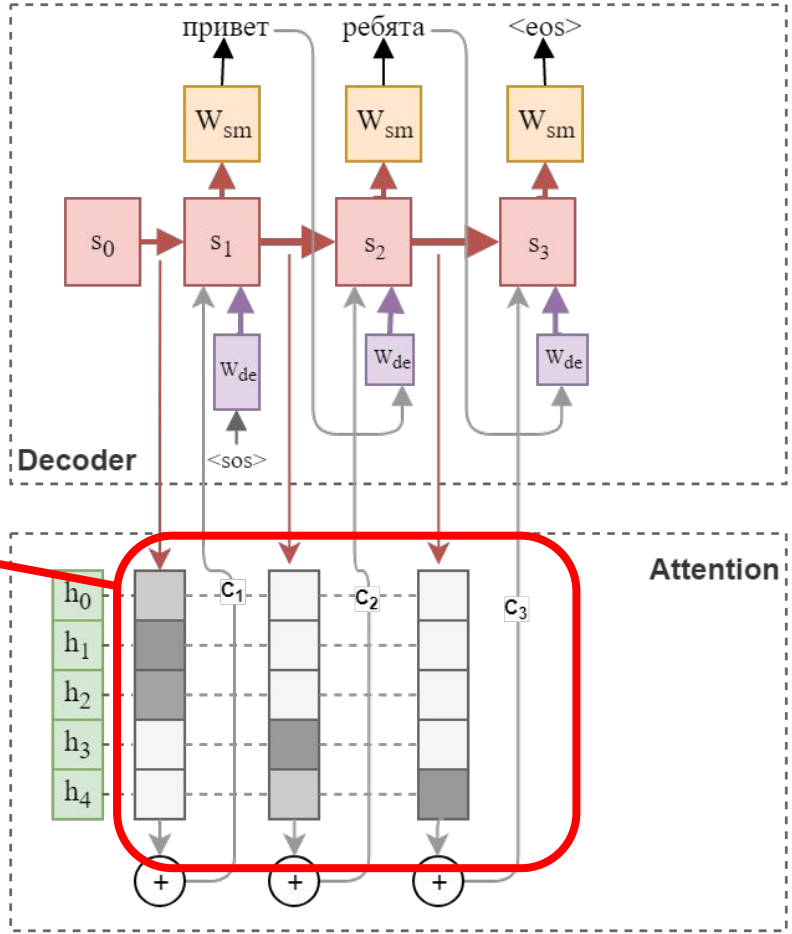


https://arxiv.org/pdf/1409.0473.pdf

Механизм внимания

Bahdanau et al. 2014

Карта внимания или alignment слов



https://arxiv.org/pdf/1409.0473.pdf

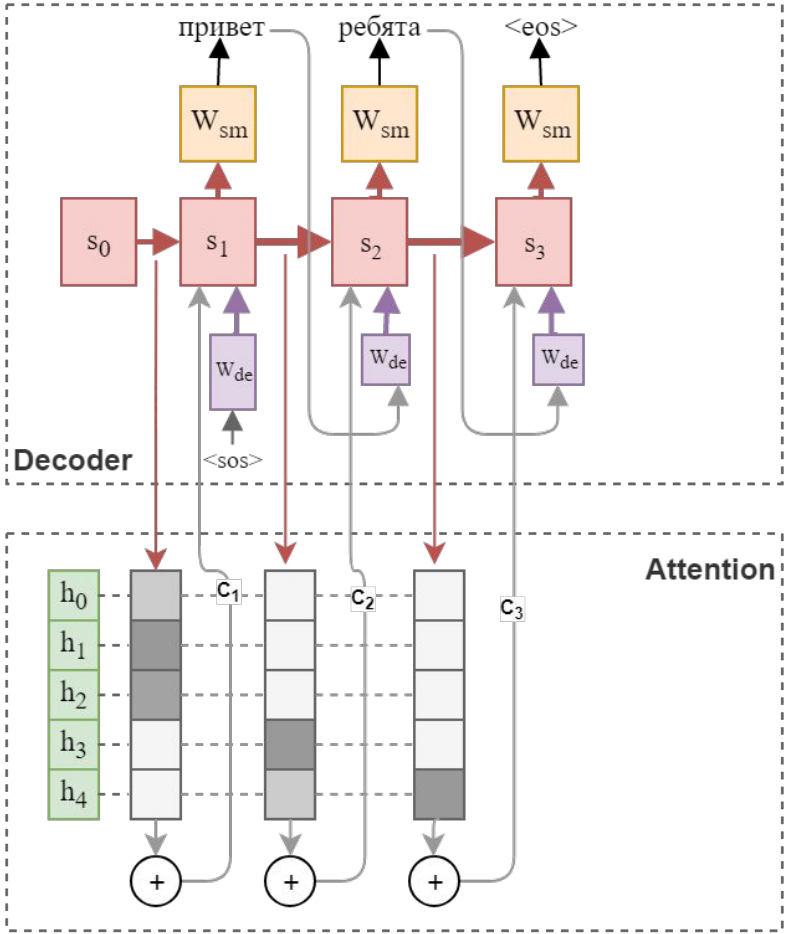
Механизм внимания

Bahdanau et al. 2014

$$c_i = \sum_{j=1}^{T_x} a_{ij} h_j$$

$$a_{ij} = \frac{exp(e_{ij}))}{\sum_{k=1}^{T_x} exp(e_{ik})}$$

$$e_{ij} = attention(s_{i-1}, h_j)$$



https://arxiv.org/pdf/1409.0473.pdf

Attention function

$$attention(s, h) = \begin{cases} h^{\intercal} * s \\ h^{\intercal} * W_a * s \\ v_a^{\intercal} * \tanh(W_a[h; s]) \end{cases}$$

Dot Product

General

Additive

Практические нюансы

1. Wordpiece models and character-based models
2. Pretrained embeddings
3. Multihead Attention
4. Teacher Forcing
5. Beam Search

Wordpiece models

Проблемы словаря

1. большой размер эмбеддингов и софтмакс слоя (сотни тысяч)
2. неизвестные слова при инференсе, приходится заменять на UNKNOWN токен

Решение

Давайте разбивать предложения на характерные части, которые меньше чем слово, но больше чем буква.

Идея пришла из сегментации корейских и японских предложений, где нет явной границы между словами.

Pretrained embeddings

Wordpiece models, BPE - byte-pair encoding

Text: $T = \text{ABABCDEBDEFABDEABC}$

$\downarrow$ AB→G

GGCDEBDEFGDEGC

$\downarrow$ DE→H

GGCHBHFGHGC

$\downarrow$ GC→I

GIHBHFGHI

$X_1 = \mathbf{A};$

$X_2 = \mathbf{B};$

$X_3 = \mathbf{C};$

$X_4 = \mathbf{D};$

$X_5 = \mathbf{E};$

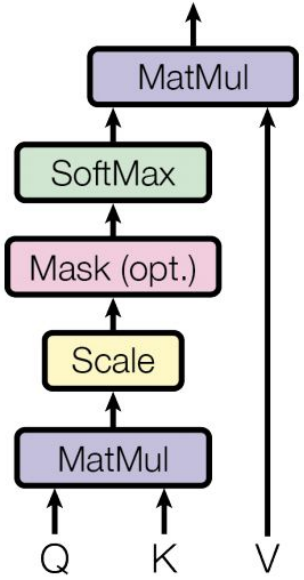
$X_6 = \mathbf{F};$

$X_7 = X_1 \cdot X_2$

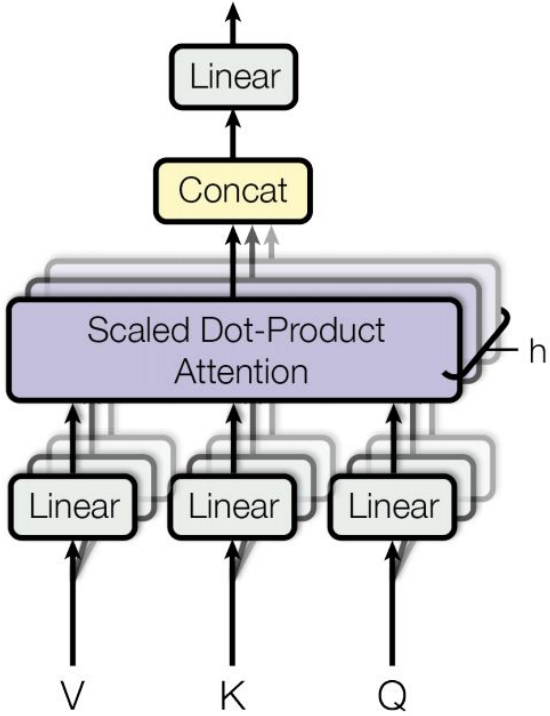
$X_8 = X_4 \cdot X_5$

Multihead Attention

Scaled Dot-Product Attention



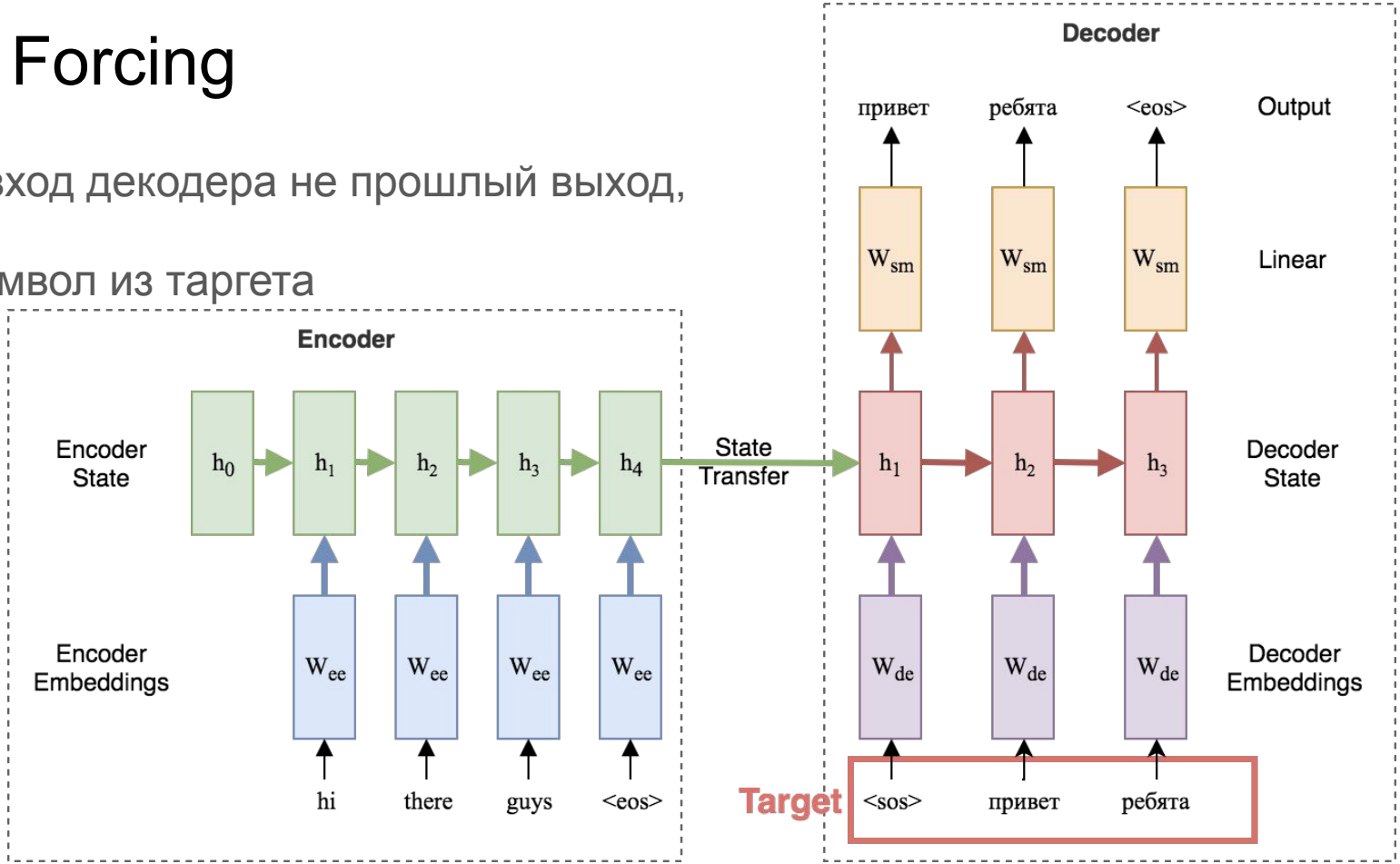
Multi-Head Attention



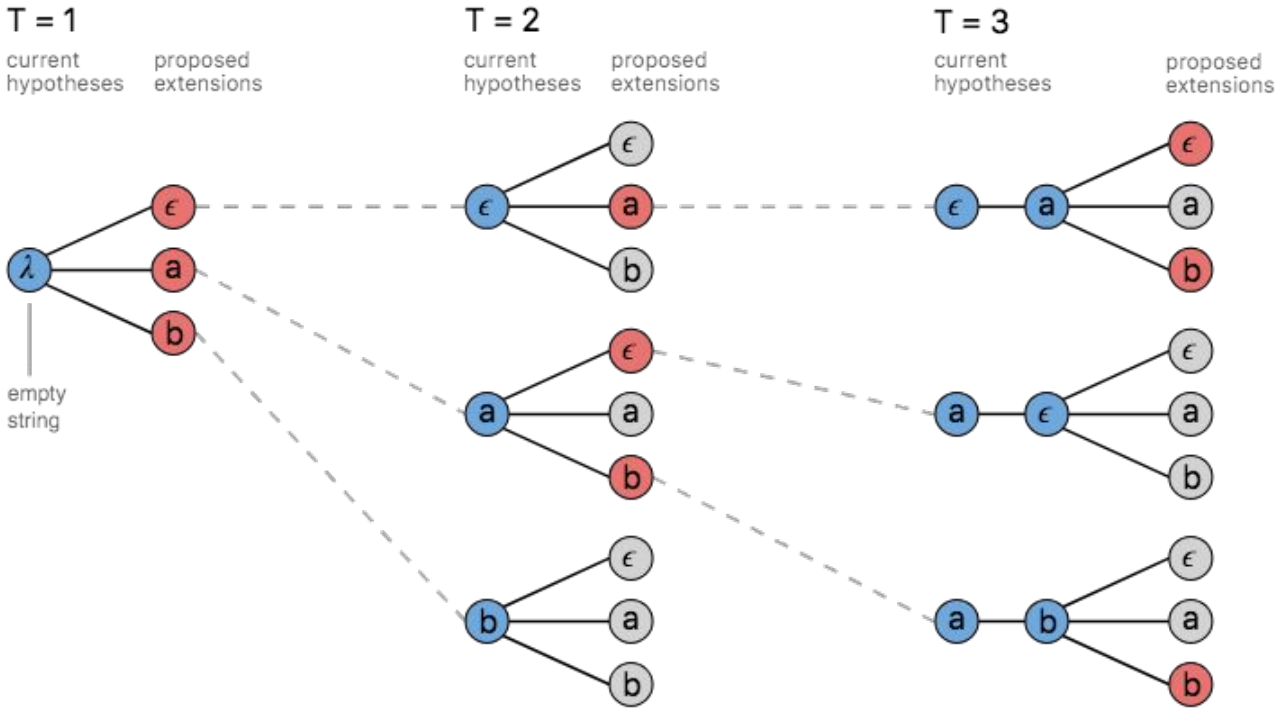
Teacher Forcing

Подаем на вход декодера не прошлый выход,

а верный символ из таргета



Beam Search


T = 1
current hypotheses
proposed extensions
T = 2
current hypotheses
proposed extensions
T = 3
current hypotheses
proposed extensions
empty string

Beyond attention

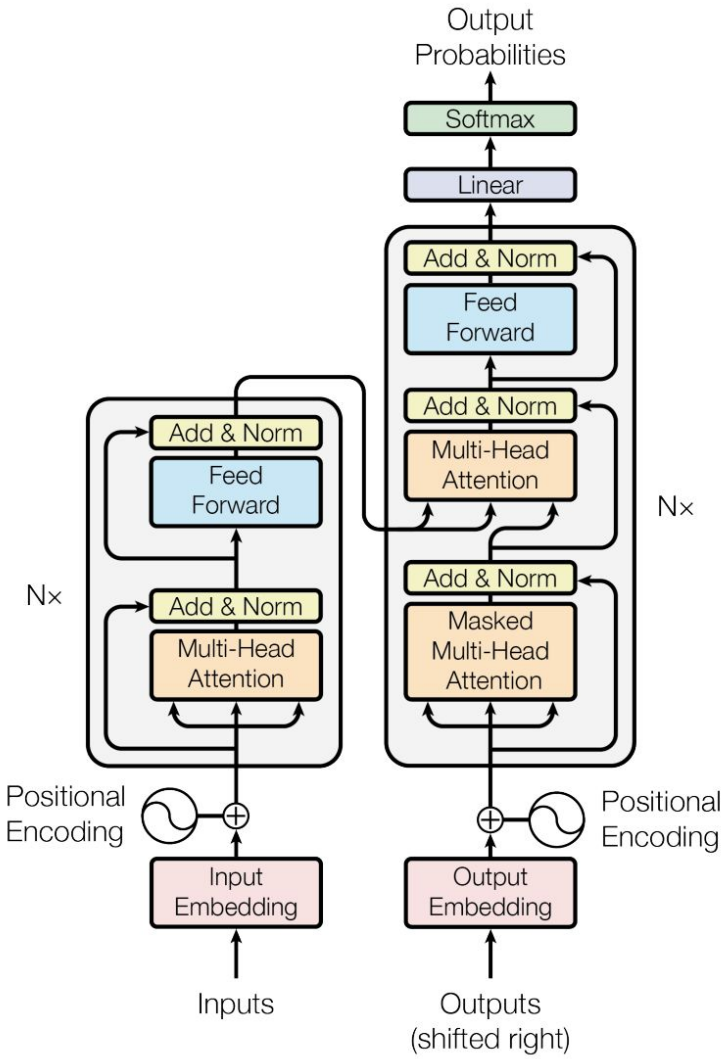
- Attention позволяет построить текущее состояние с учетом всего прошлого последовательности.
- Одинаково хорошо учитывает данные как из далекого прошлого, так и близкого.
- Как правило не содержит информации об относительном расположении определенных данных в последовательности, но это решаемо.
- Зачем тогда RNN, которая обновляет стейт последовательно и потому хуже учитывает далекое прошлое?

Transformer

Attention is all you need, Vaswani et al. 2017

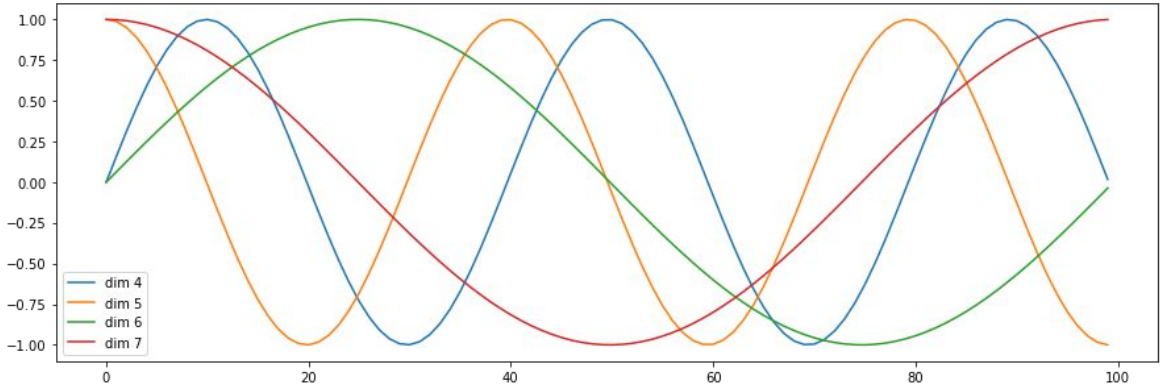
https://arxiv.org/abs/1706.03762

Self-attention instead of recurrence



Positional encoding

1. Sinusoidal encoding



2. Learned positional embeddings. Position index -> embedding layer -> vector

Что ещё посмотреть?

- https://distill.pub/2016/augmented-rnns/
- https://lilianweng.github.io/lil-log/2018/06/24/attention-attention.html
- https://pytorch.org/tutorials/intermediate/seq2seq_translation_tutorial.html
- https://nlp.stanford.edu/pubs/emnlp15_attn.pdf
- https://www.youtube.com/watch?v=IxQtK2SjWWM (Stanford Deep NLP)