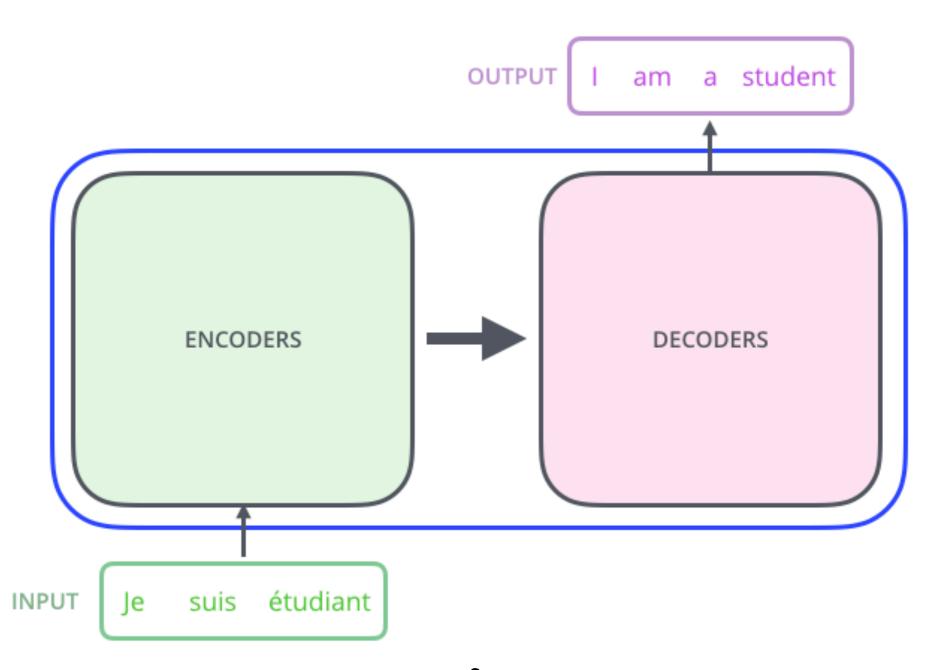
Глубинное обучение

Обработка естественного языка: pre-trained Transformers

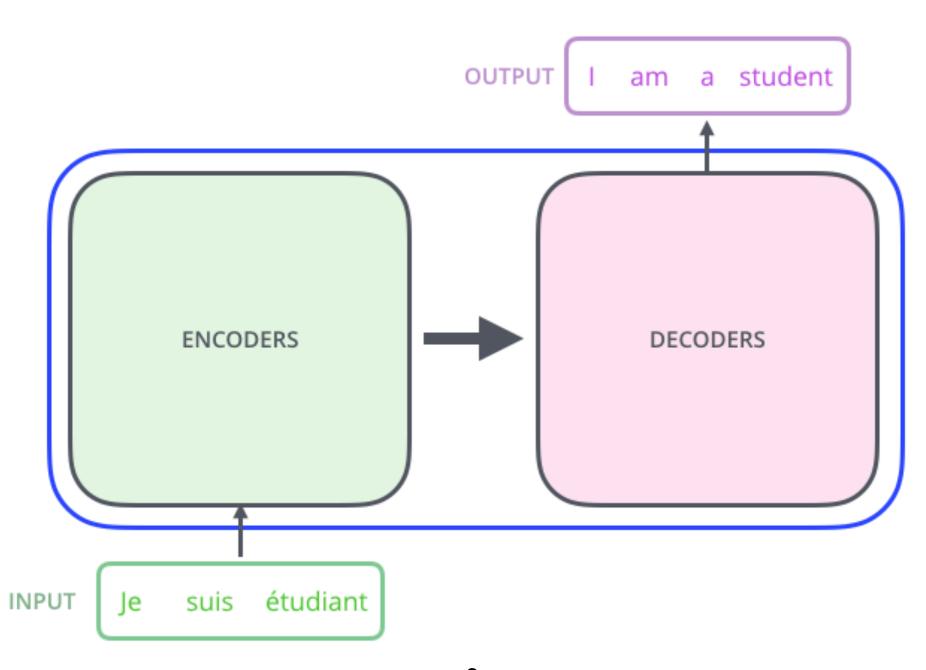
Если есть обученный для перевода Transformer, то:

- Encoder: выучил хорошие признаки для слов на языке входа
- Decoder: выучил хорошие признаки для слов на языке выхода

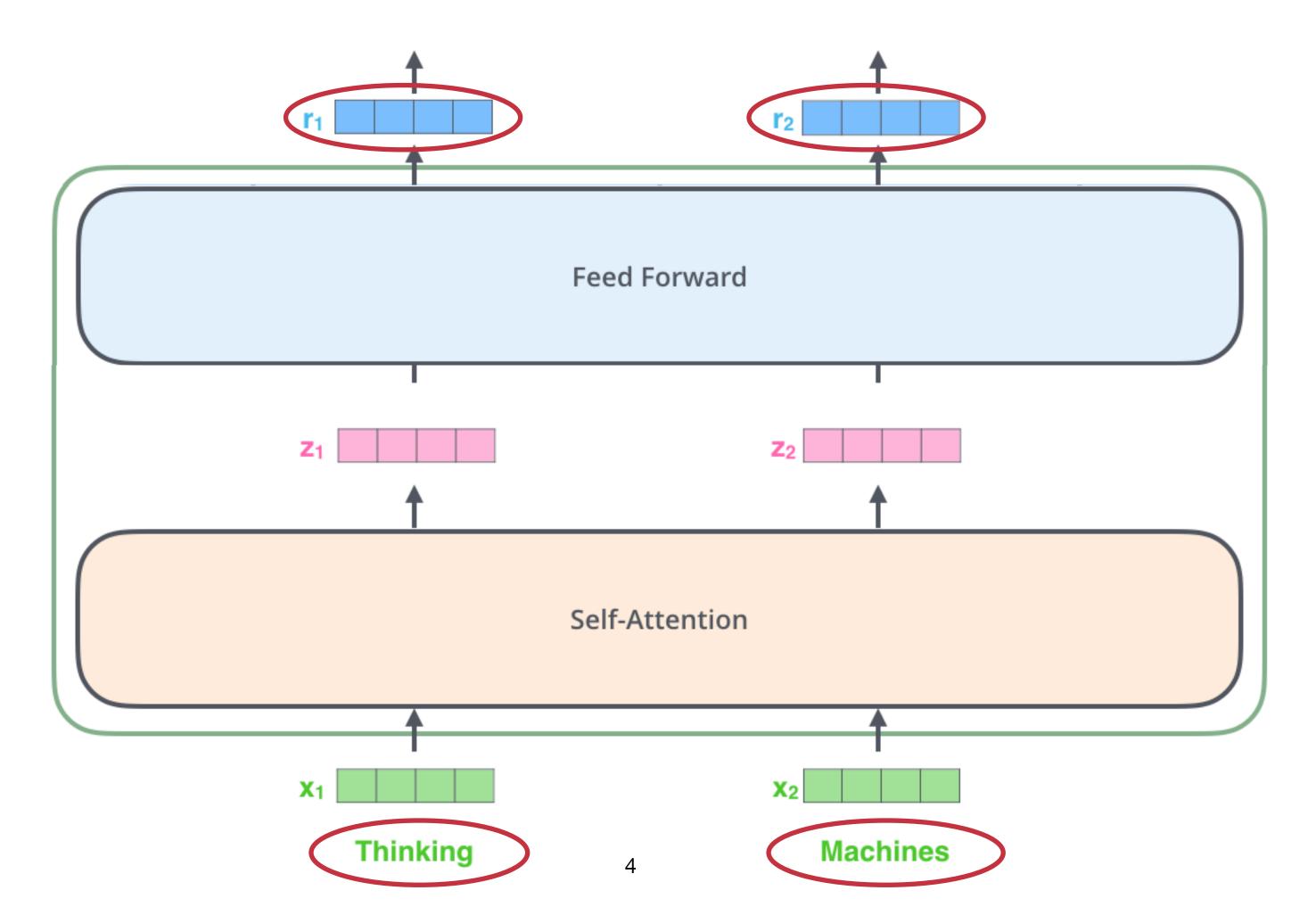


Если есть обученный для перевода Transformer, то:

- Encoder: выучил хорошие признаки для слов на языке входа
- Decoder: выучил хорошие признаки для слов на языке выхода



Для каждого слова Transformer block выдает эмбеддинг, зависящий от всего контекста

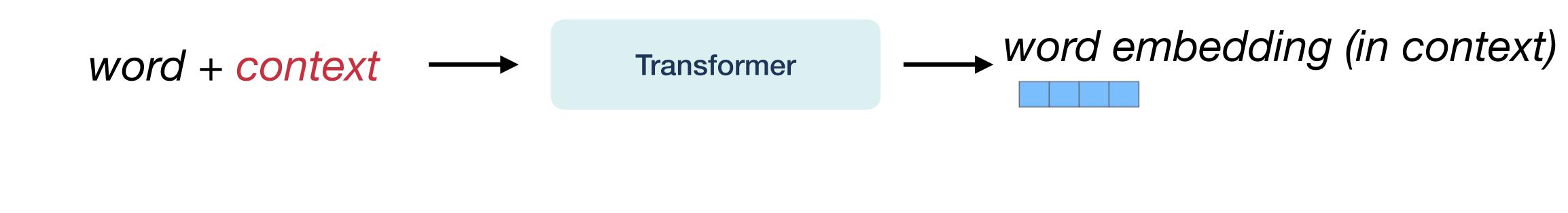


Для каждого слова Transformer block выдает эмбеддинг, зависящий от всего контекста

- это верно и для train, и для inference

Word2vec: обучаются с учетом контекста, используются независимо

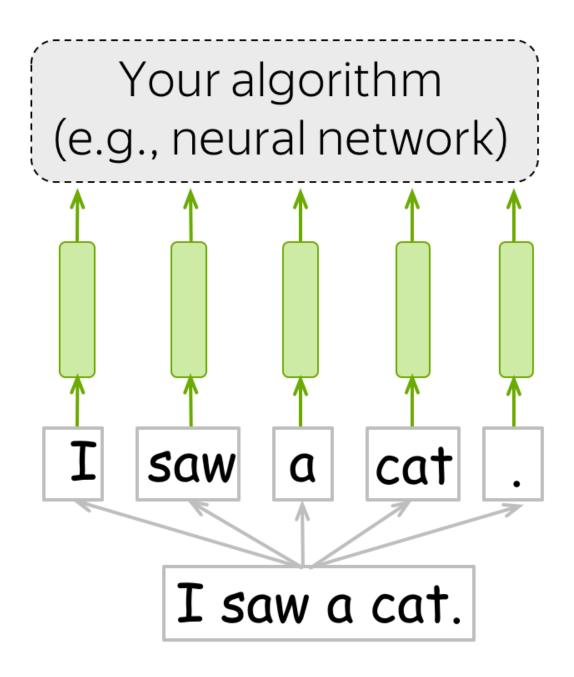
Inference:



word — Word2Vec — word embedding

Inference: "plane" embedding (in context 1) A plane crash **Transformer** "plane" embedding (in context 2) A plane surface ---**Transformer** "plane" embedding (equal for both contexts) A plane crash / Word2Vec A plane surface

Как мы используем эмбеддинги?



Any algorithm for solving a task

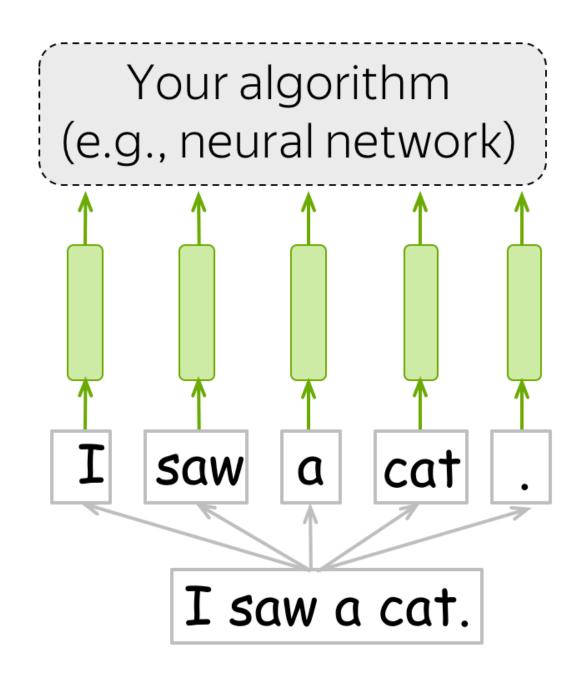
Word representation - vector (input for your model/algorithm)

Sequence of tokens

Text (your input)

Основная идея: взять предобученные эмбеддинги (преобученный Transformer) и дообучить на нужную задачу (возможно, с добавлением "головы")

Pre-train + Fine-tune (Transfer Learning)



Any algorithm for solving a task

Word representation - vector (input for your model/algorithm)

Sequence of tokens

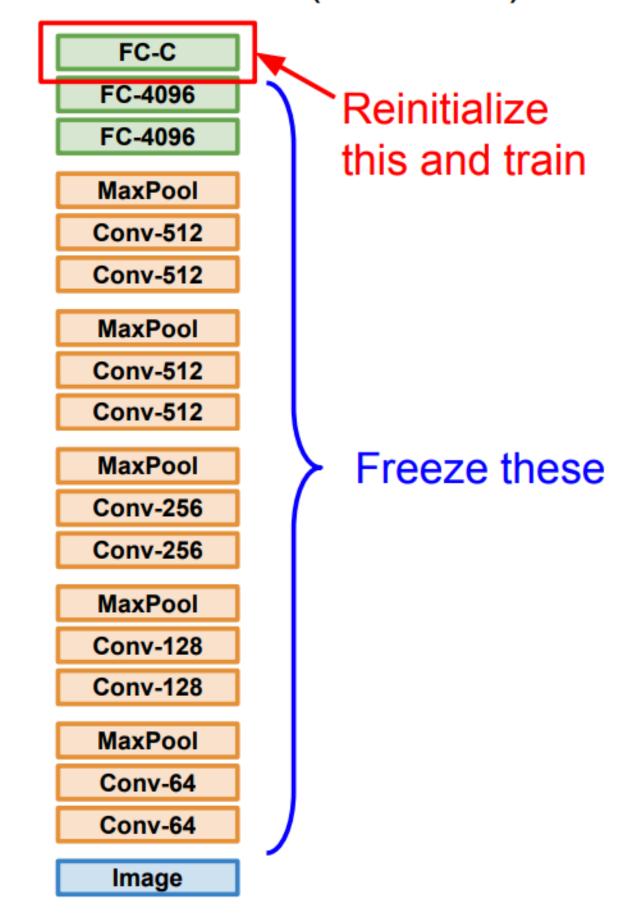
Text (your input)

Pre-train + Fine-tune (Transfer Learning) в Computer Vision:

1. Train on Imagenet

FC-1000 FC-4096 FC-4096 MaxPool Conv-512 Conv-512 MaxPool Conv-512 Conv-512 MaxPool Conv-256 Conv-256 MaxPool Conv-128 Conv-128 MaxPool Conv-64 Conv-64 Image

2. Small Dataset (C classes)



Generative Pre-Training

Архитектура: Transformer Decoder

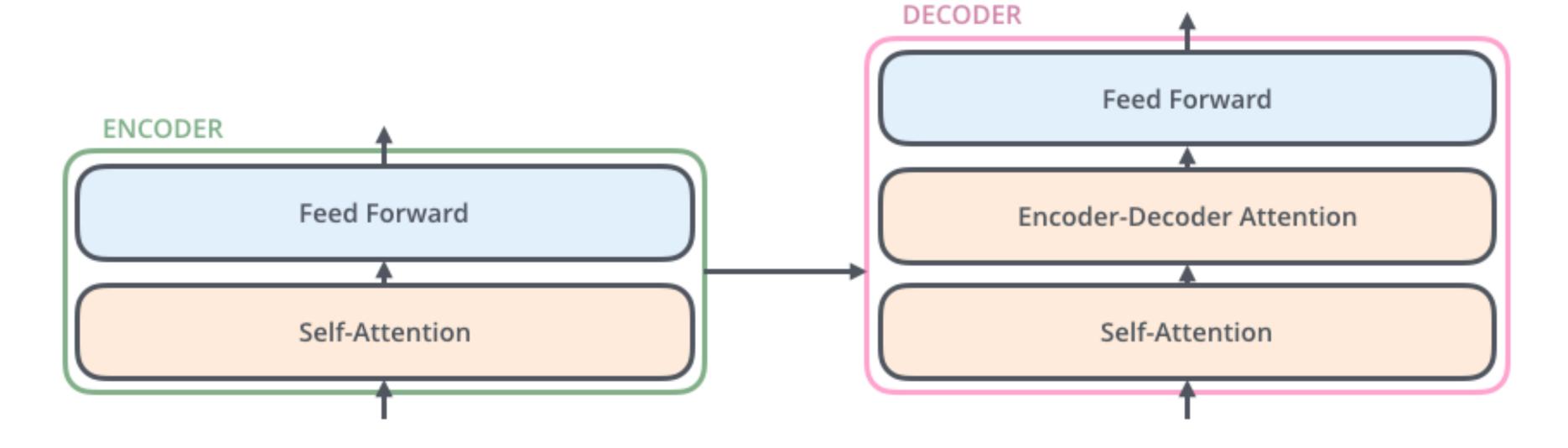
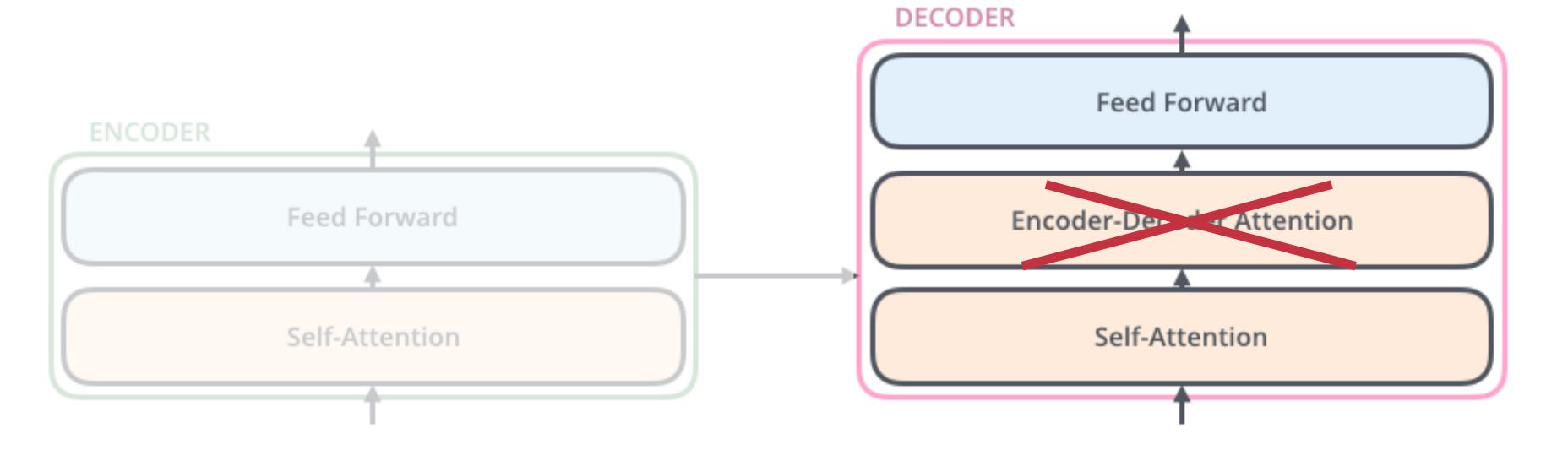


Image credit

Generative Pre-Training

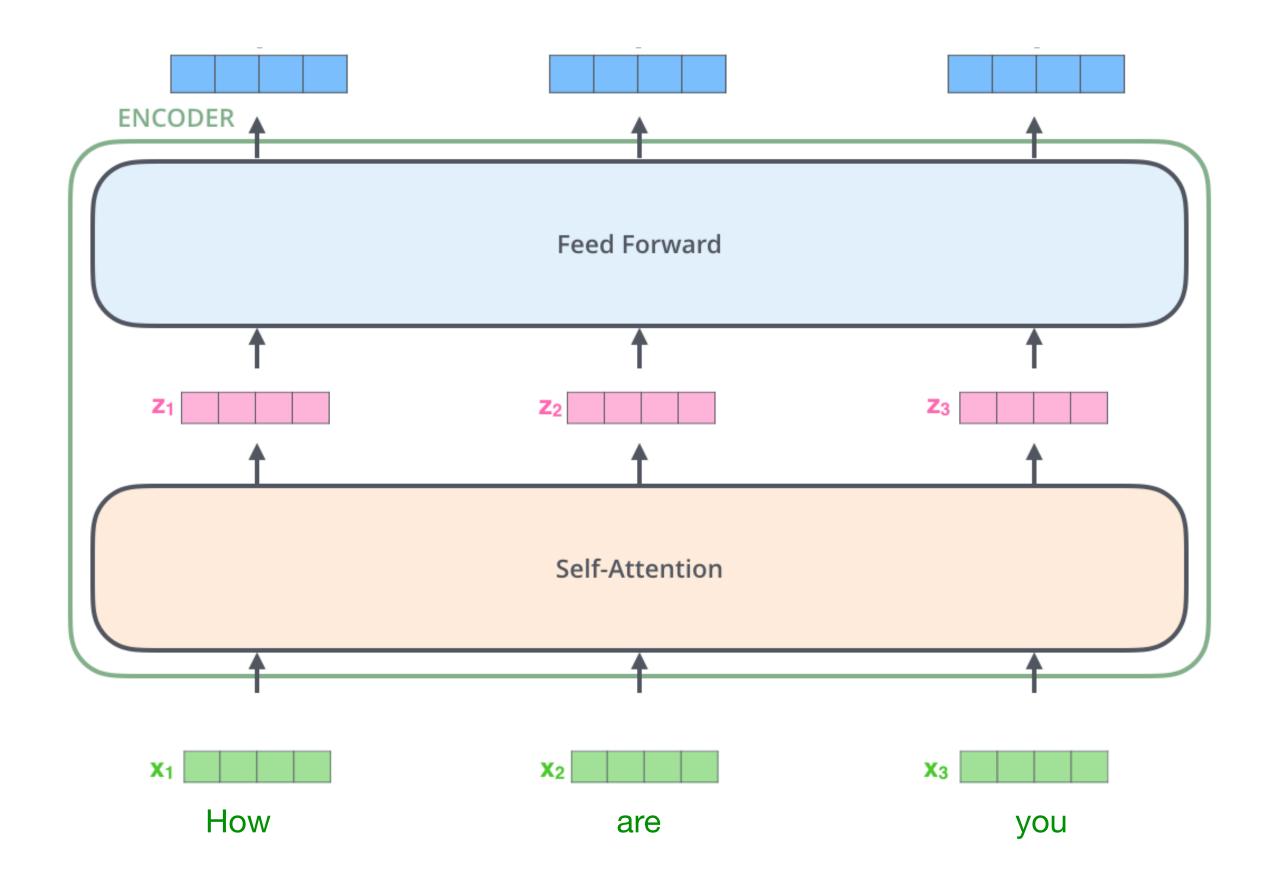
Архитектура: Transformer Decoder



13

<u>Image credit</u>

Inference

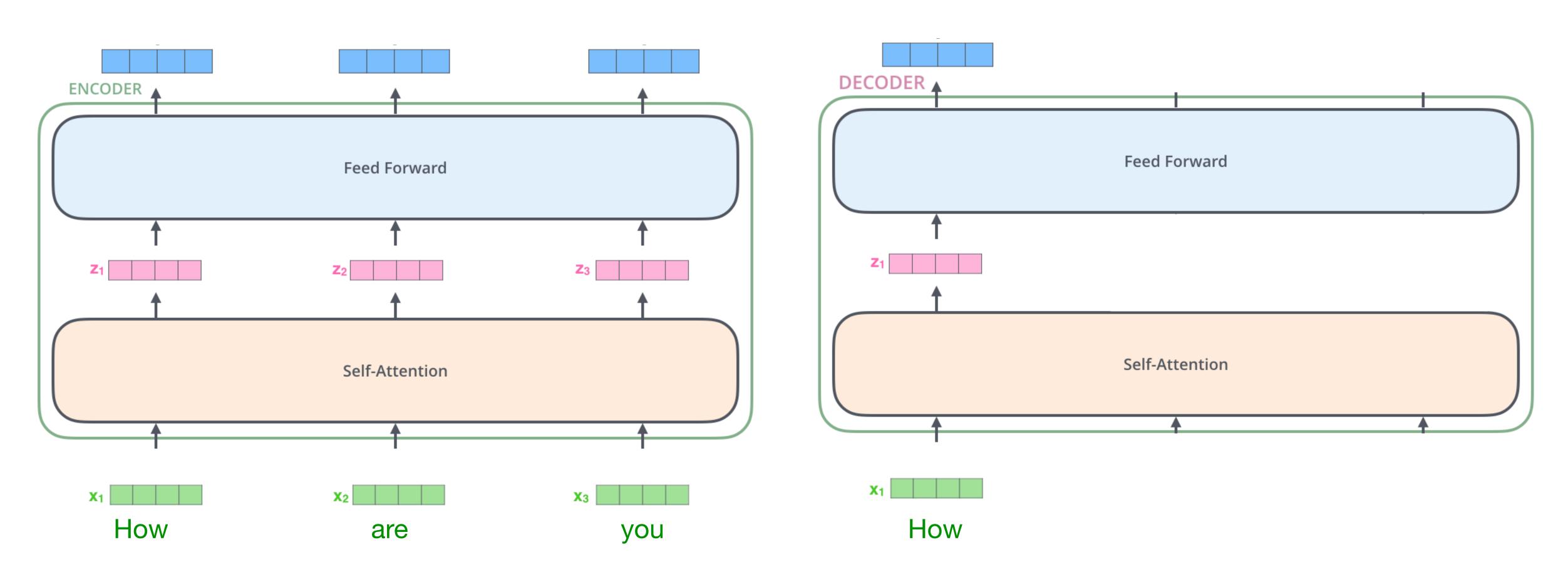


Encoder: одновременно обрабатываем

Decoder step 1

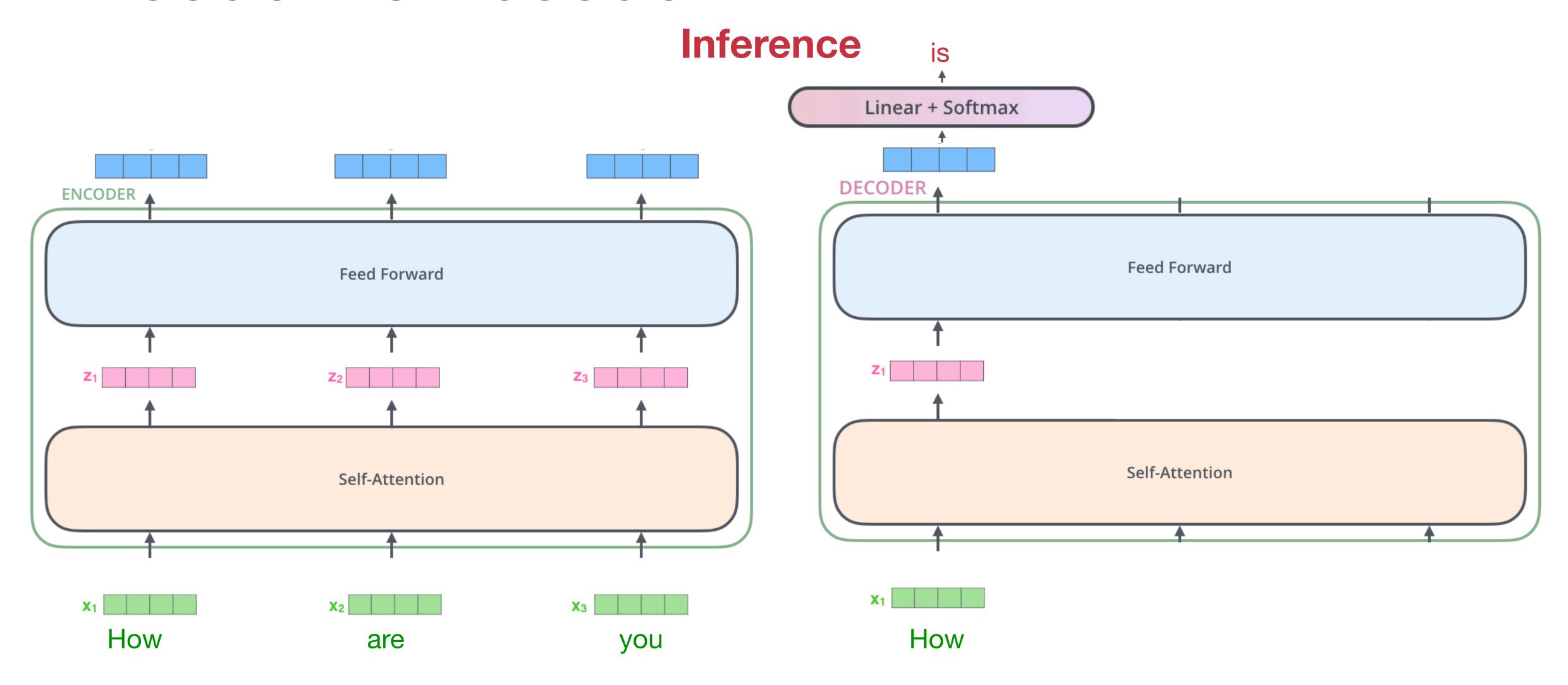
Encoder vs Decoder

Inference



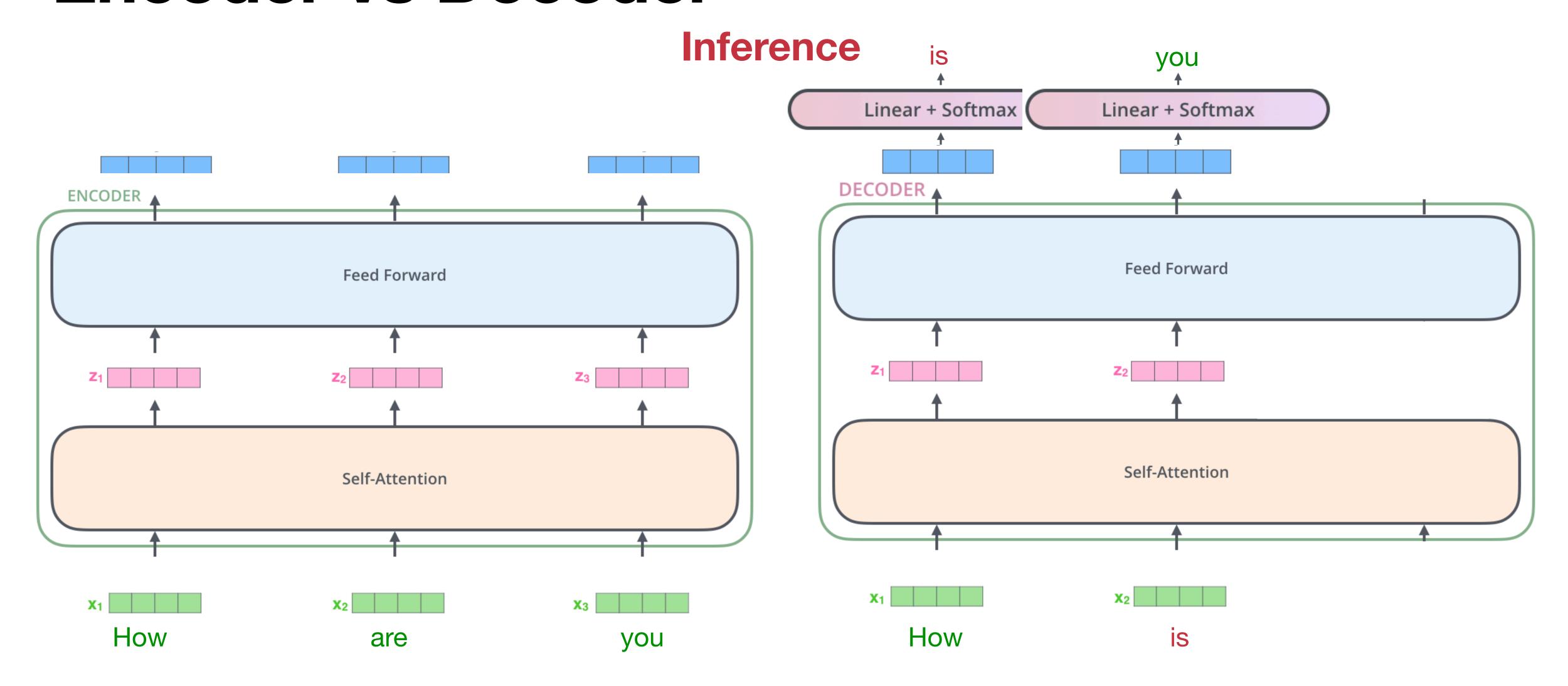
Encoder: одновременно обрабатываем 15

Decoder step 1



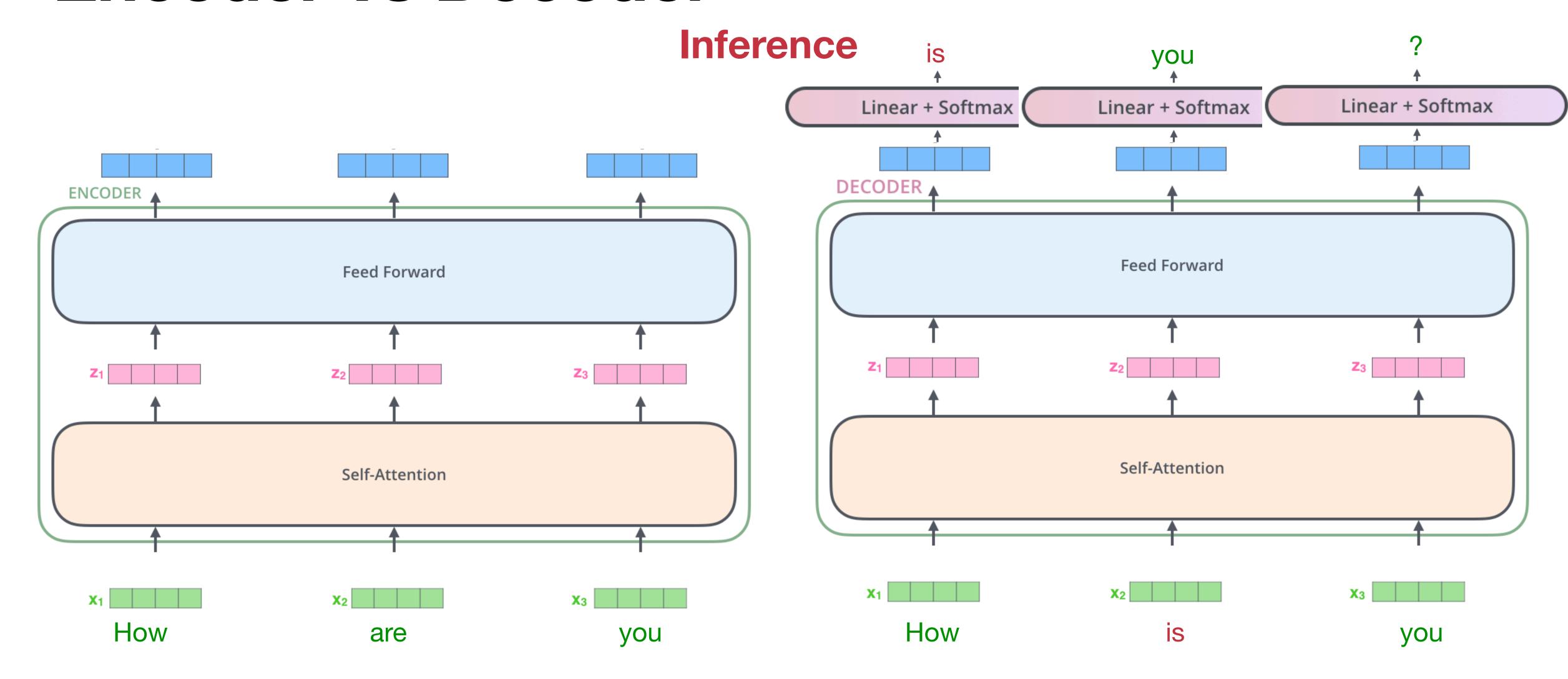
Encoder: одновременно обрабатываем

Decoder step 2



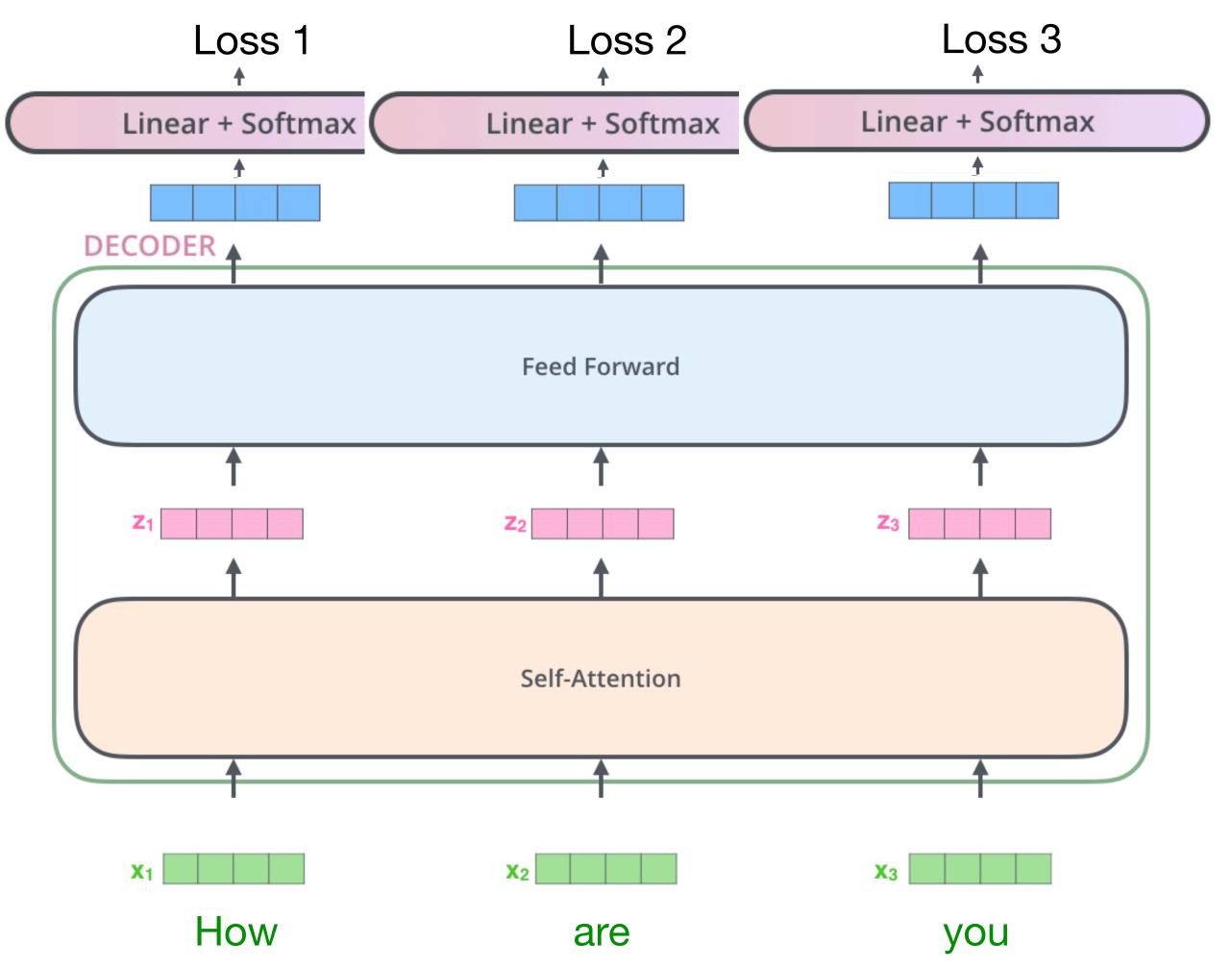
Encoder: одновременно обрабатываем

Decoder step 3



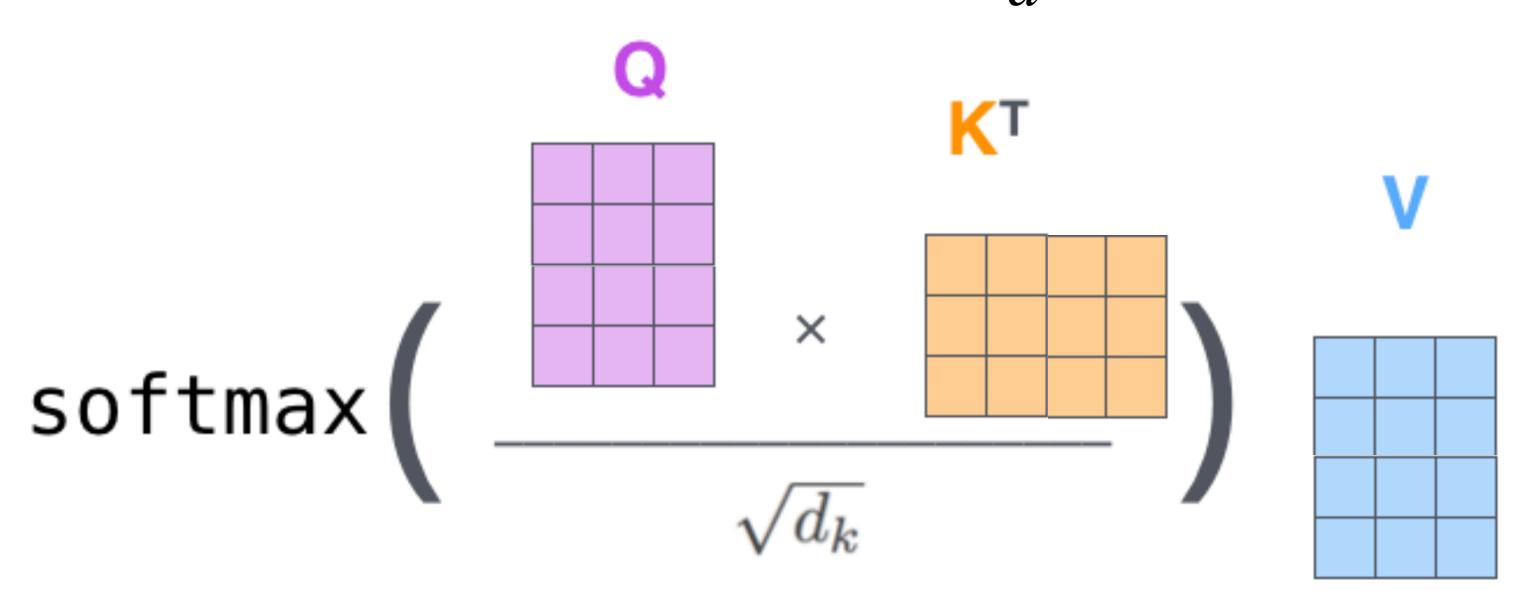
Encoder: одновременно обрабатываем 18

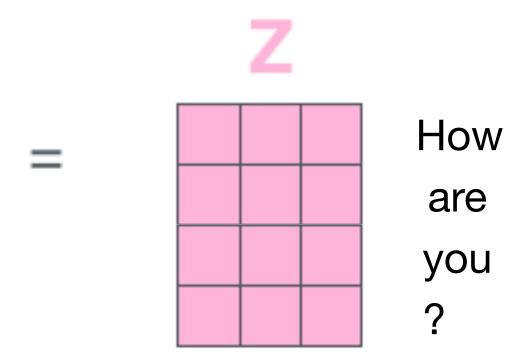
Train



Decoder: можно посчитать одновременно

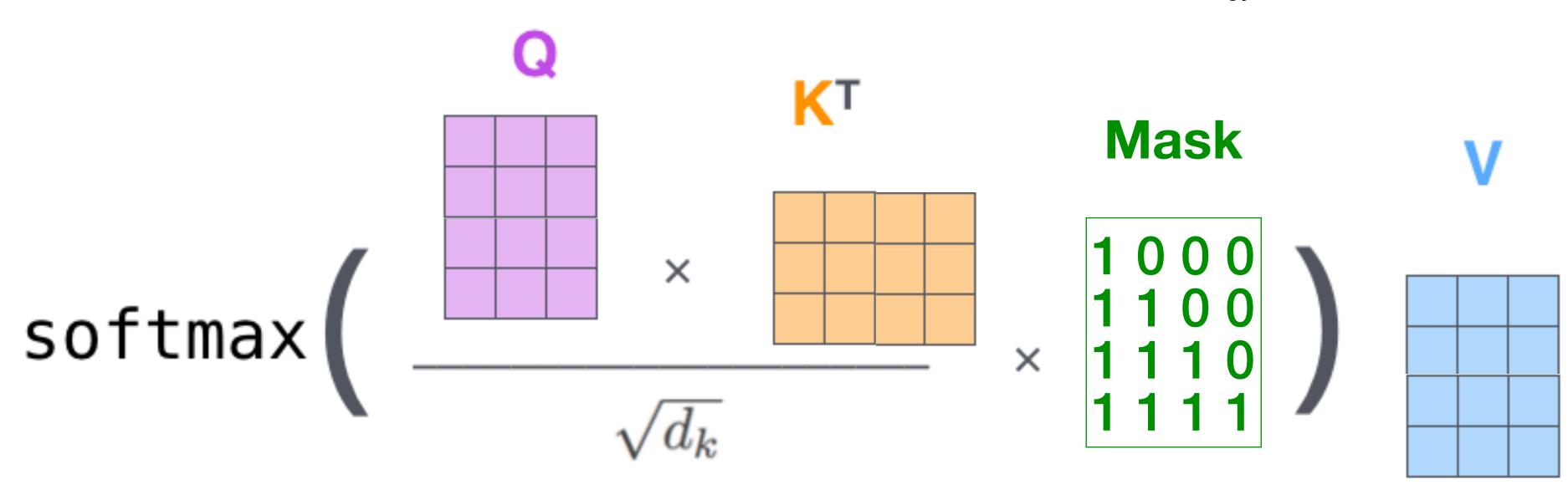
Encoder self-attention: $attention = softmax(\frac{QK^T}{d})V$

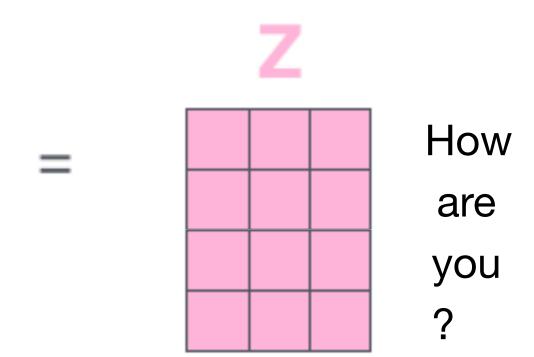




Decoder (masked) self-attention:

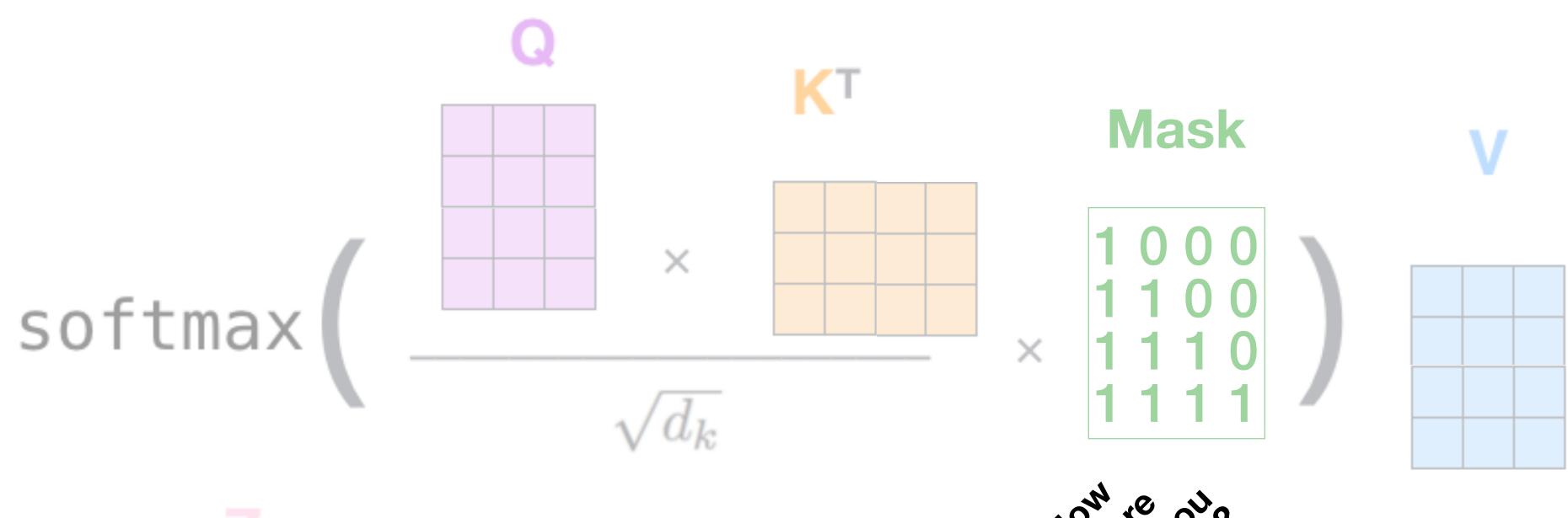
$$attention = softmax(\frac{QK^T + Mask}{d})V$$

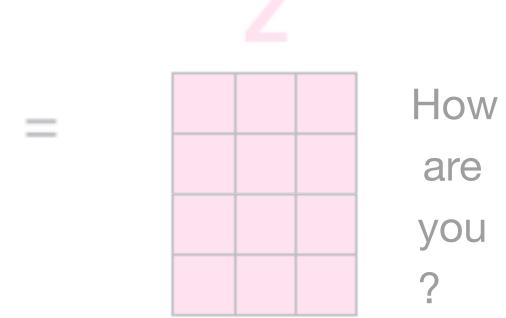


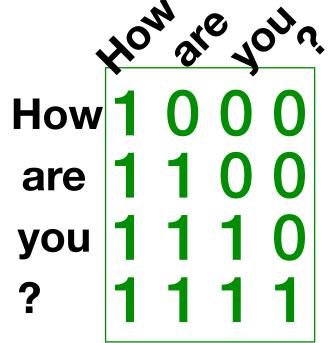


Decoder (masked) self-attention:

$$attention = softmax(\frac{QK^T + Mask}{d})V$$

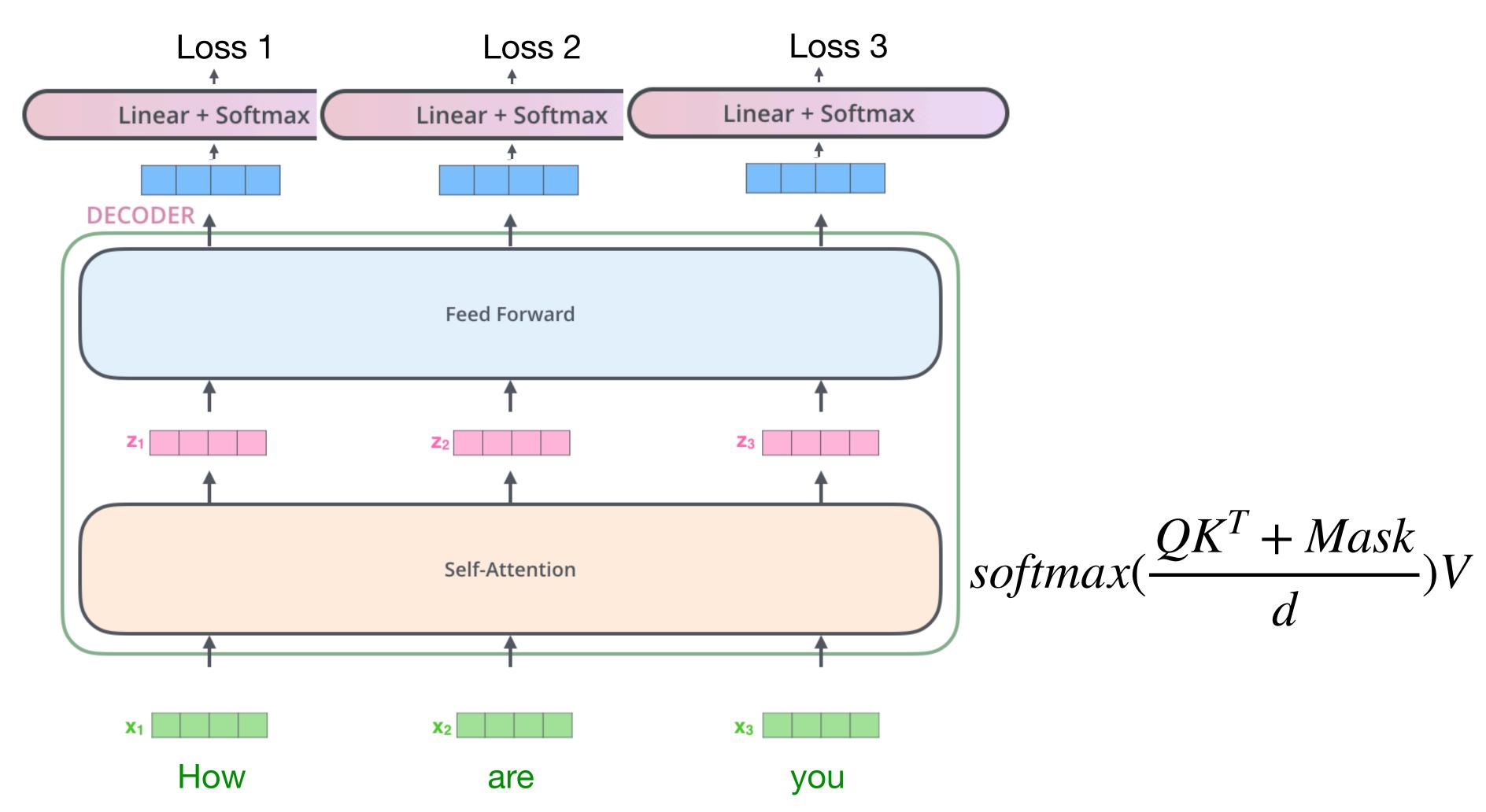






Masked Attention не будет смотреть вперед

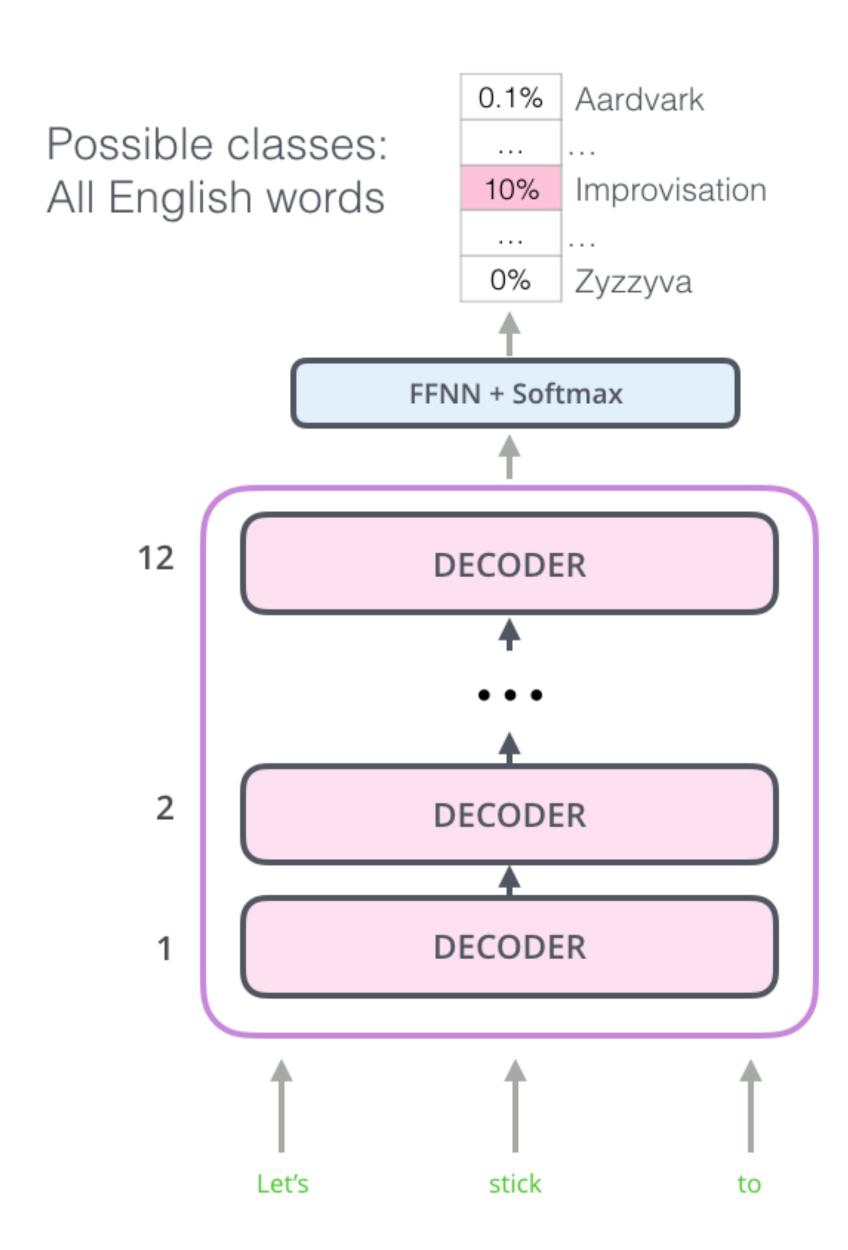
Train



Decoder: можно посчитать одновременно

Generative Pre-Training

Архитектура: Transformer Decoder



24 <u>Image credit</u>

Generative Pre-Training

Архитектура: Transformer Decoder

Данные: тексты книг (BookCorpus)

- + Разнообразие
- + Большой объем

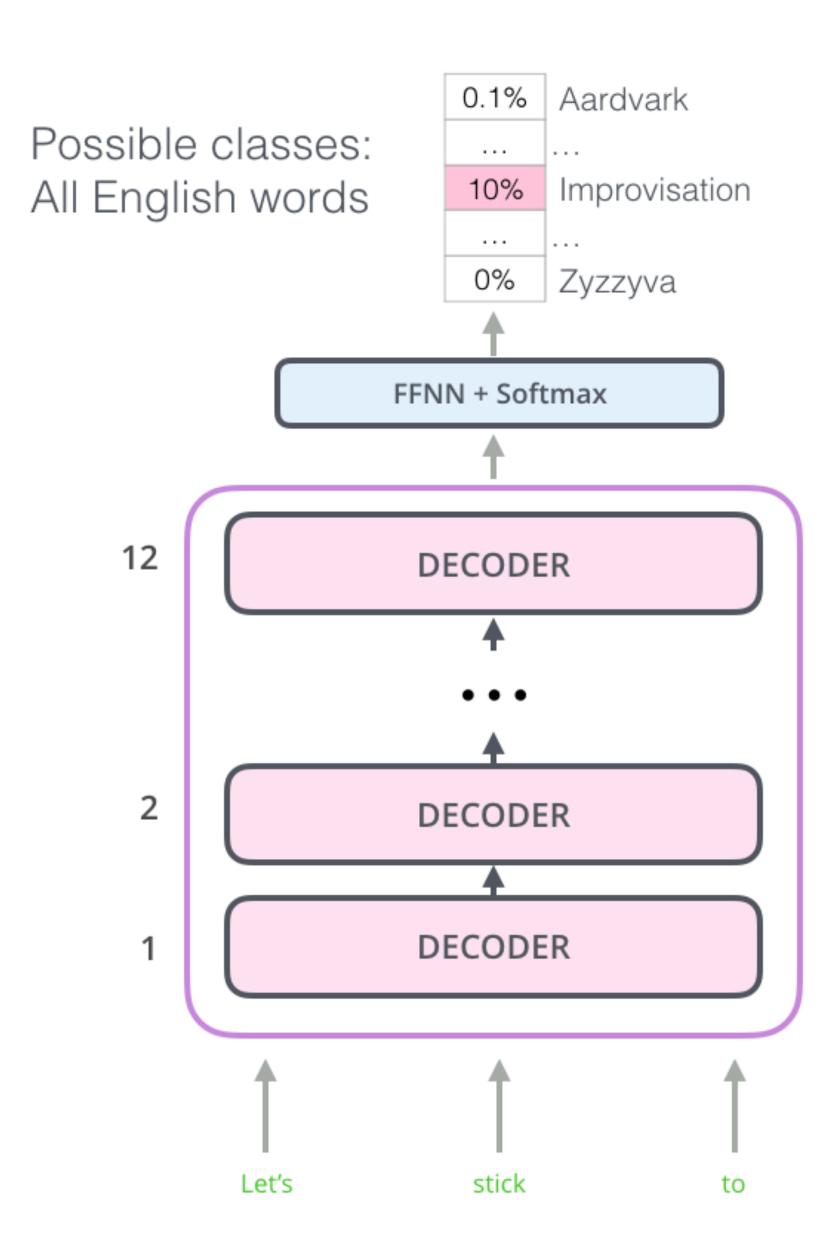


Image credit

Generative Pre-Training

Архитектура: Transformer Decoder

Данные: тексты книг (BookCorpus)

Задача для обучения: Language Modeling

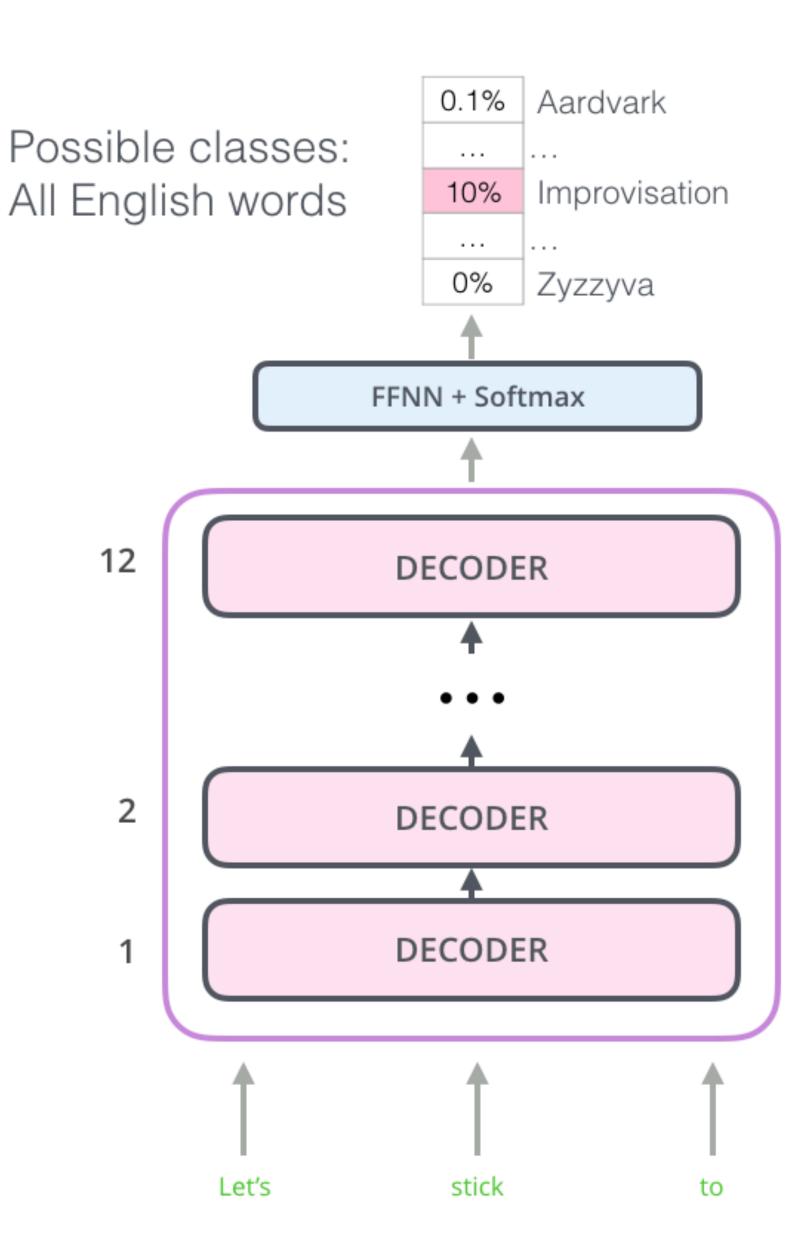
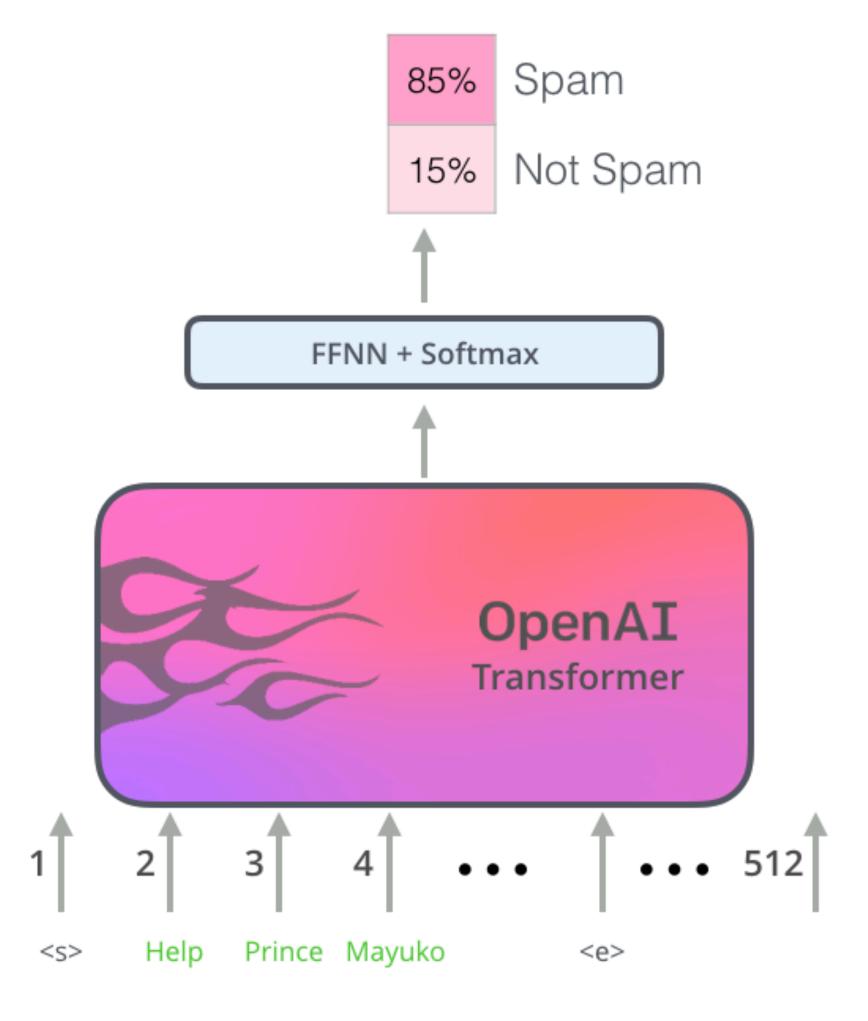


Image credit

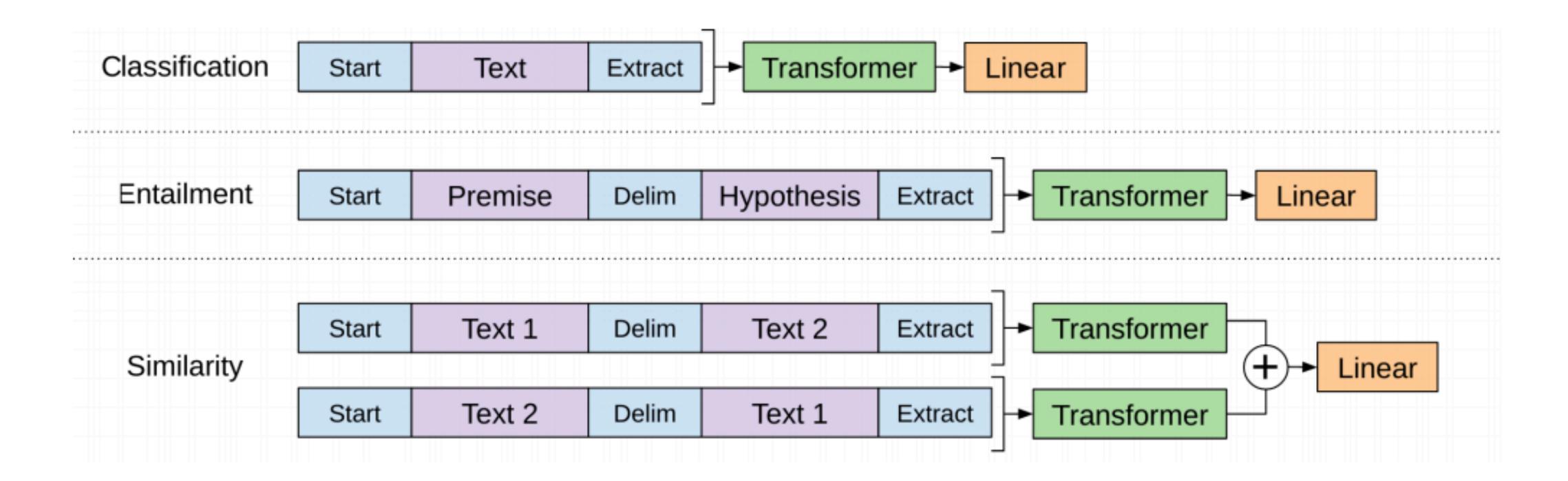
Как использовать?



27 <u>Image credit</u>

Как использовать?

Для разных задач - разный формат входа



х10 параметров

х10 данных

Как использовать? zero-shot task transfer

Нет дообучения на новую задачу (fine-tuning)

Форматируем input, чтобы была понятна задача

Input

GPT-2

Форматируем input, чтобы была понятна задача

Пример: задача суммаризации

Article: Amina Ali Qassim is sitting with her youngest grandchild on her lap, wiping away tears with her headscarf. Only a few months old, this is the baby girl whose ears she desperately tried to cover the night the aerial bombardment started. She lay awake, she says, in a village mosque on the Yemeni island of Birim, counting explosions as the baby cried.

It could have been worse though. They could have still been in their house when the first missile landed.

"Our neighbor shouted to my husband 'you have to leave, they're coming.' And we just ran. As soon as we left the house, the first missile fell right by it and then a second on it. It burned everything to the ground," Qassim tells us

•••

TL;DR:

Input

GPT-2

Форматируем input, чтобы была понятна задача

Пример: задача суммаризации

Article: Amina Ali Qassim is sitting with her youngest grandchild on her lap, wiping away tears with her headscarf. Only a few months old, this is the baby girl whose ears she desperately tried to cover the night the aerial bombardment started. She lay awake, she says, in a village mosque on the Yemeni island of Birim, counting explosions as the baby cried.

It could have been worse though. They could have still been in their house when the first missile landed.

"Our neighbor shouted to my husband 'you have to leave, they're coming.' And we just ran. As soon as we left the house, the first missile fell right by it and then a second on it. It burned everything to the ground," Qassim tells us

TL;DR: Yemen is in the middle of a civil war. Saudi Arabia is leading the coalition bombing campaign. It's been bombing Yemen for more than two months now.

GPT-2 prediction

Language Modeling (генерация текста)

Context (human-written): In a shocking finding, scientist discovered a herd of unicorns living in a remote, previously unexplored valley, in the Andes Mountains. Even more surprising to the researchers was the fact that the unicorns spoke perfect English.

GPT-2: The scientist named the population, after their distinctive horn, Ovid's Unicorn. These four-horned, silver-white unicorns were previously unknown to science.

Now, after almost two centuries, the mystery of what sparked this odd phenomenon is finally solved.

Dr. Jorge Pérez, an evolutionary biologist from the University of La Paz, and several companions, were exploring the Andes Mountains when they found a small valley, with no other animals or humans. Pérez noticed that the valley had what appeared to be a natural fountain, surrounded by two peaks of rock and silver snow.



х100 параметров (по сравнению с GPT-2)

х5 данных (по сравнению с GPT-2)

* нет в свободном доступе

х100 параметров (по сравнению с GPT-2)

х5 данных (по сравнению с GPT-2)

Как использовать? zero-shot/one-shot/few-shot settings

- показываем 0/1/несколько примеров (promts)

х100 параметров (по сравнению с GPT-2)

х5 данных (по сравнению с GPT-2)

Как использовать? zero-shot/one-shot/few-shot settings

- показываем 0/1/несколько примеров (promts)

```
English sentence 1 = France sentence 1
English sentence 2 = France sentence 2
English sentence 3 = GPT-3 prediction
```

GPT-3

Prompt:

The following are ideas for startups, apps, marketplaces, platforms:

###

A startup that helps content creators, such as photographers and

videographers, monetize their work.

###

An online forum that helps people find roommates

###

GPT-3:

A community hub for entrepreneurs to share ideas and ask questions of experienced entrepreneurs

###

A website that helps people discover new interests and hobbies.

###

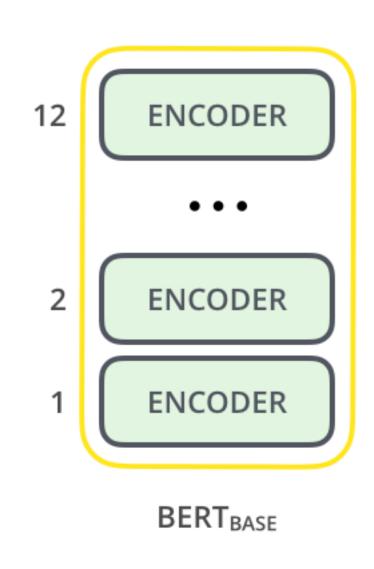
A company that helps brands advertise their products to potential buyers on Instagram.

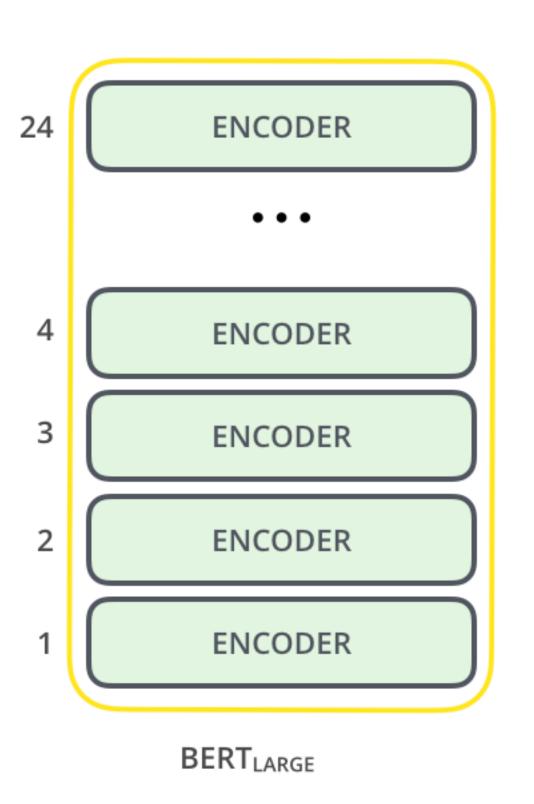
###



Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Архитектура: Transformer Encoder





Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Архитектура: Transformer Encoder

Данные: Wikipedia и тексты книг (BookCorpus)

Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Архитектура: Transformer Encoder

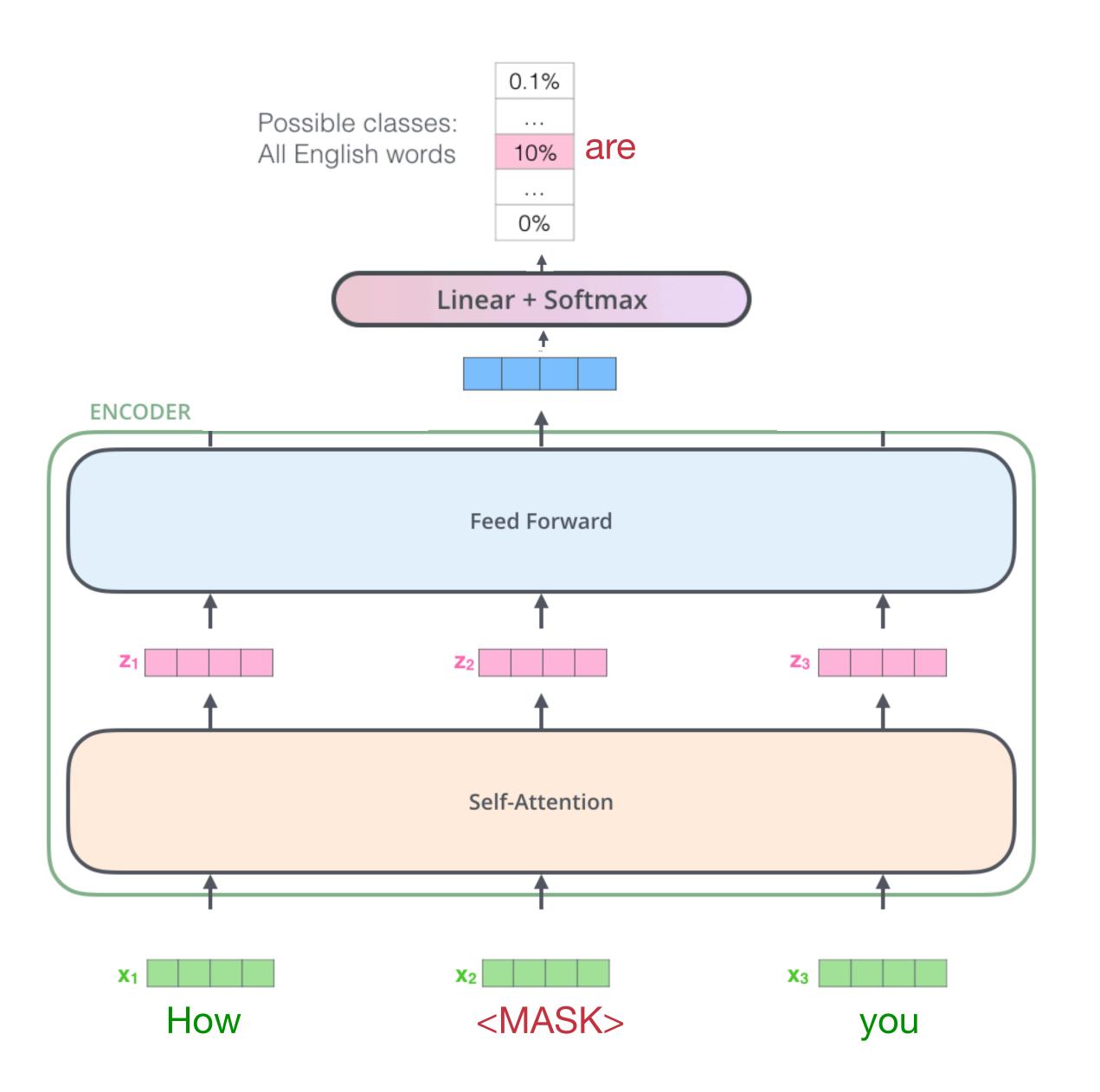
Данные: Wikipedia и тексты книг (BookCorpus)

Задачи для обучения: Masked LM и Next Sentence Prediction

Masked Language Model

Случайно выбираем 15% позиций и заменяем на <MASK>

Задача: предсказать исходный токен

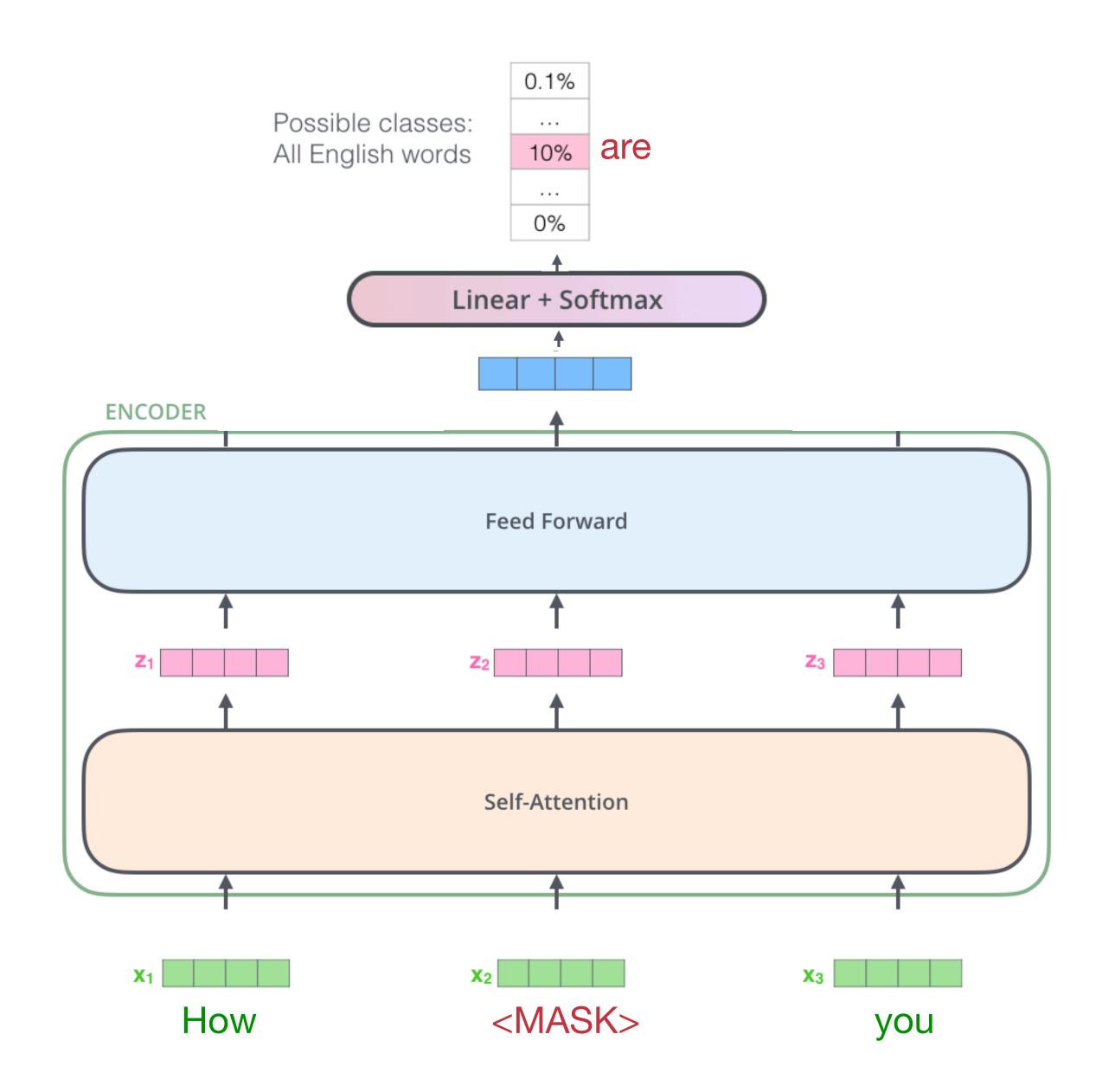


Masked Language Model

Случайно выбираем 15% позиций:

- 80% заменяем на <MASK>
- 10% заменяем на случайный токен
- 10% оставляем

Задача: предсказать исходный токен



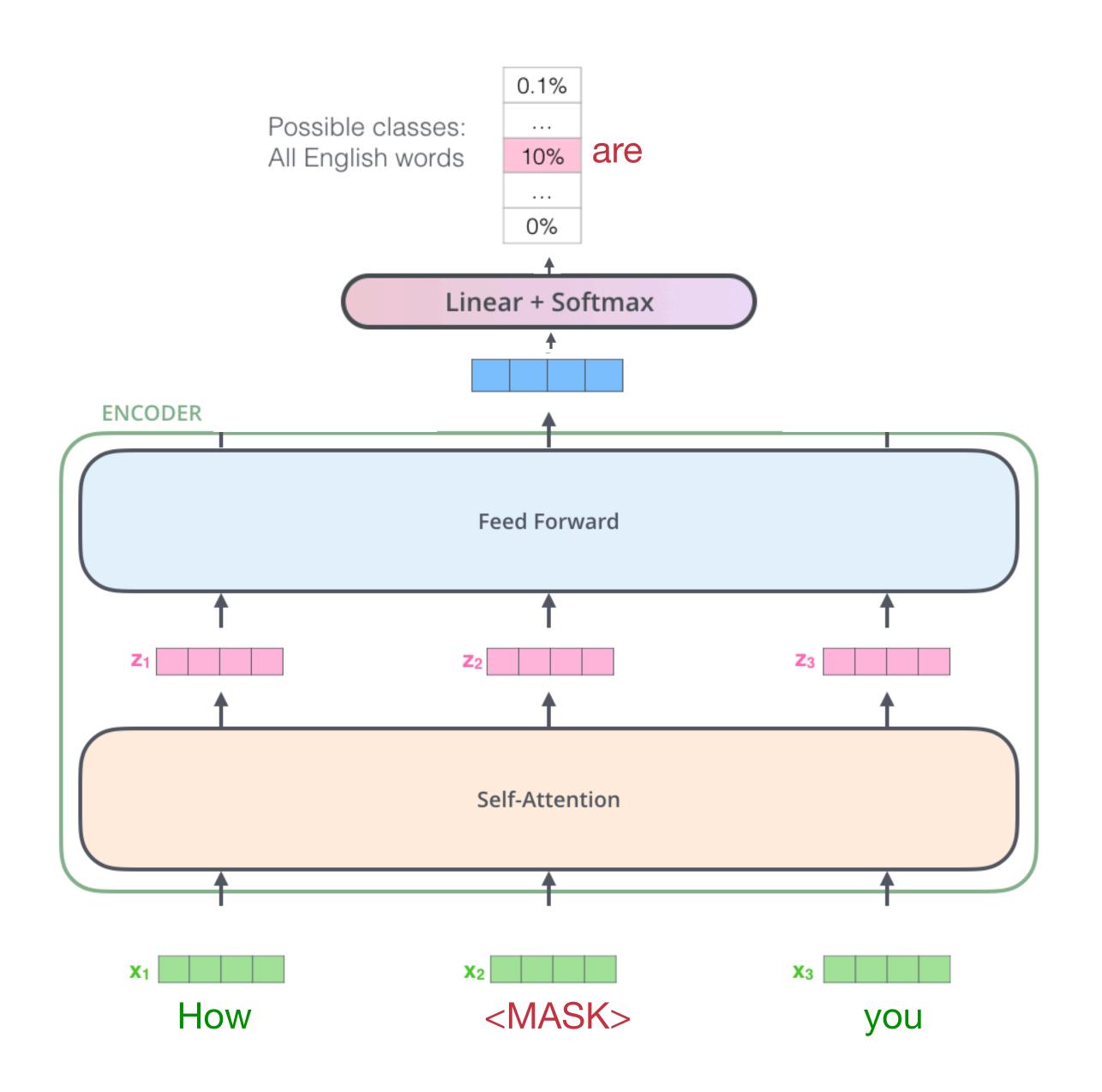
Masked Language Model

Случайно выбираем 15% позиций:

- 80% заменяем на <MASK>
- 10% заменяем на случайный токен
- 10% оставляем

Задача: предсказать исходный токен

Обученные эмбеддинги учитывают контекст слева и справа



Next Sentence Prediction

Для некоторых задач нужно понимать взаимоотношения между двумя предложениями:

- Similarity
- Entailment
- Question Answering

•

Next Sentence Prediction

Вход: 2 предложения (А и В)

50% - В следует за А в тексте

50% - В выбрано случайно

Формат входа:

[CLS] the man [MASK] to the store [SEP] penguin [MASK] are flightless birds [SEP]

Sentence A

Sentence B

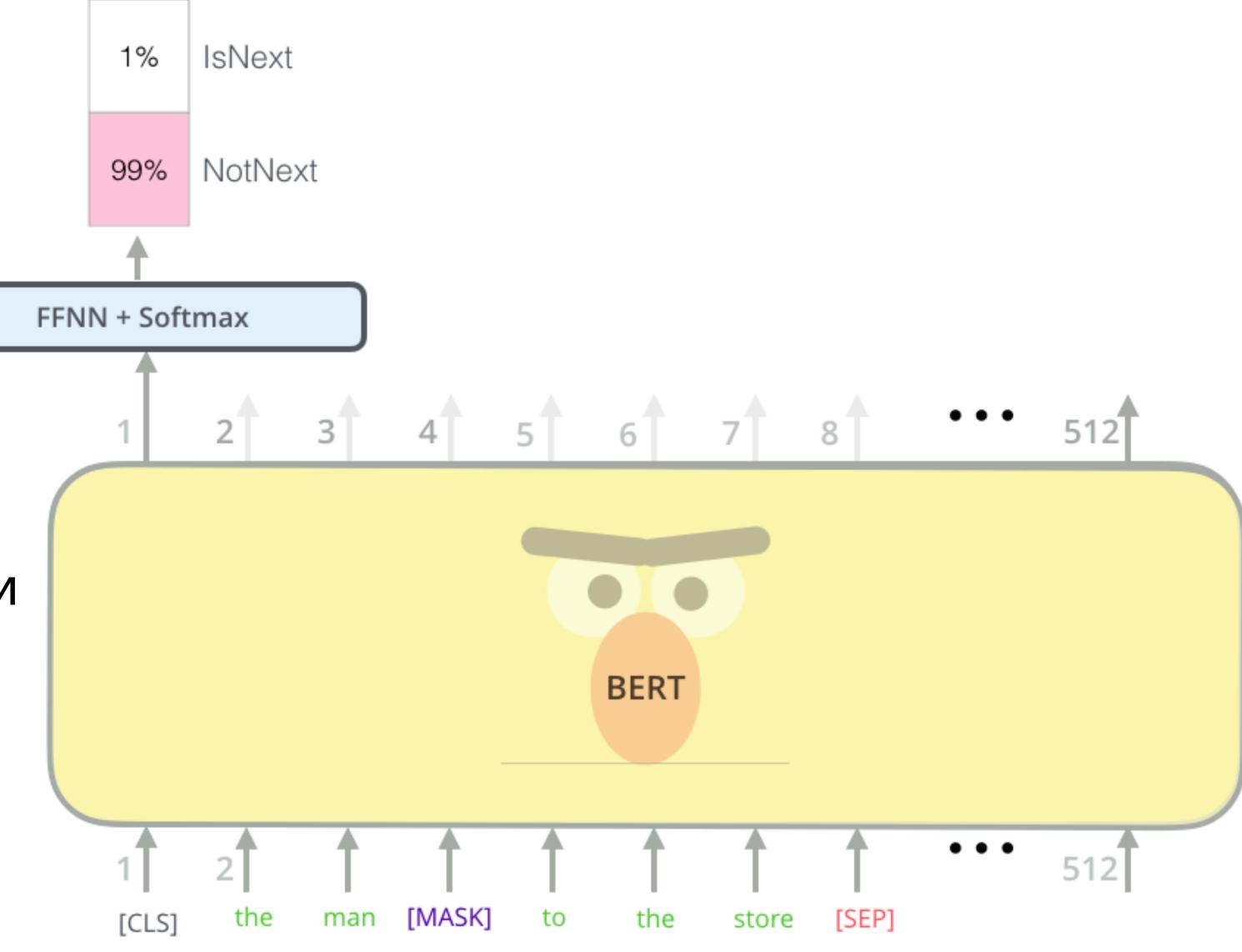
Next Sentence Prediction

Вход: 2 предложения (А и В)

50% - В следует за А в тексте

50% - В выбрано случайно

Задача: предсказать, следует ли В за А



[CLS] the man [MASK] to the store [SEP] penguin [MASK] are flightless birds [SEP]

Sentence A Sentence B

47

Image credit

Next Sentence Prediction

Вход: 2 предложения (А и В)

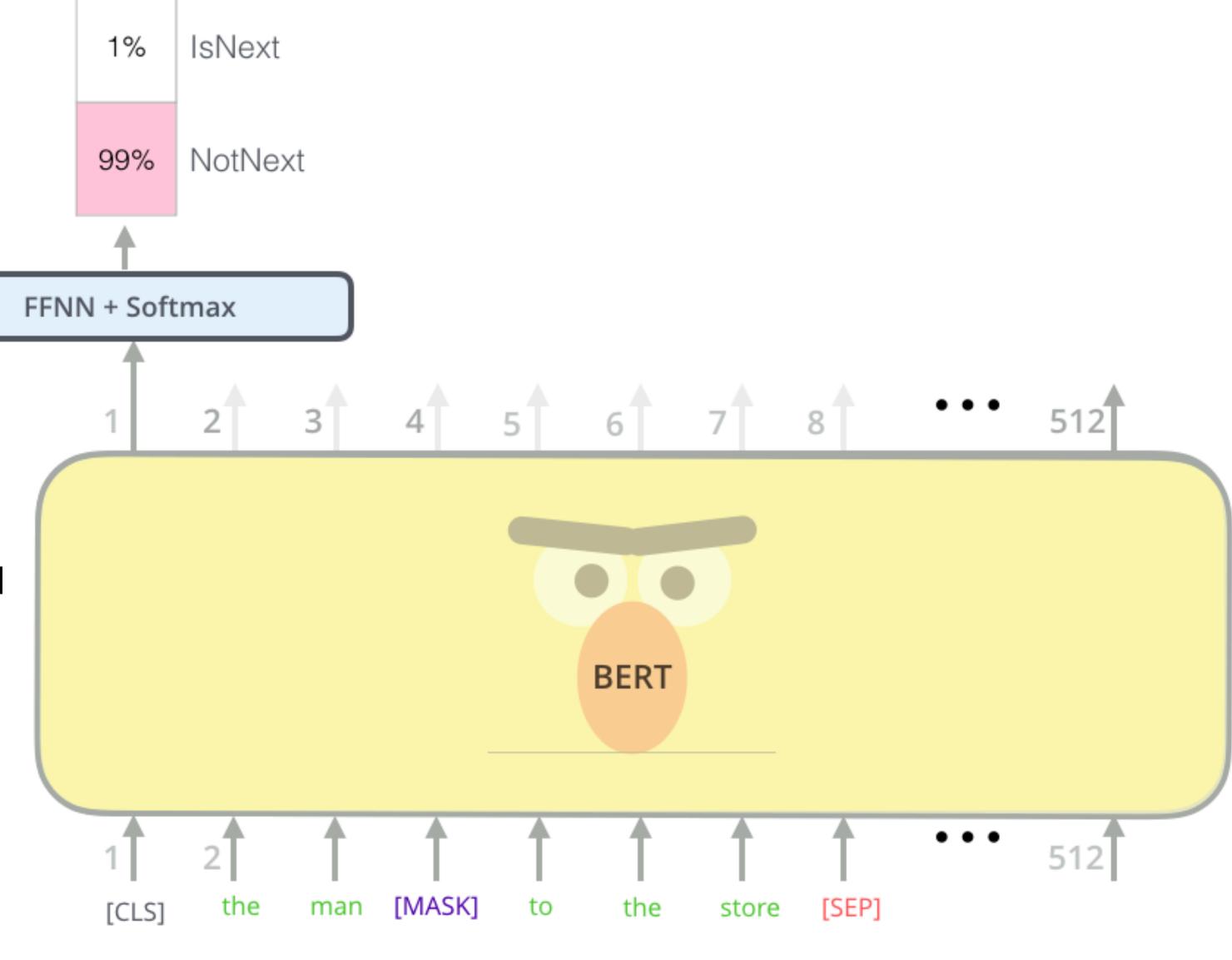
50% - В следует за А в тексте

50% - В выбрано случайно

Задача: предсказать, следует ли В за А

<CLS> - выучивает агрегированную информацию

<SEP> - разделитель



[CLS] the man [MASK] to the store [SEP] penguin [MASK] are flightless birds [SEP]

Sentence A Sentence B Image credit

Как использовать?

- Linear+Softmax поверх <CLS> для задач классификации предложения (или двух)
- Linear+Softmax поверх всех выходов для задач классификации токенов
- Выходы BERT как вход в другие модели (task-specific)

•

RoBERTa

Robustly Optimized BERT Pretraining Approach

Улучшенная версия BERT:

- х10 данных
- x10 вычислительных ресурсов (дольше обучение, больше batch size)
- Не использовали задачу Next Sentence Prediction

Улучшение в 2-20% (в зависимости от задачи)

BART and T5

BART

Bidirectional and Auto-Regressive Transformers

Идея: соединить преимущества BERT и GPT

Архитектура: Transformer Encoder-Decoder

Данные: как в RoBERTa

BART

Bidirectional and Auto-Regressive Transformers

Идея: соединить преимущества BERT и GPT

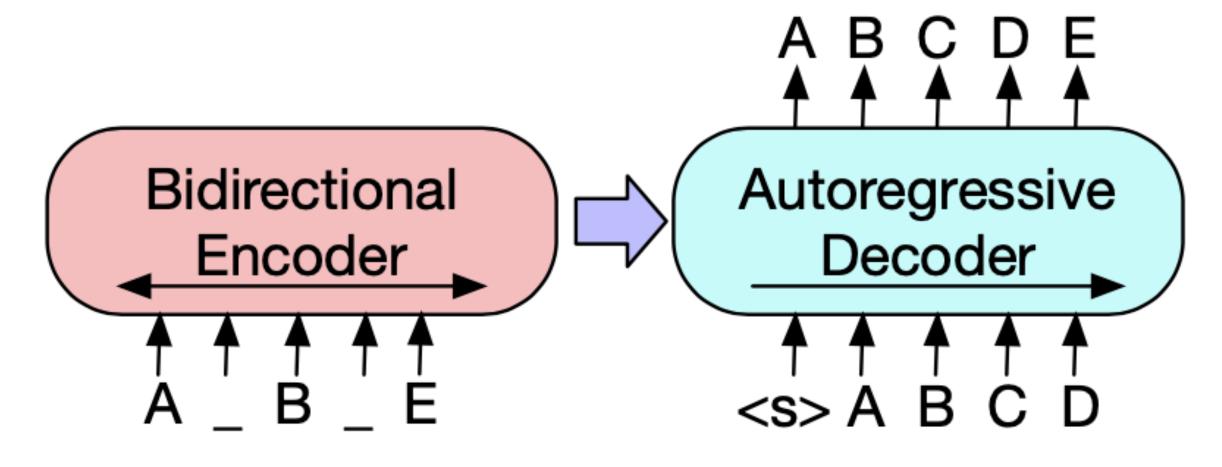
Архитектура: Transformer Encoder-Decoder

Данные: как в RoBERTa

Задача для обучения: восстановить последовательность

Последовательность: ABCDE

- Маскируем C, D
- Шум: лишняя маска перед В



T5

Text-to-Text Transfer Transformer

Идея: соединить преимущества BERT и GPT

Архитектура: Transformer Encoder-Decoder

Данные: x5 от данных RoBERTa

Задача для обучения: восстановить последовательность

T5

Text-to-Text Transfer Transformer

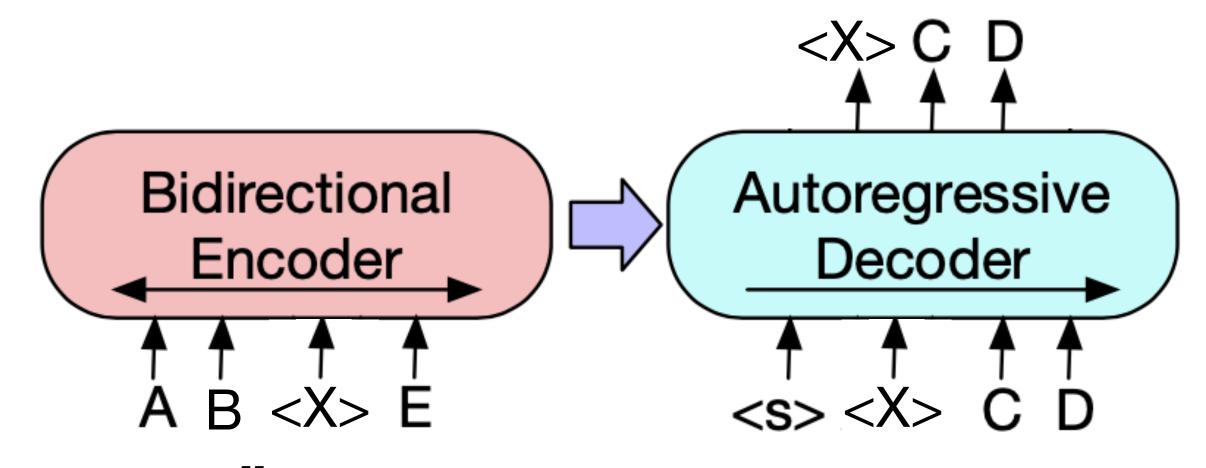
Идея: соединить преимущества BERT и GPT

Архитектура: Transformer Encoder-Decoder

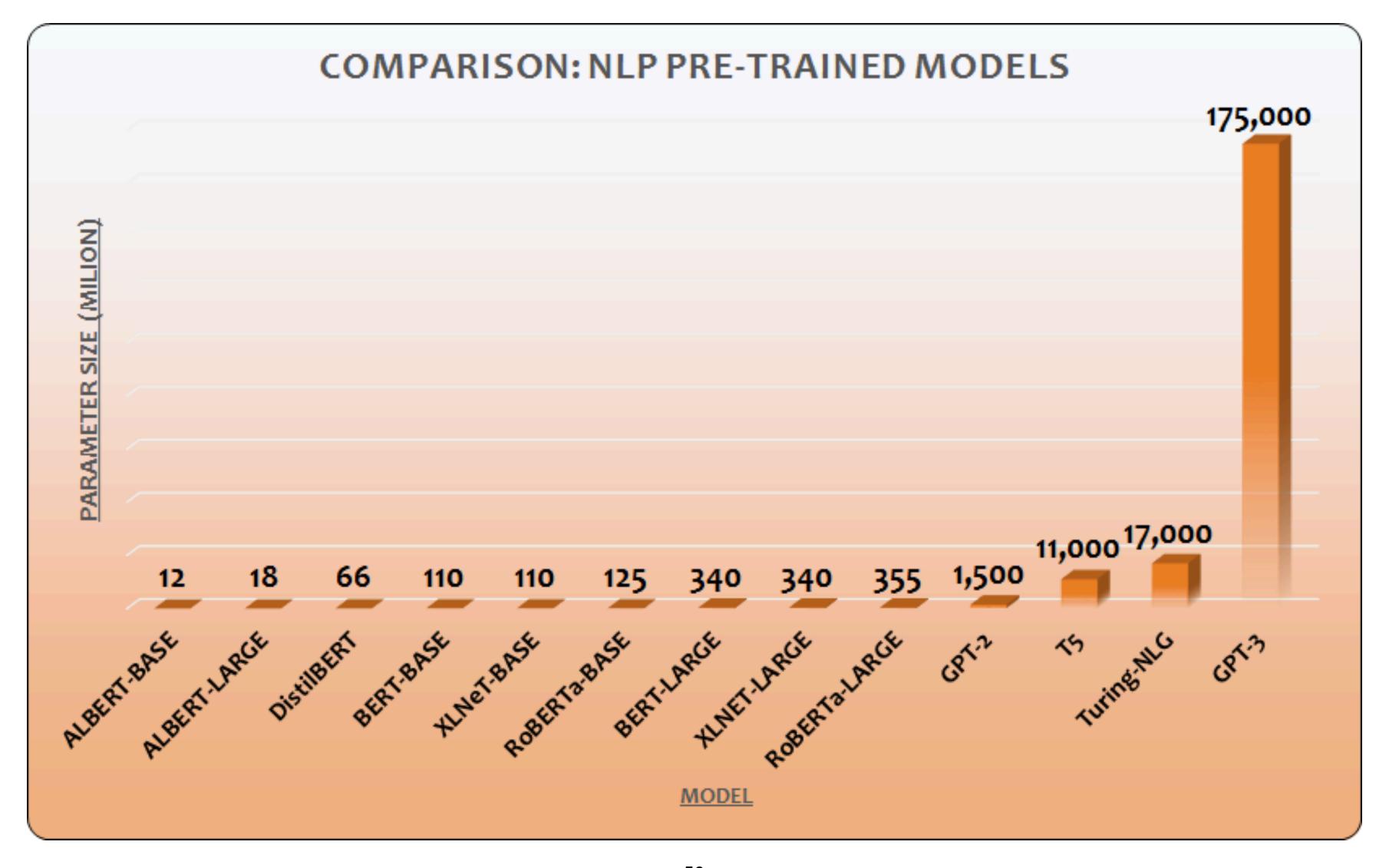
Данные: x5 от данных RoBERTa

Задача для обучения: восстановить последовательность

Вместо маски используем специальные токены

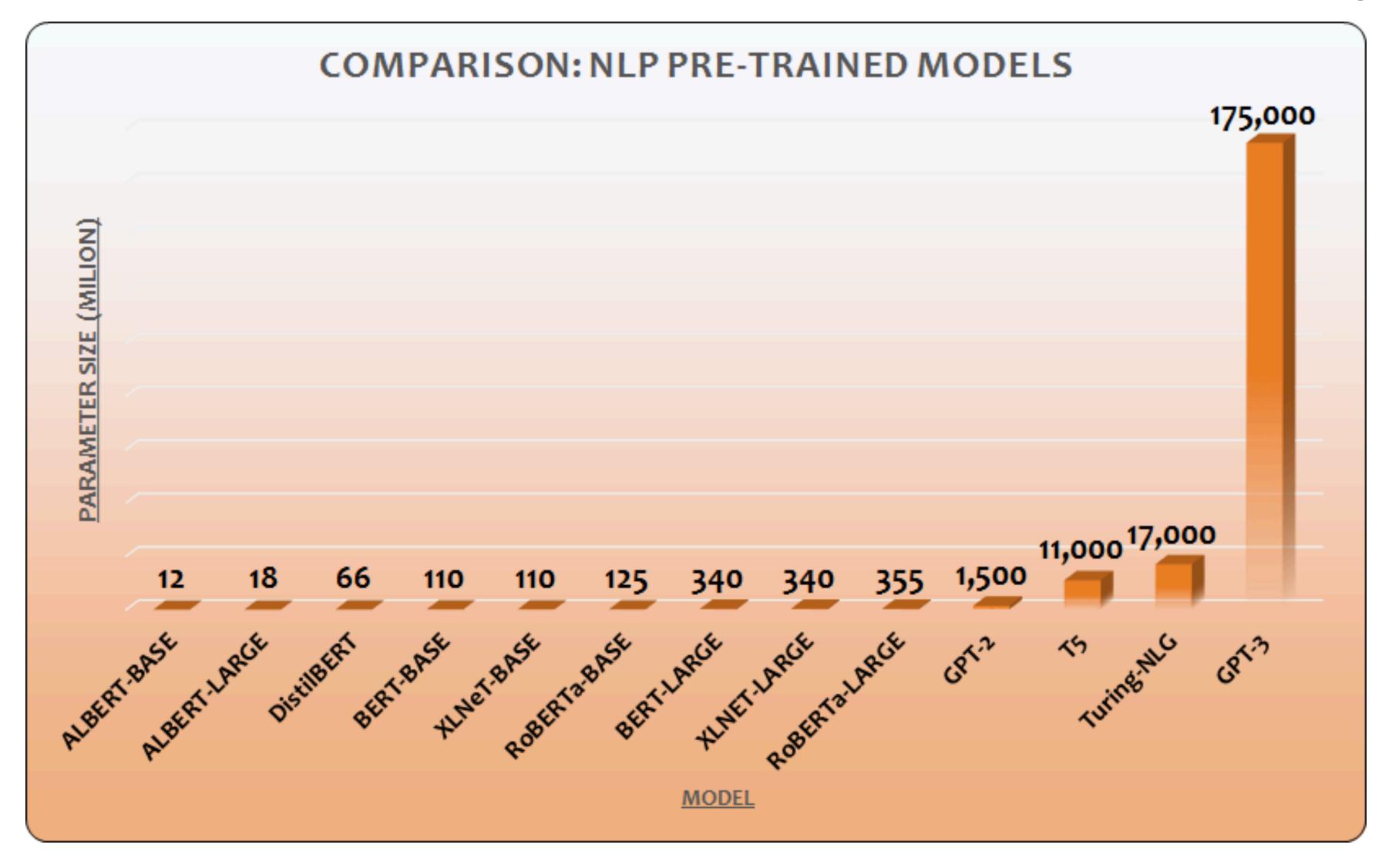


Сравнение



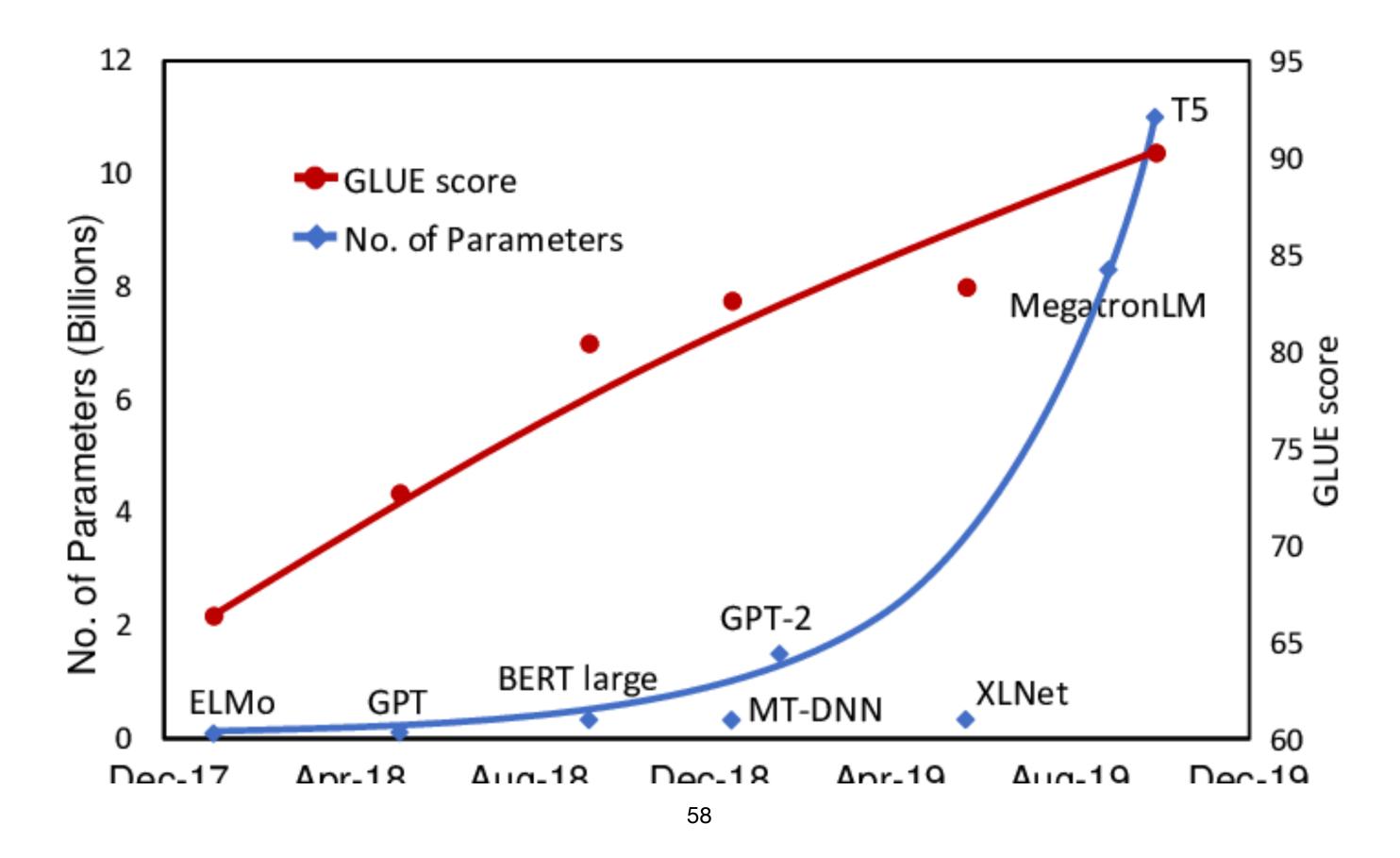
Сравнение

~ 2 недели назад: <u>PaLM</u> от Google - 540,000!



Сравнение

Leaderboards: GLUE, SuperGLUE



Большой список доступных моделей и удобный интерфейс - библиотека HuggingFace Transformers

Большой список доступных моделей и удобный интерфейс - библиотека HuggingFace Transformers

- GPT-2 хорошая генерация текста
- BERT, RoBERTa классификация, использование в качестве эмбеддингов
- T5, BART seq2seq задачи

Большой список доступных моделей и удобный интерфейс - библиотека HuggingFace Transformers

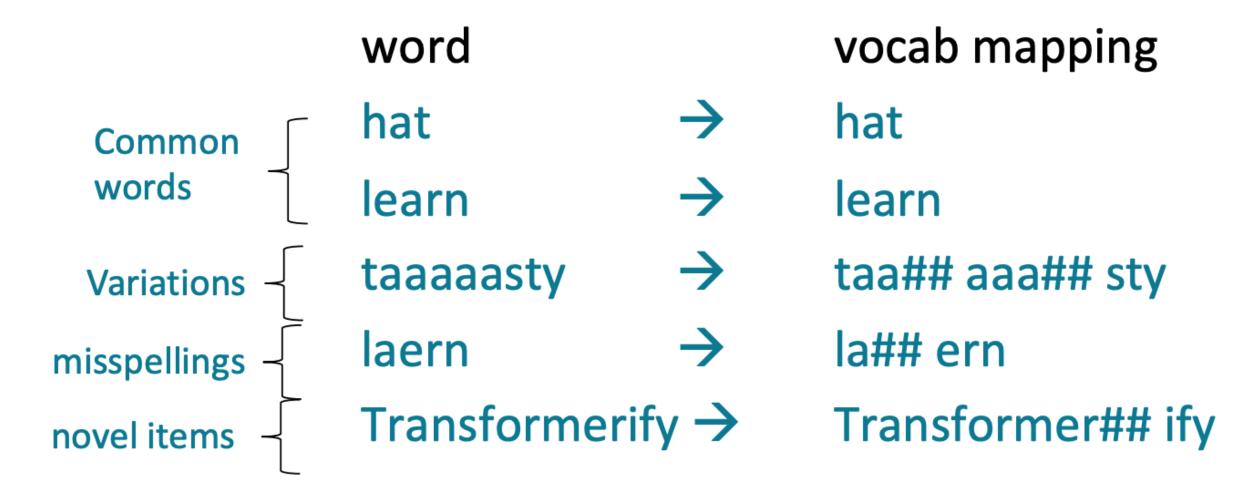
Другие модели:

- Улучшения в качестве
- Увеличение эффективности
- Работа с длинными последовательностями
- Специфичность к задаче/языку

Большой список доступных моделей и удобный интерфейс - библиотека HuggingFace Transformers

Важная часть модели - токенизатор

Основной подход: разделить слово на часто встречаемые последовательности символов



Разные алгоритмы: BPE, WordPiece, SentencePiece, ...