Современные модели компьютерной лингвистики.

Алексей Андреевич Сорокин
Yandex Research,
МГУ, отделение теоретической и прикладной лингвистики.

Школа РАИИ 2021
лекция 6.

GPT-2

SYSTEM PROMPT (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.*
MODEL COMPLETION (MACHINE-WRITTEN, 10 TRIES)	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.

GPT-2

- GPT-2 – однонаправленная языковая модель на основе Трансформера.
- Она обучалась только на задачу предсказания следующего слова:
  - 1,5 миллиарда параметров.
  - Обучение на 8 миллионах разнообразных интернет-страниц (порядка 40Гб текста).

GPT-2

- GPT-2 – однонаправленная языковая модель на основе Трансформера.
- Она обучалась только на задачу предсказания следующего слова:
  - 1,5 миллиарда параметров.
  - Обучение на 8 миллионах разнообразных интернет-страниц (порядка 40Гб текста).
- Основное применение – few-shot learning: обучение на новую задачу по очень небольшому (10-100) количеству примеров.
- При этом задача должна быть сформулирована как языковое моделирование.

GPT-2: постановки задач

- Анализ тональности:

  В этом ресторане отличная еда. sentiment= ?

- Переформулировка на языке GPT:

  В этом ресторане отличная еда. Это X . – контекст

  $p(X = \text{хорошо}) \geqslant p(X = \text{плохо}) \quad \rightarrow \quad \text{sentiment} = \text{positive}$

  $p(X = \text{плохо}) \geqslant p(X = \text{хорошо}) \quad \rightarrow \quad \text{sentiment} = \text{negative}$

- Так можно переформулировать и другие задачи (ответ на вопросы, автоматическое реферирование, ...)

Большие языковые модели

- С появлением языковых моделей большинство задач компьютерной лингвистики свелось к дообучению языковых моделей.
- Нужно понимать, какая модель лучше.
- Нужны общие наборы данных, на которых можно было бы сравнивать качество.

Большие языковые модели

- С появлением языковых моделей большинство задач компьютерной лингвистики свелось к дообучению языковых моделей.
- Нужно понимать, какая модель лучше.
- Нужны общие наборы данных, на которых можно было бы сравнивать качество.
  - Желательно, чтобы эти модели были разнообразными.
- Кроме того, интересно, а насколько языковые модели вообще понимают язык.

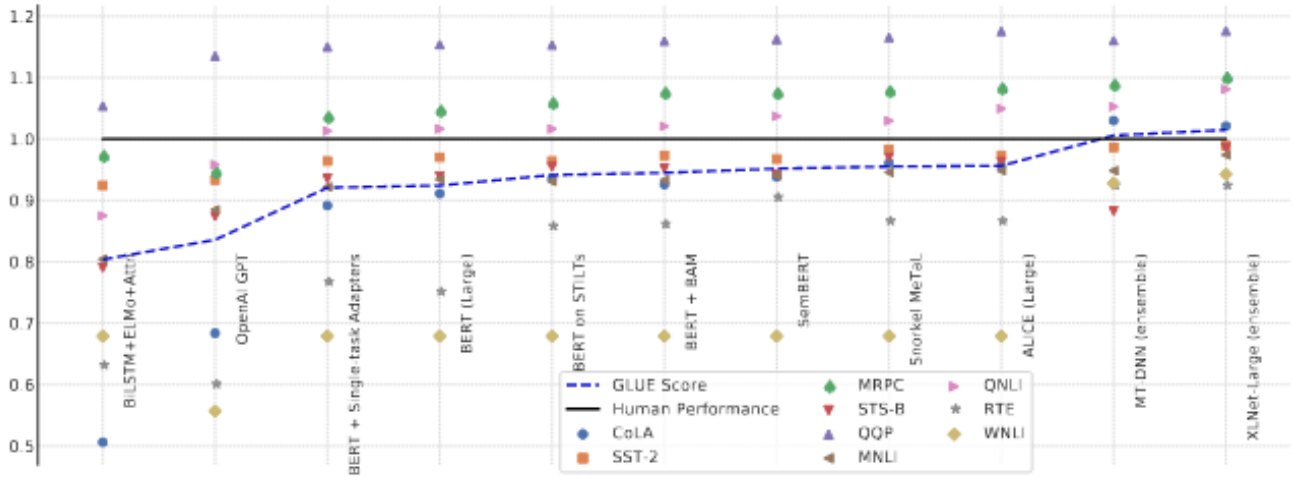
Набор GLUE

Corpus	|Train|	|Test|	Task	Metrics	Domain
			Single-Sentence Tasks		
CoLA	8.5k	**1k**	acceptability	Matthews corr.	misc.
SST-2	67k	1.8k	sentiment	acc.	movie reviews
			Similarity and Paraphrase Tasks		
MRPC	3.7k	1.7k	paraphrase	acc./F1	news
STS-B	7k	1.4k	sentence similarity	Pearson/Spearman corr.	misc.
QQP	364k	**391k**	paraphrase	acc./F1	social QA questions
			Inference Tasks		
MNLI	393k	**20k**	NLI	matched acc./mismatched acc.	misc.
QNLI	105k	5.4k	QA/NLI	acc.	Wikipedia
RTE	2.5k	3k	NLI	acc.	news, Wikipedia
WNLI	634	**146**	coreference/NLI	acc.	fiction books

Table 1: Task descriptions and statistics. All tasks are single sentence or sentence pair classification, except STS-B, which is a regression task. MNLI has three classes; all other classification tasks have two. Test sets shown in bold use labels that have never been made public in any form.

Набор GLUE

- Довольно быстро на GLUE было превышено качество, достигаемое человеком:



SuperGLUE

- Новый набор – SuperGLUE:

Table 1: The tasks included in SuperGLUE. *WSD* stands for word sense disambiguation, *NLI* is natural language inference, *coref.* is coreference resolution, and *QA* is question answering. For MultiRC, we list the number of total answers for 456/83/166 train/dev/test questions.

Corpus	|Train|	|Dev|	|Test|	Task	Metrics	Text Sources
BoolQ	9427	3270	3245	QA	acc.	Google queries, Wikipedia
CB	250	57	250	NLI	acc./F1	various
COPA	400	100	500	QA	acc.	blogs, photography encyclopedia
MultiRC	5100	953	1800	QA	$F1_a$/EM	various
ReCoRD	101k	10k	10k	QA	F1/EM	news (CNN, Daily Mail)
RTE	2500	278	300	NLI	acc.	news, Wikipedia
WiC	6000	638	1400	WSD	acc.	WordNet, VerbNet, Wiktionary
WSC	554	104	146	coref.	acc.	fiction books

SuperGLUE

- Новый набор – SuperGLUE:

BoolQ	**Passage:** *Barq's – Barq's is an American soft drink. Its brand of root beer is notable for having caffeine. Barq's, created by Edward Barq and bottled since the turn of the 20th century, is owned by the Barq family but bottled by the Coca-Cola Company. It was known as Barq's Famous Olde Tyme Root Beer until 2012.* **Question:** *is barq's root beer a pepsi product* **Answer:** `No`
CB	**Text:** *B: And yet, uh, I we-, I hope to see employer based, you know, helping out. You know, child, uh, care centers at the place of employment and things like that, that will help out. A: Uh-huh. B: What do you think, do you think we are, setting a trend?* **Hypothesis:** *they are setting a trend* **Entailment:** `Unknown`
COPA	**Premise:** *My body cast a shadow over the grass.* **Question:** *What's the CAUSE for this?* **Alternative 1:** *The sun was rising.* **Alternative 2:** *The grass was cut.* **Correct Alternative:** `1`

SuperGLUE

- Новый набор – SuperGLUE:

MultiRC

Paragraph: *Susan wanted to have a birthday party. She called all of her friends. She has five friends. Her mom said that Susan can invite them all to the party. Her first friend could not go to the party because she was sick. Her second friend was going out of town. Her third friend was not so sure if her parents would let her. The fourth friend said maybe. The fifth friend could go to the party for sure. Susan was a little sad. On the day of the party, all five friends showed up. Each friend had a present for Susan. Susan was happy and sent each friend a thank you card the next week*
Question: *Did Susan's sick friend recover?* **Candidate answers:** *Yes, she recovered* (T), *No* (F), *Yes* (T), *No, she didn't recover* (F), *Yes, she was at Susan's party* (T)

ReCoRD

Paragraph: *(CNN) Puerto Rico on Sunday overwhelmingly voted for statehood. But Congress, the only body that can approve new states, will ultimately decide whether the status of the US commonwealth changes. Ninety-seven percent of the votes in the nonbinding referendum favored statehood, an increase over the results of a 2012 referendum, official results from the State Electorcal Commission show. It was the fifth such vote on statehood. "Today, we the people of Puerto Rico are sending a strong and clear message to the US Congress ... and to the world ... claiming our equal rights as American citizens, Puerto Rico Gov. Ricardo Rossello said in a news release. @highlight Puerto Rico voted Sunday in favor of US statehood*
Query For one, they can truthfully say, "Don't blame me, I didn't vote for them, " when discussing the <placeholder> presidency **Correct Entities:** US

SuperGLUE

- Новый набор – SuperGLUE:

RTE	**Text:** *Dana Reeve, the widow of the actor Christopher Reeve, has died of lung cancer at age 44, according to the Christopher Reeve Foundation.* **Hypothesis:** *Christopher Reeve had an accident.* **Entailment:** `False`
WiC	**Context 1:** *Room and board.* **Context 2:** *He nailed boards across the windows.* **Sense match:** `False`
WSC	**Text:** *Mark told Pete many lies about himself, which Pete included in his book. He should have been more truthful.* **Coreference:** `False`

SuperGLUE

- BERT – базовое решение для SuperGLUE:
- Классификация пары предложений:
  - BoolQ, CB, RTE, WiC.
  - Логистическая регрессия на 2 класса для CLS-вектора.

SuperGLUE

- BERT – базовое решение для SuperGLUE:
- Классификация пары предложений:
  - BoolQ, CB, RTE, WiC.
  - Логистическая регрессия на 2 класса для CLS-вектора.
- Выбор варианта:
  - COPA, MultiRC, ReCoRD.
  - Для каждого варианта считается CLS-вектор:

$$h_i = \mathrm{Encoder}([\mathrm{Context}, \mathrm{Variant}_i])[0]$$

SuperGLUE

- BERT – базовое решение для SuperGLUE:
- Классификация пары предложений:
  - BoolQ, CB, RTE, WiC.
  - Логистическая регрессия на 2 класса для CLS-вектора.
- Выбор варианта:
  - COPA, MultiRC, ReCoRD.
  - Для каждого варианта считается CLS-вектор:

$$h_i = \mathrm{Encoder}([\mathrm{Context}, \mathrm{Variant}_i])[0]$$

  - Эти представления пропускаются через дополнительную сеть:

$$s_i = \sigma(\langle w, h_i \rangle)$$

SuperGLUE

- BERT – базовое решение для SuperGLUE:
- Классификация пары предложений:
  - BoolQ, CB, RTE, WiC.
  - Логистическая регрессия на 2 класса для CLS-вектора.
- Выбор варианта:
  - COPA, MultiRC, ReCoRD.
  - Для каждого варианта считается CLS-вектор:

$$h_i = \mathrm{Encoder}([\mathrm{Context}, \mathrm{Variant}_i])[0]$$

  - Эти представления пропускаются через дополнительную сеть:

$$s_i = \sigma(\langle w, h_i \rangle)$$

  - Далее классификатор выбирает самую большую s_i:

$$[p_1, \ldots, p_K] = \mathrm{softmax}([s_1, \ldots, s_k])$$

  - В случае нескольких правильных ответов – логистическая регрессия применяется к каждому h_i.

Другие данные для тестирования

- SQuAD1.1 / SQuAD 2.0 – нахождение ответа в тексте.
- MNLI – проверка логического следования.
- SST-2 (Stanford Sentiment Treebank) – анализ тональности.
- RACE – понимание текста (выбор верного варианта ответа на вопрос).
- STS-B (Semantic Textual Similarity) – проверка схожести текстов.
- CNN/Daily Mail Corpus – автоматическое реферирование (для новостных текстов).
- WMT – машинный перевод, особенно часто
  - En-De, De-En, En-Fr, Fr-En.
  - En-Ro, Ro-En – для малоресурсного тестирования.

Roberta

- Roberta – модификация BERT, отличающаяся:
  - Динамическим маскированием.
  - Отсутствием задачи проверки следования предложений друг за другом.
  - Большим размером батча при обучении.
  - Способом объединения предложений в батчи.

Roberta

- Roberta – модификация BERT, отличающаяся:
  - Динамическим маскированием.
  - Отсутствием задачи проверки следования предложений друг за другом.
  - Большим размером батча при обучении.
  - Способом объединения предложений в батчи.
- Также были изменены обучающий корпус и число шагов при обучении.
- Были изменены некоторые параметры оптимизатора и генерации обучающих данных.
- Словарь модели составлен на уровне байтов и расширен до 50000.

Roberta

Model	data	bsz	steps	SQuAD (v1.1/2.0)	MNLI-m	SST-2
RoBERTa						
with BOOKS + WIKI	16GB	8K	100K	93.6/87.3	89.0	95.3
+ additional data (§3.2)	160GB	8K	100K	94.0/87.7	89.3	95.6
+ pretrain longer	160GB	8K	300K	94.4/88.7	90.0	96.1
+ pretrain even longer	160GB	8K	500K	**94.6/89.4**	**90.2**	**96.4**
$\text{BERT}_{\text{LARGE}}$						
with BOOKS + WIKI	13GB	256	1M	90.9/81.8	86.6	93.7
$\text{XLNet}_{\text{LARGE}}$						
with BOOKS + WIKI	13GB	256	1M	94.0/87.8	88.4	94.4
+ additional data	126GB	2K	500K	94.5/88.8	89.8	95.6

AlBERT

AlBERT – модификация BERT, отличающаяся:

- Общие параметры у всех слоёв Трансформера.

AlBERT

AlBERT – модификация BERT, отличающаяся:

- Общие параметры у всех слоёв Трансформера.
- Двухступенчатое вычисление эмбеддингов (позволяет уменьшить число параметров):

$$\begin{aligned} \widetilde{e}_i &= V_1[0, \ldots, 1, \ldots, 0], \\ e_i &= V_2 \widetilde{e}_i \end{aligned}$$

AlBERT

AlBERT – модификация BERT, отличающаяся:

- Общие параметры у всех слоёв Трансформера.
- Двухступенчатое вычисление эмбеддингов (позволяет уменьшить число параметров):

$$\begin{aligned} \widetilde{e}_i &= V_1[0, \ldots, 1, \ldots, 0], \\ e_i &= V_2 \widetilde{e}_i \end{aligned}$$

- Замена задачи проверки следования на распознавание порядка следования (в каком порядке идут два предложения в документе).

AlBERT: результаты

- Можно увеличить размер эмбеддингов:

Model		Parameters	Layers	Hidden	Embedding	Parameter-sharing
BERT	base	108M	12	768	768	False
	large	334M	24	1024	1024	False
ALBERT	base	12M	12	768	128	True
	large	18M	24	1024	128	True
	xlarge	60M	24	2048	128	True
	xxlarge	235M	12	4096	128	True

- Это приводит к росту результатов.

Model		Parameters	SQuAD1.1	SQuAD2.0	MNLI	SST-2	RACE	Avg	Speedup
BERT	base	108M	90.4/83.2	80.4/77.6	84.5	92.8	68.2	82.3	4.7x
	large	334M	92.2/85.5	85.0/82.2	86.6	93.0	73.9	85.2	1.0
ALBERT	base	12M	89.3/82.3	80.0/77.1	81.6	90.3	64.0	80.1	5.6x
	large	18M	90.6/83.9	82.3/79.4	83.5	91.7	68.5	82.4	1.7x
	xlarge	60M	92.5/86.1	86.1/83.1	86.4	92.4	74.8	85.5	0.6x
	xxlarge	235M	**94.1/88.3**	**88.1/85.1**	**88.0**	**95.2**	**82.3**	**88.7**	0.3x

AlBERT: результаты

- Задача проверки порядка предложений оказывается более удачной для предобучения:

	Intrinsic Tasks			Downstream Tasks					
SP tasks	MLM	NSP	SOP	SQuAD1.1	SQuAD2.0	MNLI	SST-2	RACE	Avg
None	54.9	52.4	53.3	88.6/81.5	78.1/75.3	81.5	89.9	61.7	79.0
NSP	54.5	90.5	52.0	88.4/81.5	77.2/74.6	81.6	**91.1**	62.3	79.2
SOP	54.0	78.9	86.5	**89.3/82.3**	**80.0/77.1**	**82.0**	90.3	**64.0**	**80.1**

- При этом исходный BERT не умеет её решать.

XLNet

- Основной недостаток GPT – моделирование только слева направо.

$$p(w_1 \dots w_n) = p(w_1)p(w_2|w_1) \dots p(w_n|w_1 \dots w_{n-1})$$

- Вероятность можно разложить с помощью произвольной перестановки:

$$\begin{aligned} p(w_1 \dots w_n) &= p(w_{\pi(1)})p(w_{\pi(2)}|w_{\pi(1)}) \dots p(w_{\pi(n)}|w_{\pi(1)} \cdots \pi(n-1)) \\ \pi &= [\pi(1), \dots, \pi(n)] - \text{перестановка} \end{aligned}$$

- В XLNet модель обучается на предсказание предложения в случайном порядке.

Обучение XLNet

- При обучении для каждого предложения сэмплируется случайная перестановка π.
- При предсказании $w_{pi(i)}$ внимание для всех слов $w_{\pi(j)}$ с $j \geqslant i$ отключено.

Обучение XLNet

- При обучении для каждого предложения сэмплируется случайная перестановка π.
- При предсказании $w_{pi(i)}$ внимание для всех слов $w_{\pi(j)}$ с $j \geqslant i$ отключено.
- При этом последовательность подаётся на вход в естественном порядке.
- Позиционные эмбеддинги соответствуют их настоящим позициям (до перестановки).

Обучение XLNet

- Модели тяжело предсказывать разрозненные токены, когда большинство слов замаскировано.
- Поэтому предсказывается n/K финальных токенов в переставленном порядке.

Обучение XLNet

- Модели тяжело предсказывать разрозненные токены, когда большинство слов замаскировано.
- Поэтому предсказывается n/K финальных токенов в переставленном порядке.
- В XLNet используются относительные позиционные эмбеддинги r_{i_j} при расчёте внимания от позиции i к позиции j.

XLNet: результаты

Model	SQuAD1.1	SQuAD2.0	RACE	MNLI	QNLI	QQP	RTE	SST-2	MRPC	CoLA	STS-B
BERT-Large (Best of 3)	86.7/92.8	82.8/85.5	75.1	87.3	93.0	91.4	74.0	94.0	88.7	63.7	90.2
XLNet-Large-wikibooks	88.2/94.0	85.1/87.8	77.4	88.4	93.9	91.8	81.2	94.4	90.0	65.2	91.1

SQuAD2.0	EM	F1	SQuAD1.1	EM	F1
Dev set results (single model)					
BERT [10]	78.98	81.77	BERT† [10]	84.1	90.9
RoBERTa [21]	86.5	89.4	RoBERTa [21]	88.9	94.6
XLNet	**87.9**	**90.6**	XLNet	**89.7**	**95.1**
Test set results on leaderboard (single model, as of Dec 14, 2019)					
BERT* [10]	80.005	83.061			
RoBERTa [21]	86.820	89.795			
XLNet	**87.926**	**90.689**			

Sentence BERT

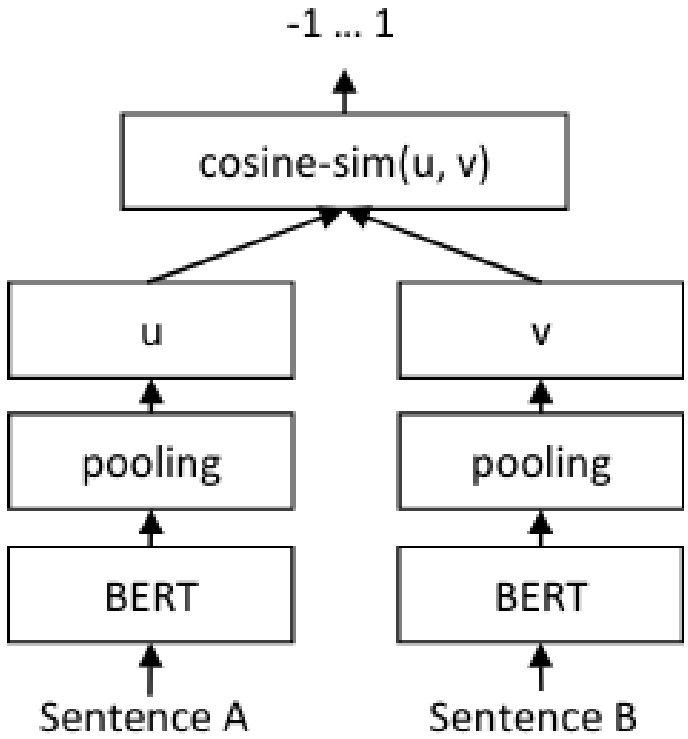
- BERT не годится для дообучения на задачу извлечения информации по запросу.
- Причина: слишком много попарных сравнений (со всеми предложениями в базе данных).

Sentence BERT

- BERT не годится для дообучения на задачу извлечения информации по запросу.
- Причина: слишком много попарных сравнений (со всеми предложениями в базе данных).
- Цель: извлечь из BERT вектор, который мог бы служить эмбеддингом предложения.
- Можно взять эмбеддинг CLS-токена, но он приводит к невысокому качеству.

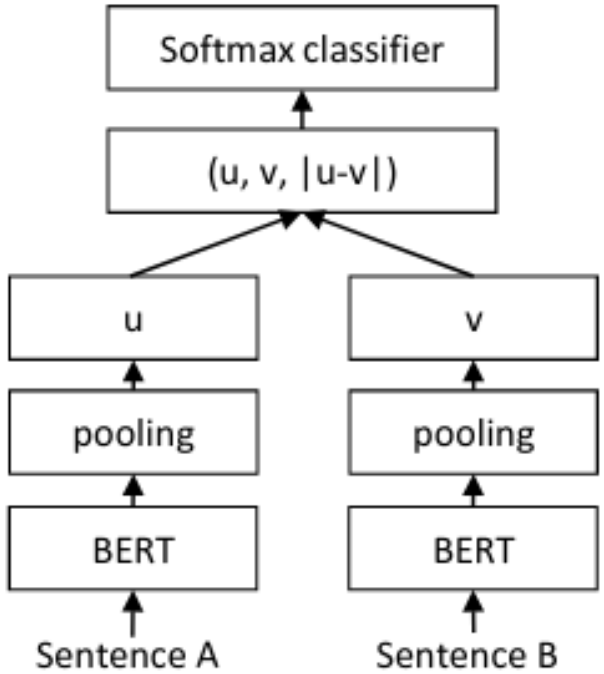
Sentence BERT

- Надо перестроить архитектуру BERT для получения эмбеддингов предложений.



Sentence BERT

- Эта архитектура годится и для классификации пар предложений



- На ней модель и предобучалась (на задаче логического следования).
- При этом наилучшая модель использует усреднение по всем векторам в предложении, а не CLS-токен.

Мотивация

- Все описанные модели для предобучения (кроме GPT) представляют собой энкодеры.
- Они кодируют исходную последовательность в последовательность состояний той же длины.

Мотивация

- Все описанные модели для предобучения (кроме GPT) представляют собой энкодеры.
- Они кодируют исходную последовательность в последовательность состояний той же длины.
- Они не предобучаются на генерацию нового текста.
- Соответственно, не подходят для аналогичных задач:
  - Суммаризация.
  - Машинный перевод.

Мотивация

- Все описанные модели для предобучения (кроме GPT) представляют собой энкодеры.
- Они кодируют исходную последовательность в последовательность состояний той же длины.
- Они не предобучаются на генерацию нового текста.
- Соответственно, не подходят для аналогичных задач:
  - Суммаризация.
  - Машинный перевод.
- Поэтому нужно предобучаться на задачу, требующую порождения.
- Это должна быть задача восстановления “испорченного” или ”неполного” текста (они не требуют разметки).

Постановки задач для предобучения

- Различные варианты задач.

Objective	Inputs	Targets
Prefix language modeling	Thank you for inviting	me to your party last week .
BERT-style Devlin et al. (2018)	Thank you <M> <M> me to your party apple week .	*(original text)*
Deshuffling	party me for your to . last fun you inviting week Thank	*(original text)*
MASS-style Song et al. (2019)	Thank you <M> <M> me to your party <M> week .	*(original text)*
I.i.d. noise, replace spans	Thank you <X> me to your party <Y> week .	<X> for inviting <Y> last <Z>
I.i.d. noise, drop tokens	Thank you me to your party week .	for inviting last
Random spans	Thank you <X> to <Y> week .	<X> for inviting me <Y> your party last <Z>

Постановки задач для предобучения

- Различные варианты задач.

Objective	Inputs	Targets
Prefix language modeling	Thank you for inviting	me to your party last week .
BERT-style Devlin et al. (2018)	Thank you <M> <M> me to your party apple week .	*(original text)*
Deshuffling	party me for your to . last fun you inviting week Thank	*(original text)*
MASS-style Song et al. (2019)	Thank you <M> <M> me to your party <M> week .	*(original text)*
I.i.d. noise, replace spans	Thank you <X> me to your party <Y> week .	<X> for inviting <Y> last <Z>
I.i.d. noise, drop tokens	Thank you me to your party week .	for inviting last
Random spans	Thank you <X> to <Y> week .	<X> for inviting me <Y> your party last <Z>

- Результаты.

Objective	GLUE	CNNDM	SQuAD	SGLUE	EnDe	EnFr	EnRo
Prefix language modeling	80.69	18.94	77.99	65.27	**26.86**	39.73	**27.49**
BERT-style (Devlin et al., 2018)	**82.96**	**19.17**	**80.65**	**69.85**	**26.78**	**40.03**	**27.41**
Deshuffling	73.17	18.59	67.61	58.47	26.11	39.30	25.62

- Вывод: нужно предобучаться на задачу заполнения пропусков.

Постановки задач для предобучения

- Различные варианты задач.

Objective	Inputs	Targets
Prefix language modeling	Thank you for inviting	me to your party last week .
BERT-style Devlin et al. (2018)	Thank you <M> <M> me to your party apple week .	*(original text)*
Deshuffling	party me for your to . last fun you inviting week Thank	*(original text)*
MASS-style Song et al. (2019)	Thank you <M> <M> me to your party <M> week .	*(original text)*
I.i.d. noise, replace spans	Thank you <X> me to your party <Y> week .	<X> for inviting <Y> last <Z>
I.i.d. noise, drop tokens	Thank you me to your party week .	for inviting last
Random spans	Thank you <X> to <Y> week .	<X> for inviting me <Y> your party last <Z>

- Результаты.

Objective	GLUE	CNNDM	SQuAD	SGLUE	EnDe	EnFr	EnRo
BERT-style (Devlin et al., 2018)	82.96	19.17	**80.65**	69.85	26.78	**40.03**	27.41
MASS-style (Song et al., 2019)	82.32	19.16	80.10	69.28	26.79	**39.89**	27.55
★ Replace corrupted spans	83.28	**19.24**	**80.88**	**71.36**	**26.98**	39.82	**27.65**
Drop corrupted tokens	**84.44**	**19.31**	**80.52**	68.67	**27.07**	39.76	**27.82**

Постановки задач для предобучения

- Различные варианты задач.

Objective	Inputs	Targets
Prefix language modeling	Thank you for inviting	me to your party last week .
BERT-style Devlin et al. (2018)	Thank you <M> <M> me to your party apple week .	*(original text)*
Deshuffling	party me for your to . last fun you inviting week Thank	*(original text)*
MASS-style Song et al. (2019)	Thank you <M> <M> me to your party <M> week .	*(original text)*
I.i.d. noise, replace spans	Thank you <X> me to your party <Y> week .	<X> for inviting <Y> last <Z>
I.i.d. noise, drop tokens	Thank you me to your party week .	for inviting last
Random spans	Thank you <X> to <Y> week .	<X> for inviting me <Y> your party last <Z>

- Результаты.

Objective	GLUE	CNNDM	SQuAD	SGLUE	EnDe	EnFr	EnRo
BERT-style (Devlin et al., 2018)	82.96	19.17	**80.65**	69.85	26.78	**40.03**	27.41
MASS-style (Song et al., 2019)	82.32	19.16	80.10	69.28	26.79	**39.89**	27.55
★ Replace corrupted spans	83.28	**19.24**	**80.88**	**71.36**	**26.98**	39.82	**27.65**
Drop corrupted tokens	**84.44**	**19.31**	**80.52**	68.67	**27.07**	39.76	**27.82**

- В T5 удаляются фрагменты текста произвольной длины (заменяются на маркеры).

Результаты: T5

- Результаты T5 для разных задач:

Model	GLUE Average	CoLA Matthew's	SST-2 Accuracy	MRPC F1	MRPC Accuracy	STS-B Pearson	STS-B Spearman
Previous best	89.4[a]	69.2[b]	97.1[a]	**93.6**[b]	**91.5**[b]	92.7[b]	92.3[b]
T5-Small	77.4	41.0	91.8	89.7	86.6	85.6	85.0
T5-Base	82.7	51.1	95.2	90.7	87.5	89.4	88.6
T5-Large	86.4	61.2	96.3	92.4	89.9	89.9	89.2
T5-3B	88.5	67.1	97.4	92.5	90.0	90.6	89.8
T5-11B	**90.3**	**71.6**	**97.5**	92.8	90.4	**93.1**	**92.8**

Model	QQP F1	QQP Accuracy	MNLI-m Accuracy	MNLI-mm Accuracy	QNLI Accuracy	RTE Accuracy	WNLI Accuracy
Previous best	74.8[c]	**90.7**[b]	91.3[a]	91.0[a]	**99.2**[a]	89.2[a]	91.8[a]
T5-Small	70.0	88.0	82.4	82.3	90.3	69.9	69.2
T5-Base	72.6	89.4	87.1	86.2	93.7	80.1	78.8
T5-Large	73.9	89.9	89.9	89.6	94.8	87.2	85.6
T5-3B	74.4	89.7	91.4	91.2	96.3	91.1	89.7
T5-11B	**75.1**	90.6	**92.2**	**91.9**	96.9	**92.8**	**94.5**

Результаты: T5

- Результаты T5 для разных задач:

Model	SQuAD EM	SQuAD F1	SuperGLUE Average	BoolQ Accuracy	CB F1	CB Accuracy	COPA Accuracy
Previous best	90.1[a]	95.5[a]	84.6[d]	87.1[d]	90.5[d]	95.2[d]	90.6[d]
T5-Small	79.10	87.24	63.3	76.4	56.9	81.6	46.0
T5-Base	85.44	92.08	76.2	81.4	86.2	94.0	71.2
T5-Large	86.66	93.79	82.3	85.4	91.6	94.8	83.4
T5-3B	88.53	94.95	86.4	89.9	90.3	94.4	92.0
T5-11B	**91.26**	**96.22**	**88.9**	**91.2**	**93.9**	**96.8**	**94.8**

Model	MultiRC F1a	MultiRC EM	ReCoRD F1	ReCoRD Accuracy	RTE Accuracy	WiC Accuracy	WSC Accuracy
Previous best	84.4[d]	52.5[d]	90.6[d]	90.0[d]	88.2[d]	69.9[d]	89.0[d]
T5-Small	69.3	26.3	56.3	55.4	73.3	66.9	70.5
T5-Base	79.7	43.1	75.0	74.2	81.5	68.3	80.8
T5-Large	83.3	50.7	86.8	85.9	87.8	69.3	86.3
T5-3B	86.8	58.3	91.2	90.4	90.7	72.1	90.4
T5-11B	**88.1**	**63.3**	**94.1**	**93.4**	**92.5**	**76.9**	**93.8**

T5: Выводы

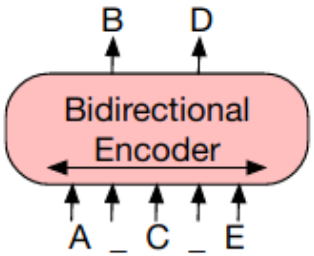
- Важно обучаться на большом количестве очищенных данных (Colossal Clean Crawled Corpus).

Data set	Size	GLUE	CNNDM	SQuAD	SGLUE	EnDe	EnFr	EnRo
★ C4	745GB	83.28	**19.24**	80.88	71.36	**26.98**	**39.82**	**27.65**
C4, unfiltered	6.1TB	81.46	19.14	78.78	68.04	26.55	39.34	27.21
RealNews-like	35GB	**83.83**	**19.23**	80.39	72.38	**26.75**	**39.90**	**27.48**
WebText-like	17GB	**84.03**	**19.31**	**81.42**	71.40	**26.80**	**39.74**	**27.59**
Wikipedia	16GB	81.85	**19.31**	81.29	68.01	**26.94**	39.69	**27.67**
Wikipedia + TBC	20GB	83.65	**19.28**	**82.08**	**73.24**	**26.77**	39.63	**27.57**

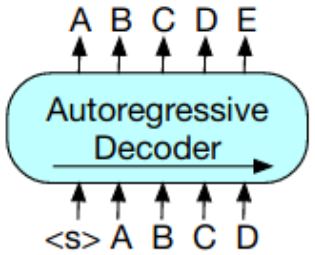
- Самая эффективная стратегия обучения – предобучение на большом корпусе + настройка под задачу. Многозадачность не помогает.

BART: мотивация

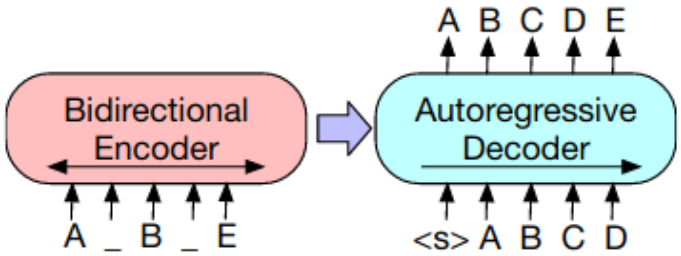
- Различные варианты постановки задачи предобучения:



(a) BERT: Random tokens are replaced with masks, and the document is encoded bidirectionally. Missing tokens are predicted independently, so BERT cannot easily be used for generation.

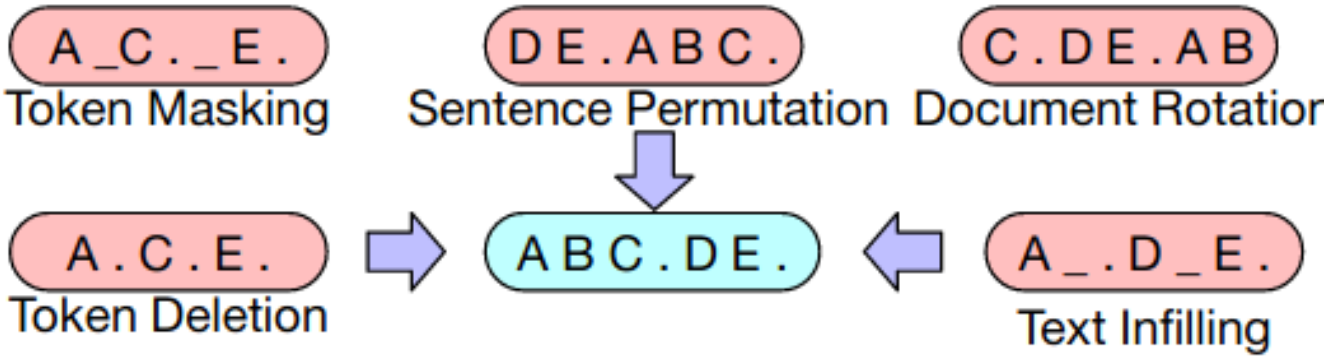


(b) GPT: Tokens are predicted auto-regressively, meaning GPT can be used for generation. However words can only condition on leftward context, so it cannot learn bidirectional interactions.



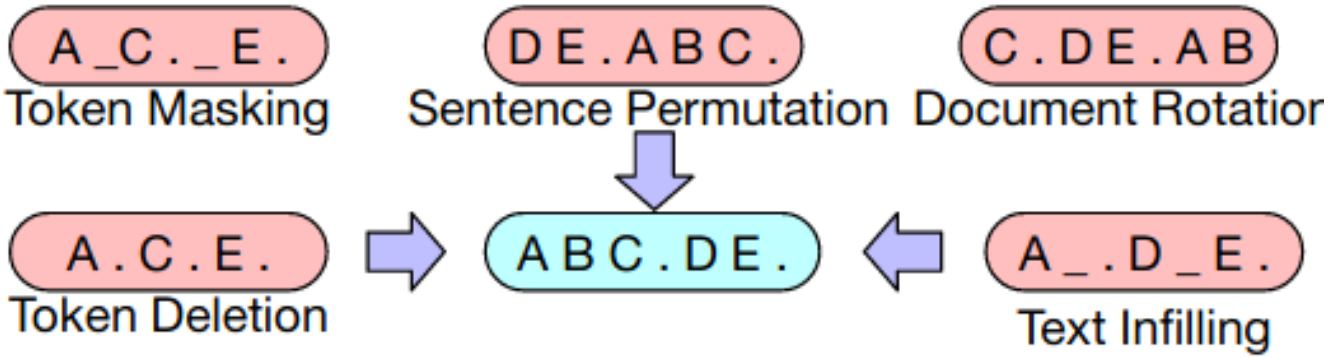
BART: постановка задачи

- BART объединяет все варианты восстановления текста:



BART: постановка задачи

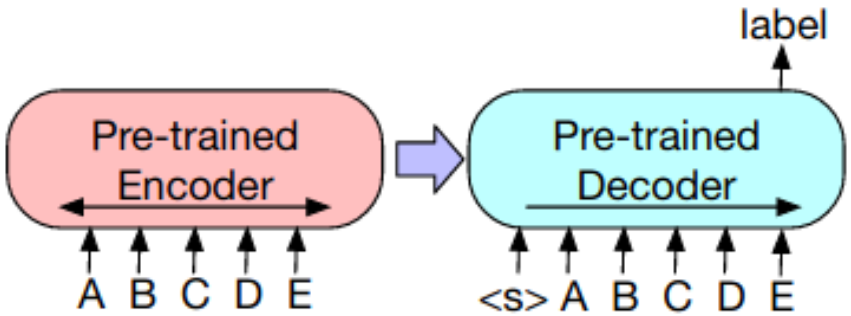
- BART объединяет все варианты восстановления текста:



- В итоге используется:
  - text infilling (заполнение пропусков, как в T5)
  - sentence permutation (восстановление порядка слов, как в XLNet).

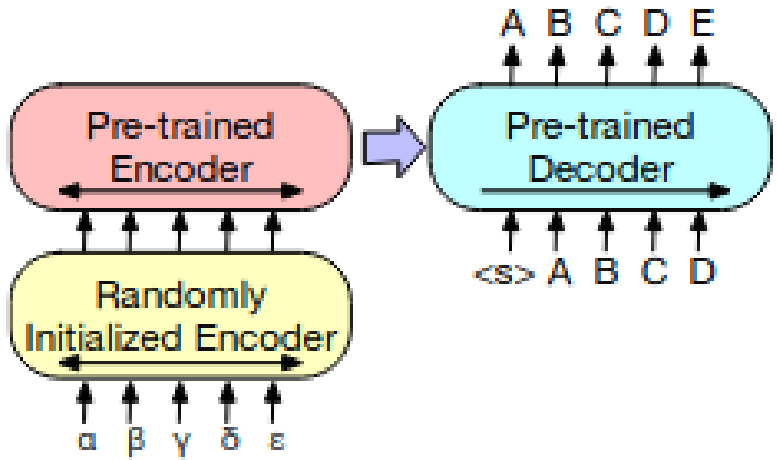
BART: постановка задачи

- При дообучении на классификацию один и тот же текст подаётся в энкодер и декодер:



BART: постановка задачи

- Для перевода добавляется ещё энкодер:



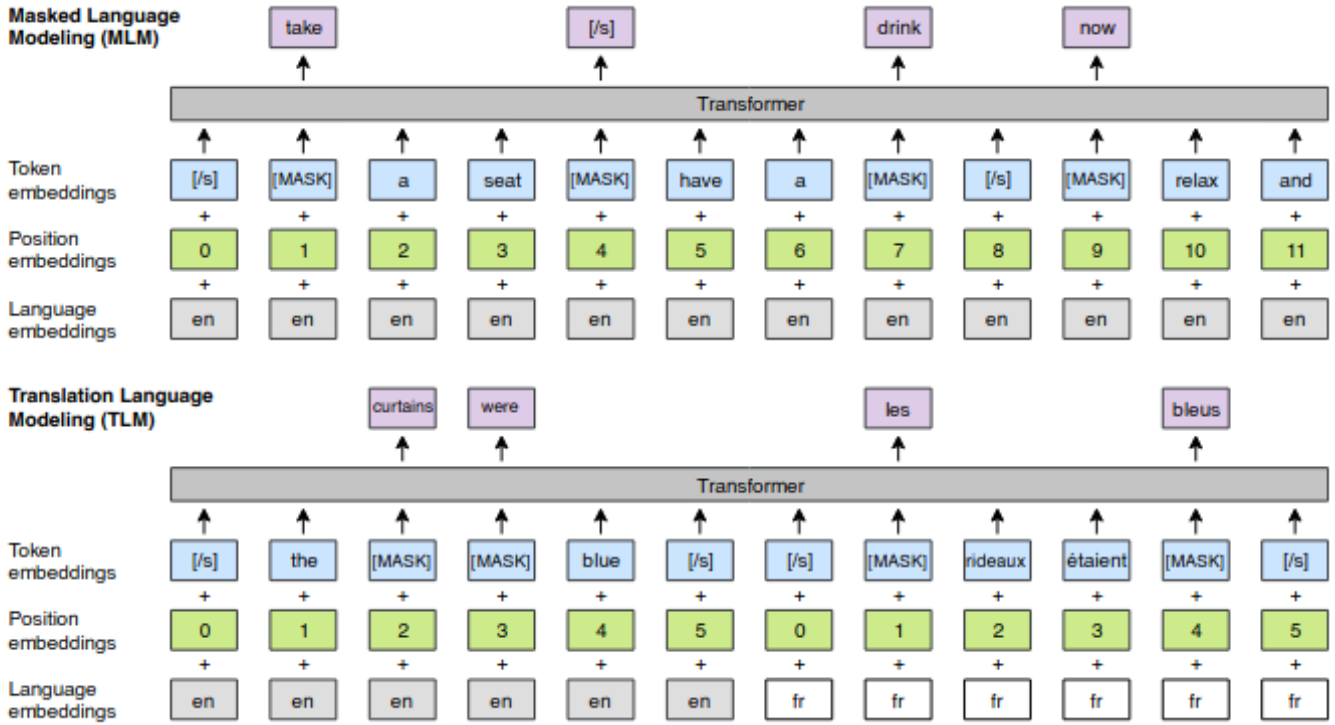
- Это нужно, чтобы адаптировать словарь модели под другой язык.

BART: применение

- Дообученный BART достигает передовых результатов на задачах порождения текста:
  - Автоматическое реферирование (суммаризация).
  - Порождение ответа на реплику в диалоге.
  - Малоресурсный машинный перевод

XLM

- XLM – это модификация мультиязычного BERT, которая дополнительно обучается на языковое моделирование с переводом (Translation Language Modeling):



XLM: применение

- Инициализация для разных задач на языках, отличных от английского.
- Инициализация модели для машинного перевода.
- Языковое моделирование для малоресурсных языков.
- Побочный эффект – эмбеддинг перевода слова оказывается близок к исходному эмбеддингу.

Мультиязычные модели

- XLM-R – модификация XLM, где вместо BERT взята Roberta.
- Наблюдения при обучении модели:
  - Чем больше языков, тем хуже качество в среднем.
  - Язык, отсутствующий в модели с малым числом языков, может иметь качество выше, чем когда он в ней появится.

Мультиязычные модели

- XLM-R – модификация XLM, где вместо BERT взята Roberta.
- Наблюдения при обучении модели:
  - Чем больше языков, тем хуже качество в среднем.
  - Язык, отсутствующий в модели с малым числом языков, может иметь качество выше, чем когда он в ней появится.
  - Мультиязычные модели выигрывают за счёт увеличения размеров словаря.
  - Обучаться надо с большим батчом (8тыс. примеров).
- После модификаций основной выигрыш на малоресурсных языках.

Мультиязычные модели

- mT5 – многоязычная версия T5 (107 языков).
  - Наибольшая по размеру модель (T5-XXL – 11 миллиардов параметров).
- мультиязычный BART (25 языков)
  - Позволяет достичь SOTA на машинном переводе, особенно для малоресурсных языков.
  - Хорошее предобучение для суммаризации.

Модели для русского

- ruBERT, conversational ruBERT (DeepPavlov)
- SentenceBERT (DeepPavlov)
- GPT (Сбербанк) – 4 модели, от medium до xxlarge.
- YaLM (Яндекс, закрытая).
- RoBERTa (Сбербанк)
- T5 (Сбербанк)